THÈSE DE DOCTORAT

de l'Université de recherche Paris Sciences et Lettres
PSL Research University

Préparée à MINES ParisTech

Étude de la quantification des incertitudes en analyse de cycle de vie des bâtiments

Ecole doctorale n°432 SCIENCES DES MÉTIERS DE L'INGÉNIEUR

Spécialité ÉNERGÉTIQUE ET PROCÉDÉS

Soutenue par **Marie-Lise PANNIER**
le 24 Octobre 2017

Dirigée par **Bruno PEUPORTIER**
Co-encadrée par **Patrick SCHALBART**

COMPOSITION DU JURY :

Mme Cécile BULLE
CIRAIG – Université de Montréal, Rapporteuse

M. Étienne WURTZ
CNRS, LEB, CEA-INES, Rapporteur

M. Patrick ROUSSEAUX
IRIAF – Université de Poitiers, Président du jury

M. Bertrand IOOSS
EDF R&D, Examinateur

M. Laurent MORA
Université de Bordeaux, Examinateur

M. Christophe GOBIN
VINCI Construction France, Examinateur

M. Bruno PEUPORTIER
CES - MINES ParisTech PSL, Examinateur

M. Patrick SCHALBART
CES - MINES ParisTech PSL, Examinateur

Invitées au jury

Mme Isabelle BLANC-SOMMEREUX	OIE - MINES ParisTech PSL
Mme Adélaïde FERAILLE	LVMT - École des Ponts ParisTech

Remerciements

Après trois ans d'incertitudes, je souhaite remercier toutes les personnes qui ont contribué à lever les doutes rencontrés au cours de cette aventure si particulière que représente une thèse.

En premier lieu, je tiens à remercier Bruno Peuportier de m'avoir proposé ce stage puis cette thèse. Merci pour ta confiance et merci de porter et d'inspirer l'équipe au travers de ton engagement et ta vision.

Cette thèse doit aussi énormément à Patrick Schalbart. Si tes appels téléphoniques du mois d'août 2014 ont fortement contribué au démarrage de cette thèse, ton implication, ta patience et ta rigueur m'auront aussi beaucoup aidé à la terminer.

Je souhaite ensuite remercier Cécile Bulle et Etienne Wurtz d'avoir accepté d'examiner ce manuscrit, ainsi que tous les membres du jury, présidé par Patrick Rousseaux, pour les échanges et regards critiques portés sur ces travaux. J'adresse également ma gratitude à tous les acteurs de la Chaire écoconception des ensembles bâtis et des infrastructures pour le soutien apporté et l'ouverture interdisciplinaire.

Un grand merci à tous les membres de l'équipe ETB : Thomas, Maxime, Charlotte, Guillaume, Simon, Marie, Michael, Mija, Fabio, Eric, Long, Durca, … et tous les autres ! Merci donc dompteurs de BBC ou neqBB, amateurs de pause thé avec ou sans petits pains, et de gâteaux avec ou sans cannelle, représentants de la première ou de la seconde catégorie de doctorants (que j'ai fini par rejoindre, déjouant de fait vos pronostics !), joueurs de Mölkky, skieurs débutants ou confirmés, farceurs du 1er avril… pour ce fort esprit d'équipe et de partage rendant le cadre de travail très agréable.

Bien sûr, merci également à Tyelkormo, Thangorodrim, Tilion et Hallatan de me pas m'avoir lâché -trop souvent- au cours de ces centaines d'heures de calcul (ce qui était loin d'être gagné après les mésaventures de début et fin de stage !).

Merci à Stéphane, Jean-Louis et Renaud d'Izuba énergies pour le temps consacré et pour votre patience. Et merci aux start'upeurs de Kocliko pour l'aide sur Python et pour la possibilité d'utiliser le désormais célèbre compo occupants !

Merci d'avoir été si concilient Bernard et Franz, et merci Mirka, Florence et Fariba pour votre chaleureux accueil (et pour vos délicieux cookies !).

Pour le support administratif et technique merci à Joëlle, Rocio, Isabelle et Philippe et merci également à Matthildi, Romain, Alice, Rodrigo, Sahar, Shan, Egoi, Iran ... et tous les membres du CES. Je tiens aussi à remercier toutes les personnes rencontrées dans le cadre de l'association DoPaMines pour votre enthousiasme dans l'organisation d'événements conviviaux.

Remerciements

À mes chères colocs, j'adresse des remerciements très chaleureux. Merci Emilie, Veronica, Sandra, Alex et Charline pour les très bons moments passés ensemble, pour nos mémorables dîners aux thèmes si créatifs, pour toutes les petites attentions du quotidien et les délicieux mets qui apparaissent miraculeusement sur la table, pour la découverte de la Gym Suédoise, pour la passion des chants de Noël, mais aussi pour votre soutien, tellement précieux, lors de la dernière ligne droite de cette thèse.

À Lisajou et Hannajou, un grand merci pour les supers week-ends, en Alsace ou ailleurs, composés de tarot et de bonbons, qui m'ont permis de déconnecter et de refaire le plein d'énergie ! À quand ce fameux voyage à Rome ?? Et mille mercis pour votre soutien, et pour votre présence qui m'a fait très plaisir lors de la soutenance ! Thomas, Chef, Olivier, merci pour les bons moments, et pour les vacances au soleil ! Et merci aux colocs de Briis.

Gwendo et Ludo, je vous remercie très sincèrement pour votre confiance. Et merci à toi Manon, ma filleule, dont les sourires de bébé ont été une grande source de motivation.

Enfin, je remercie et j'adresse toute mon affection à ma famille et en particulier à ma mamie, pour ses encouragements, et à mes parents : merci de croire en moi et merci pour votre disponibilité, votre présence et votre soutien de toujours, quels que soient mes projets.

Table des matières

Remerciements ..... **i**

Table des matières ..... **iii**

Nomenclature ..... **vii**

Executive Summary ..... **xvii**

Introduction **1**

Chapitre 1. Incertitudes en analyse de cycle de vie des bâtiments **5**

1.1. Vers une réduction des impacts environnementaux des ensembles bâtis 6

1.2. Incertitudes : vocabulaire et notations 7

1.3. Analyse de cycle de vie des bâtiments et incertitudes associées 9

1.3.1. Démarche d'analyse de cycle de vie 10

1.3.2. Spécificités des ensembles bâtis 13

1.3.3. Incertitudes et robustesse des résultats 20

1.4. Méthodes de quantification des incertitudes 28

1.4.1. Outils de quantification des incertitudes 28

1.4.2. Analyse d'incertitude 29

1.4.3. Analyse de sensibilité 33

1.5. Application des méthodes de prise en compte des incertitudes en ACV des bâtiments 42

1.5.1. Identification de facteurs incertains influents 43

1.5.2. Propagation d'incertitudes 46

1.5.3. Prise de décision dans un contexte incertain 47

1.5.4. Cas des incertitudes sur les choix de long terme 51

1.6. Conclusion du chapitre 53

Chapitre 2. Modélisation environnementale des bâtiments **55**

2.1. Introduction du chapitre 56

2.2. Outils de modélisation utilisés pour la prise en compte des incertitudes en ACV du bâtiment 56

2.2.1. Choix d'un outil d'ACV des bâtiments 56

2.2.2. Description de la suite logicielle 57

2.2.3. Modèles complémentaires 65

2.3. Bases de données environnementales et indicateurs environnementaux utilisés 73
2.3.1. Données environnementales 73
2.3.2. Indicateurs environnementaux 74
2.4. Description des cas d'étude 78
2.4.1. SED des cas d'étude 79
2.4.2. ACV des cas d'étude 82
2.4.1. Incertitudes prises en compte 94
2.5. Conclusion du chapitre 96
Chapitre 3. Identification de facteurs incertains influents 99
3.1. Démarche d'identification des facteurs influents 100
3.2. Méthodes d'analyse de sensibilité employées 101
3.2.1. Sélection des méthodes d'AS 101
3.2.2. Analyse de sensibilité minimum – maximum (MMSA) 102
3.2.3. Plan de Plackett et Burman 103
3.2.4. Criblage de Morris 107
3.2.5. Coefficient de régression standard 111
3.2.6. Calcul d'indices de Sobol 113
3.2.7. Méthode de lissage par régression polynômiale locale 116
3.3. Critères pour la comparaison des performances des méthodes 120
3.4. Facteurs incertains considérés dans le cas d'étude 122
3.5. Présentation des résultats et discussion 126
3.5.1. Résultats des méthodes d'AS 126
3.5.2. Étude de l'origine des écarts 137
3.5.3. Adaptation des méthodes 138
3.5.4. Cas d'application réel 143
3.5.5. Étude de l'influence du niveau de variance 146
3.5.6. Facteurs incertains identifiés 147
3.6. Choix des méthodes 147
3.6.1. Synthèse des performances des méthodes 147
3.6.2. Augmentation du nombre de facteurs incertains 151
3.6.3. Influence sur la collecte de données 152
3.7. Conclusion du chapitre 152
Chapitre 4. Comparaison de variantes incertaines 155
4.1. Démarche pour la comparaison de variantes incertaines 156

4.1.1. Sélection des facteurs incertains du modèle et incertitude correspondante 158
4.1.2. Amélioration de la caractérisation des incertitudes 158
4.1.3. Propagation des incertitudes en comparaison de variantes 162
4.1.4. Détermination de la meilleure variante 162
4.1.5. Étude de la robustesse des résultats 165
4.1.6. Synthèse 166
4.2. Facteurs incertains retenus 166
4.2.1. Caractérisation de l'incertitude 166
4.2.2. Prise en compte des variables catégorielles dans les AS 173
4.3. Comparaison de deux variantes constructives 180
4.3.1. Analyse de sensibilité 181
4.3.2. Analyse d'incertitude 185
4.3.3. Détermination d'une meilleure variante 187
4.4. Comparaison de plus de deux variantes 193
4.4.1. Comparaison de trois variantes constructives 193
4.4.2. Comparaison de quatre variantes énergétiques 202
4.5. Robustesse des résultats 212
4.5.1. Comparaison de variantes constructives 212
4.5.2. Comparaison de quatre variantes énergétiques 217
4.6. Conclusion du chapitre 220
Conclusions et perspectives 223
Références bibliographiques 229
Annexes 253
Annexe A. Démarche d'analyse de cycle de vie 254
Annexe B. Indicateurs environnementaux 260
Annexe C. Prise de décision dans un contexte multicritère 266
Annexe D. Analyse d'incertitude 271
Annexe E. Compléments sur les analyses de sensibilité 277
Annexe F. Principe de fonctionnement de *Pléiades*+COMFIE 285
Annexe G. Hypothèses du modèle dans l'outil novaEQUER 288
Annexe H. Séminaire international sur les indicateurs environnementaux 293
Annexe I. Séminaire international sur l'application de l'ACV dans les projets urbains 303

Table des matières

Annexe J. Modélisation des maisons INCAS 317

Annexe K. Valeurs de normalisation 348

Annexe L. Résultats des méthodes d'AS 350

Annexe M. Facteurs incertains retenus 391

Annexe N. Résultats des comparaisons de variantes incertaines 424

Résumé 460

Nomenclature

Lettres latines

A	Matrice des termes d'échange entre mailles (modèle thermique)	[-]
A	Matrice technologique (ACV)	[-]
A	Plan d'expérience (indices de Sobol)	[-]
a	Borne inférieure de la plage de variation d'un facteur	[-]
A_B^i	Plan d'expérience composé des plans A et B (indices de Sobol)	[-]
a_i	Borne inférieure de la plage de variation	[-]
a_{ij}	Coefficients de la matrice A : quantité d'entrée du procédé i nécessaire pour créer une unité de j	[-]
$a_i^{(s)}$	Coefficient de la matrice A du plan d'expérience pour la calcul des indices de Sobol : valeur du facteur i à la s-ième simulation	[-]
B	Matrice des échanges avec l'environnement (ACV)	[-]
B	Plan d'expérience (indices de Sobol)	[-]
B	Terme du système réduit (modèle thermique)	[-]
b	Borne supérieure de la plage de variation d'un facteur	[-]
B_A^i	Plan d'expérience composé des plans A et B (indices de Sobol)	[-]
b_i	Borne supérieure de la plage de variation	[-]
$b_i^{(s)}$	Coefficient de la matrice B du plan d'expérience pour la calcul des indices de Sobol : valeur du facteur i à la s-ième simulation	[-]
b_{kj}	Coefficients de la matrice B : quantité d'entrée de substance k extraite ou émise lors de la création d'une unité de j	[-]
C	Nombre d'indicateurs environnementaux	[-]
C	Matrice des capacités (modèle thermique)	[J/K]
C	Variable catégorielle	[-]
c	Nombre de critères	[-]
C_m	Capacité thermique de la maille (modèle thermique)	[J/K]

Nomenclature

C_{Nv}^{2}	Coefficient binomial donnant le nombre de parties de deux éléments parmi Nv éléments	[-]
CV	Coefficient de variation	[-]
d_i^*	Distance euclidienne à l'origine du graphique de Morris	[-]
d_{max}	Distance maximale entre deux points du voisinage	[-]
E	Espérance	[-]
E	Matrice d'échange entre mailles et sollicitations (modèle thermique)	[-]
e	Vecteur des émissions et extractions du système	[-]
EE	Effets élémentaires	[-]
EV	Variance élémentaire	[-]
F	Terme du système réduit (modèle thermique)	[-]
f	Équations du modèle numérique	[-]
f_0	Moyenne des sorties pour le calcul d'indices de Sobol	[-]
f_d	Fraction mise en décharge	[-]
f_i	Fraction incinérée	[-]
G	Matrice reliant les sorties aux sollicitations (modèle thermique)	[-]
G	Nombre de sorties du modèle	[-]
H	Matrice de Hadamard	[-]
H	Terme du système réduit (modèle thermique)	[-]
h	Paramètre de largeur de bande	[-]
$h_{c,e}$	Coefficient d'échange superficiel convectif vers l'extérieur	[W/(m².K)]
$h_{c,i}$	Coefficient d'échange superficiel convectif vers l'intérieur	[W/(m².K)]
$h_{r,e}$	Coefficient d'échange superficiel radiatif vers l'extérieur	[W/(m².K)]
$h_{r,i}$	Coefficient d'échange superficiel radiatif vers l'intérieur	[W/(m².K)]
I	Impact	[-]
i	Proportion incinérée	%
I_o	Matrice identité d'ordre o	[-]
I_A	Impact de la variante A	$Unité/UF$
I_B	Impact de la variante B	$Unité/UF$
I_C	Impact de la variante C	$Unité/UF$

I_D	Impact de la variante D	$Unité/UF$
I_d	Impact de la mise en décharge	$Unité/UF$
I_{d_v}	Impact de la mise en décharge du verre	$Unité/UF$
$I_{é_s}$	Impact de la production d'une unité de référence d'énergie substituée	$Unité/UF$
I_{fab}	Impact à la fabrication	$Unité/UF$
I_i	Impact de l'incinération	$Unité/UF$
$I_{i\ déchets}$	Impact de l'incinération des déchets	$Unité/UF$
I_{i_v}	Impact de l'incinération du verre	$Unité/UF$
I_n	Impact du produit neuf	$Unité/UF$
I_R	Impact du recyclage	$Unité/UF$
IR	Influence relative	[-]
I_{r_v}	Impact du recyclage du verre	$Unité/UF$
I_t	Impact du traitement après usage	[-]
I_{v_n}	Impact du verre neuf	$Unité/UF$
I_{verre}	Impact du verre	$Unité/UF$
J	Matrice reliant les sorties aux températures des mailles (modèle thermique)	[-]
K	Nombre de facteurs incertains	[-]
K'	Premier entier supérieur à K respectant $K' \equiv 3\ mod\ 4$	[-]
k	Fonction noyau	[-]
M	Nombre d'harmoniques	[-]
m	Nombre de procédés unitaires de la technosphère	[-]
m_{d_i}	Masse de déchets incinérés	kg
m_{v_d}	Masse de verre mis en décharge	kg
m_{v_i}	Masse de verre incinéré	kg
m_{v_t}	Masse de verre trié	kg
N	Loi normale	[-]
N	Nombre de simulations	[-]
n	Nombre de flux élémentaires issus de l'environnement	[-]
n	Ordre de la matrice de Hadamard	[-]
n	Pas de temps	[-]

Nomenclature

N_b	Nombre de répétitions bootstrap	[-]
N_{cat}	Nombre de variables catégorielles	[-]
N_{cd}	Nombre de facteurs continus ou discrets	[-]
N_{pv}	Nombre de points dans un voisinage	[-]
N_s	Nombre de simulations dans un échantillon	[-]
Nv	Nombre de variantes à comparer	[-]
P	Matrice de passage (modèle thermique)	[-]
p	Degré du polynôme de lissage	[-]
p	Probabilité	[-]
p	Vecteur des flux élémentaires par unité fonctionnelle	[-]
PCI_d	Pouvoir calorifique inférieur des déchets	[J/kg]
Q	Nombre de niveaux	[-]
$\dot{Q_G}$	Gains thermiques (modèle thermique)	[W]
$\dot{Q_P}$	Pertes thermiques (modèle thermique)	[W]
R	Résolution de la fraction régulière	[-]
r	Nombre de répétitions	[-]
r	Proportion issue du recyclage	%
S	Indice de sensibilité	[-]
S	Terme du système réduit (modèle thermique)	[-]
S_p	Nombre de valeurs pour le paramètre d'espace	[-]
T	Champ discrétisé des températures (modèle thermique)	[°C]
$\hat{T}$	Estimateur de la variance du modèle par rapport à un facteur i	[-]
t	Temps	[s]
T_0	Terme dynamique de la température (modèle thermique)	[°C]
T_m	Température de la maille (modèle thermique)	[°C]
TS	Indice de sensibilité total	[-]
U	Loi uniforme	[-]
U	Vecteur des sollicitations (modèle thermique)	[W]
u	Fonction représentant les préférences du décideur	[-]
UF	Unité fonctionnelle	[-]

U_w	Coefficient de transfert thermique des fenêtres	[W/(m².K)]
V	Variance	[-]
v	Fonction traduisant le risque pris par le décideur	[-]
X	Plan d'expérience	[-]
X	Terme du système réduit (modèle thermique)	[-]
x	Facteurs incertains du modèle numérique	[-]
$\tilde{x}$	Coordonnées de x dans l'échantillonnage utilisé pour estimer $\hat{T}$	[-]
x^{s0}	Coordonnées de x à la simulation $s0$	[-]
Y	Sortie du modèle	[-]
Y	Vecteur des sorties (modèle thermique)	[°C]
$\hat{Y}$	Prévision du modèle	[-]
$\bar{Y}$	Moyenne des sorties du modèle	[-]
Var	Variance	[-]
w	Poids accordé à un indicateur environnemental	[-]

Lettres grecques

α	Facteur d'importance	[-]
α	Niveau de possibilité	[-]
α	Paramètre d'espace de la régression polynomiale locale	[-]
β	Coefficients du modèle de régression SRC	[-]
β_d	Coefficients du polynôme pour l'estimateur de l'espérance conditionnelle	[-]
β_{HL}	Indice de Hasofer-Lind	[-]
γ_d	Coefficients du polynôme pour l'estimateur de la variance conditionnelle	[-]
Δ	Accroissement du modèle	[-]
δ	Taille du saut dans le criblage de Morris	[-]
ε	Terme d'erreur	[-]
η_v	Rendement de valorisation à l'incinération	%
μ	Moyenne des effets élémentaires	[-]
μ	Espérance conditionnelle	[-]
μ^*	Moyenne des valeurs absolues des effets élémentaires	[-]

Φ	Fonction de répartition de la loi normale centrée réduite	[-]
ω	Fréquence	[-]
σ	Écart –type	[-]
σ	Écart –type des effets élémentaires	[-]
σ	Variance conditionnelle	[-]
τ_i	i-ème constante de temps de la zone thermique (modèle thermique)	[-]

Indices et exposants

$boot$	Répétition boostrap
Cat	Variable catégorielle
d	Degré du polynôme
g	Système couplé
i	Constante de temps
i	Facteur incertain
i	Procédé
j	Répétition
j	Une unité d'un procédé
K	Nombre de facteurs incertains
k	Substance
l	Facteur incertain
m	Facteur incertain
max	Valeur maximale
min	Valeur minimale
r	Système réduit
r	Variation relative
ref	Valeur de référence
s	Simulation
$simul$	Simulation

Autres notations et acronymes

ACV	Analyse de cycle de vie
AI	Analyse d'incertitude
AICV	Analyse de l'impact du cycle de vie
AICVF	Association des ingénieurs en climatique, ventilation et froid
AIE	Agence internationale de l'énergie
AITF	Association des ingénieurs territoriaux de France
ANR	Agence nationale de la recherche
ANSI	*American national standards institute* (Institut national de normalisation américain)
APOS	*Allocation at the point of substitution* (Allocation au point de substitution)
ARMINES	Association de recherche de l'École des Mines
AS	Analyse de sensibilité
ASHRAE	*American society of heating, refirigeration and air conditioning engineers* (Société américaine des ingénieurs en chauffage, production de froid et conditionnement d'air)
AT	Autriche
AU	Australie
AWARE	*Available water remaining* (Eau disponible restante)
BENEFIS	Bilan énergétique et environnemental fiable simple et reproductible des bâtiments
CA	Canada
CED	*Cumulative energy demand* (Demande cumulative d'énergie)
CETHI	Chauffe-eau thermodynamique
CML	Centrum voor Milieuwetenschappen Universiteit Leiden (Centre de sciences environnementales de l'université de Leiden)
CMLCA	*Life cycle assessment tool developed at Centrum voor Milieuwetenschappen Universiteit Leiden* (Outil d'analyse de cycle de vie développé au Centre de sciences environnementales de l'université de Leiden)
COIMBA	Connaissance de l'impact environnemental des bâtiments
COMFIE	Calcul d'ouvrages multizones fixé à une interface experte
COP	*Coefficient of performance* – coefficient de performance
COP	Conférence des parties

Nomenclature

COSI	*Effective algorithm for computing global sensitivity indices using the cosine transformation* (Algorithme efficace pour le calcul d'indices de sensibilité globaux utilisant la transformée en cosinus discret)
COSTIC	Comité scientifique et technique des industries climatiques
COV	Composé organique volatil
CV	*Cross-validation* (Validation croisée)
DALY	*Disability Adjusted Life Years* (Années de vie perdues)
DE	Allemagne
EASI	*Effective algorithm for computing global sensitivity indices* (Algorithme efficace pour le calcul d'indices de sensibilité globaux)
ECS	Eau chaude sanitaire
EPD	*Environnemental product declaration* (Déclarations environnementale de produit)
EFAST	*Extended Fourier amplitude sensitivity test* (FAST étendu)
EQUER	Evaluation de la qualité environnementale des bâtiments
FAST	*Fourier amplitude sensitivity test* (Test de sensibilité utilisant une analyse de Fourier)
FDES	Fiche de déclaration environnementale et sanitaire
FI	Finlande
FORM	*First order reliability method* (Méthode de fiabilité de premier ordre)
FR	France
GCV	*Generalized cross-validation* (Validation croisée généralisée)
GES	Gaz à effet de serre
GHG-P	*Greeenhouse Gases Protocol* (Protocole sur les gaz à effet de serre)
GIEC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
GPE	Garantie de performance énergétique
IBB	Maison INCAS en Béton Banché
ICV	Inventaire de cycle de vie
IDM	Maison INCAS Double Mur
ILCD	*International reference life cycle data system* (Système international de référence pour les données relatives au cycle de vie)
INES	Institut national de l'énergie solaire
INIES	Information sur les impacts environnementaux et sanitaires

IOB	Maison INCAS à Ossature Bois
MAUT	*Multi-Attribute Utility Theory* (Théorie de l'utilité multi-attribut)
MMSA	*Minimum-maximum sensitivity analysis* (Analyse de sensibilité du minimum au maximum)
novaEQUER	*Nouvelle Évaluation de la QUalité Environnementale*
NREL	*National renewable energy laboratory*
OAT	*One-factor-at-a-time* (Un facteur à la fois)
OSB	*Oriented strand board* (Panneeau de particules orientées)
PAC	Pompe à chaleur
PB	Plackett et Burman
PB-A	Plackett et Burman adapté
PCI	Pouvoir calorifique inférieur
PCC	*Partial correlation coefficient* (Coefficient de corrélation partiel)
PDF	*Potentially Disappeared Fraction* (Fraction d'espèces potentiellement disparues)
PEP	Profil environnemental de produit
PL	Polynômes locaux
PRCC	*Partial rank correlation coefficient* (Coefficient de corrélation partiel sur les rangs)
PRESCO	*Practical Recommendations for Sustainable Construction* (Recommendations pratiques pour la construction durable)
PRG	Potentiel de réchauffement global
PRS	*Predicted residual sum of squares* (Somme des carrés des résidus du modèle prédit)
PVC	Polychlorure de vinyle
RBD-FAST	*Random balance design - Fourier amplitude sensitivity test* (Plan à équilibre aléatoire pour la méthode FAST)
RT	Réglementation thermique
RTE	Réseau de transport d'électricité
SARMA	*Seasonnal autoregressive-moving-average model* (Modèle autorégressif à moyenne mobile saisonnier)
SED	Simulation thermique dynamique
SORM	*Second order reliability method* (Méthode de fiabilité de second ordre)
SRC	*Standardised regression coefficient* (Coefficient de régression standard)
SRRC	*Standardised rank regression coefficient* (Coefficient de régression standard sur les rangs)

Nomenclature

STEP	Station de transfert d'énergie par pompage
TRY	*Test reference year* (Année de référence)
UF	Unité fonctionnelle
UK	Royaume-Uni
US	États-Unis
WAVE	*Water accounting and vulnerability evaluation* (Comptabilisation de l'eau et évaluation de la vulnérabilité)
WULCA	*Water use in life cycle assessment* (Utilisation de l'eau en analyse de cycle de vie)

Executive Summary

This PhD thesis, called "Study of the uncertainties quantification in buildings life cycle assessment", aims both at providing a methodology to take uncertainties into account in the environmental assessment of buildings and at progressing towards more reliable building life cycle assessment tools.

Context

Given its high environmental impacts, the building sector has been identified as a key sector to tackle today's energy and environmental challenges. In order to efficiently reduce these impacts, an eco-design approach should be applied to new buildings or to buildings to be refurbished. The holistic life cycle assessment (LCA) methodology can be used in this frame. LCA is useful not only to assess multiple potential environmental impacts of a product during its entire life cycle but also to compare products having the same function. LCA therefore provides an aid to direct the decision towards more sustainable alternatives of a project.

It is required to have reliable and robust buildings LCA tools to ensure progress towards sustainability. The environmental modelling of buildings, however, involves making numerous assumptions concerning the building under study, its evolutions during its long life cycle, and the environmental data and methodologies. Various types of uncertainties and variabilities potentially affect the results as well as the LCA based decisions. It could balance the credibility of LCA because uncertainties are assumed to be large and they could overshadow the results. Uncertainties should however not be seen as the weakness of the LCA methodology. In fact, taking uncertainties into account helps at better understanding the impact of products, at identifying key points on which additional research should be performed, at improving the understanding of model behaviour and helps at making an enlightened decision. If uncertainties are not taken into account in a study, rich and useful information for the interpretation will be missed out.

In order to increase the confidence in LCA, the origin of the uncertainties should be studied as well as their effects on the results. This can be performed using uncertainties quantification methods. With such methods, results are statistically analysed after carrying out a large amount of simulations. It gives information about the level of uncertainty of the output (uncertainty analysis - UA) or on the factors that have the most influence on the results (sensitivity analysis - SA). Taking uncertainties into account means skipping from the usual deterministic analysis (one LCA simulation

for one impact assessment) to a statistical approach (performing numerous simulations to get a probability distribution of the impact values).

The LCA community recognises the importance of studying the effect of uncertainties on the results, and this issue of uncertainties now arises in building LCA. Uncertainties quantification methods should therefore be applied to building LCA. That means they should be applicable to the entire life cycle including the use phase (which contributes to a large extend to the impacts) and its temporal dynamics. The methods should be able to consider the various sources of uncertainty occurring and the multicriterial nature of LCA. In order to choose the most sustainable alternatives of a project, uncertainties quantification methods should be adapted to a comparison context. Finally, given the limited time available for building LCA projects, the methods should be able to give precise results in a reduce computation time.

Objectives

The thesis presents a contribution to the development of a methodology to take uncertainties into account in building LCA. The objective is to progress towards more reliable building LCA tools (1) in studying the sources and effects of uncertainties on the results, and (2) in using the uncertainties to give additional information helping to choose the most sustainable alternatives of a project.

Thesis content

In order to meet these objectives, uncertainties quantification methods (UA and SA) are surveyed and their application in LCA and building LCA are reviewed in **Chapter 1**. SA methods are increasingly used in LCA. They consist in ranking uncertain factors according to their influence. Knowing their influence helps simplifying the input of the LCA modeling and reducing the data collection effort: the less influential factors are kept at their reference values while additional data are collected for the most influential ones. The choice of a SA method is seldom justified in building LCA, and using the SA methods recommended for their precision would require too much calculation time for an application in dynamic building energy simulation (DBES) and building LCA. One of the identified research line thus deals with the choice of adapted SA methods for building LCA. Furthermore, LCA being often used to compare alternatives, uncertainties quantification methods should be valid in a comparison context. Recommendations have already been made concerning the way to perform UA, i.e. to propagate uncertainties, in such contexts. The way to identify the most influential factors and the impact of the choice of the uncertainty distributions have however not been investigated. The second research line therefore consists in the improvement of a methodology to quantify uncertainties in a comparison context and aims at improving the reliability of the results.

Uncertainties quantification methods require a lot of simulations. Moreover, specific models are required to take correctly into account some sources of uncertainty such as the variability of the

building occupancy, the variability of the climate and uncertainties linked to environmental data and impacts. Collaborative computing developments have therefore been performed to allow statistical studies in the eco-design software suite Pléiades, which consists in DBES and building LCA tools. They are presented in **Chapter 2**. The case study, a passive single family house, is also presented in this Chapter.

A study of the most adapted SA methods for building LCA is performed in **Chapter 3**. Many SA methods are available. They have different computation cost vs. precision compromise and are not always applicable depending on the model (linearity, monotonicity, presence of interactions). The performances of five SA methods were compared to the performance of a reference method (Sobol indices calculation). This wide range of methods represent several categories of SA methods: screening methods (design of experiment – DoE, and elementary effect), global methods (regression-based and variance-based) and a metamodelling approach. The following criteria were used for the comparison: (i) the estimation of the relative influence of each uncertain factor, (ii) the ranking of the factors, (iii) the number of factors required to account for a certain share of the output variance, (iv) and the computational cost. The comparison was performed using the case of a passive single family house made of concrete considering 22 uncertain factors. The results show that despite their different precision vs computational cost compromises, all the methods identified the same set of influential factors. In this case study, for most environmental indicators, they consisted in the building lifetime, the choice of the methodology to account for the impact of the electricity mix, and factors affecting the energy consumption. However, the relative influence of the factors differed. The origin of the differences in the quantification of uncertainty between the six SA methods was investigated and two new method adaptations were studied in order to obtain precise results in a reasonable simulation time. Based on the methods applicability (quantification of non-linear effects, interactions, number of simulations required), an aid to choose the most adapted method in the context of building LCA is proposed. It takes the form of a decision tree, whose reliability should be further investigated through additional cases study. Choosing one or more SA methods using this decision tree can be useful in a research perspective (identification of research lines on which further work is required to reduce the uncertainty in the output) as well as in an operational perspective (identification of design parameters whose values should be carefully chosen).

In **Chapter 4**, a methodology is proposed to take into account uncertainties in a comparison context. It includes performing UA and SA and helps making a decision with a given level of confidence, by focusing on the environmental indicators whose impact differs significantly from one alternative to another one. The methodology originality consists in performing the SA before the UA step. In the SA, a dependant sampling is used for the common uncertain factors. Furthermore, rather than performing SA on each separate alternative (as usually done), SA is performed on a metric that compares the alternatives (e.g. the impact differences between two alternatives). For the factors identified to be influential in a comparison context, the uncertainty characterisation is improved

before propagating the uncertainty (i.e. before performing the UA). The less influential factors in the comparison context are also included in the UA, with a default characterisation of uncertainty. After the uncertainty propagation, the probability that one alternative has lower impacts is calculated for each indicator. This allows us to quantify the degree of confidence that a decision maker can have in the choice of an alternative. In addition, the distribution of the difference between the impact values of two alternatives is also computed. If the difference is always small for one indicator, choosing one alternative or another one has little effect for this environmental aspect. Knowing the difference between the impact values thus gives more information to the decision maker. It is then encouraged to base the decision on indicators for which the choice of an alternative leads to significant environmental difference. The proposed methodology was applied to compare two to four alternatives of a single family house. 161 uncertain factors were considered. They represent various sources of uncertainty occurring in building LCA. When more than two alternatives are compared, pairwise comparison is performed. In this case study, there are only little differences between the impacts of the alternatives but for some indicators it was possible to choose a better alternative (or a group of best alternatives) with a given level of confidence. The results also showed that the number of simulations to perform in the UA step can stay small when using an efficient sampling strategy (e.g. Sobol sequences). The results robustness was investigated by studying the meta-uncertainty (uncertainty in the estimation of uncertainty). The most influential parameter in the choice of the uncertainty distribution was found to be the expected value. That means that if the expected value of uncertain factors is well known, the risk is low that uncertainties induce a change in the ranking of alternatives. This lesson highlights the importance of the step of improvement of the uncertainty characterisation (performed between the SA and the UA) to define more precisely the values that an uncertain factor can take.

Some research perspectives are developed in the **outlook**. The proposed methodology for a consistent assessment of uncertainties in building LCA could be improved to take into account prospective scenarios concerning the evolution of the building and its context during the long building lifetime. Furthermore, the approach could be extended to larger spatial scale such as districts.

Introduction

Positionnement du sujet

Les ressources naturelles sont limitées, tout comme la capacité des écosystèmes à s'adapter aux atteintes qui leurs sont portées. Mais les activités humaines impactent significativement ces systèmes de par les prélèvements trop importants de ressources[1] et les dégradations des habitats et pollutions en résultant (Steffen et al., 2004). Cela engendre des dommages aussi bien sur la biodiversité que sur la santé.

L'un des impacts, associé de manière très probable aux activités humaines, concerne le réchauffement climatique global (IPCC, 2013). Il résulte de la consommation accrue en énergie issue de ressources fossiles, depuis le début de l'industrialisation, et a de multiples conséquences. Face à l'urgence d'agir pour résoudre ce problème, des objectifs sont fixés à l'échelle mondiale (accord de Paris lors de la COP 21), régionale (cadre européen sur le climat et l'énergie pour 2020, 2030 et 2050[2]) ou encore nationale (facteur 4). Ils visent à réduire la consommation en énergies fossiles et à limiter les émissions de gaz à effet de serre, responsables du réchauffement. Plus généralement, l'adoption d'un mode de développement plus durable, « qui répond aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures à répondre aux leurs » (Brundtland et World Commission on Environment and Development, 1987), est nécessaire pour réduire la pression exercée sur la planète et limiter les dommages qui y sont causés. En France, les lois Grenelle I et II fixent les objectifs d'un engagement national pour l'environnement allant dans ce sens.

Le secteur résidentiel-tertiaire occupe une place particulière dans l'atteinte de ces objectifs en France, comme dans le monde. Consommant à lui seul plus de 40 % de l'énergie finale (ADEME, 2015a) et plus des deux tiers de l'électricité (SOeS, 2015), ce secteur constitue un gisement considérable d'économies d'énergie. De plus, près de 20 % des émissions nationales de gaz à effet de serre sont directement attribuables à ce secteur (ADEME, 2013a ; CITEPA, 2013a). Mais outre sa consommation énergétique importante et sa contribution au changement climatique, ce secteur est également est responsable de près des trois quart de la production de déchets (Ghewy, 2013), et participe à l'artificialisation des sols. De plus, il est le deuxième secteur le plus consommateur d'eau après l'agriculture (SOeS, 2012a), et contribue à des émissions de polluants dans l'air, l'eau ou le sol (CITEPA, 2013a). Ainsi, une action sur ce secteur, au cœur de nos modes de vie, s'impose. Cela passe

[1] http://www.overshootday.org/

[2] https://ec.europa.eu/clima/policies/strategies_fr

par l'accélération de la rénovation du parc de bâtiments existants et en particulier des logements, par le renforcement des performances énergétiques des nouvelles constructions, mais aussi par un changement dans la planification urbaine : réduction des besoins en transports et de l'artificialisation des sols (ADEME, 2013b)[3].

Pour limiter les impacts du secteur, il est nécessaire d'appliquer une démarche d'écoconception aux ensembles bâtis, qu'ils soient neufs ou fassent l'objet d'une rénovation. Cette démarche doit permettre de prendre en compte l'ensemble des impacts potentiels intervenant au cours du cycle de vie des bâtiments afin d'éviter de déplacer les émissions de polluants d'un problème environnemental vers un autre ou bien d'une étape du cycle de vie vers une autre. Pour ce faire, l'analyse de cycle de vie (ACV) est particulièrement adaptée. Outre l'évaluation des performances environnementales d'un produit, l'ACV offre la possibilité de comparer les impacts environnementaux de produits assurant la même fonction sur tout leur cycle de vie, et permet à ce titre d'aider au choix des variantes de conception les plus respectueuses pour l'environnement. L'ACV est appliquée depuis le début les années 1990 aux bâtiments (Polster, 1995) et son utilisation tend à se développer, par exemple, au travers de l'expérimentation actuelle d'un label de bâtiment, E+C-[4], complémentaire à la réglementation thermique actuelle, et en partie basé sur cette approche.

Pour orienter les choix vers les variantes bâties les plus durables, il est nécessaire de disposer d'outils fiables et robustes. Or, la modélisation environnementale des bâtiments par l'ACV nécessite de faire un grand nombre d'hypothèses, aussi bien sur le bâtiment et ses éventuelles évolutions au cours de son cycle de vie, que sur les données environnementales utilisées pour l'évaluation. Des incertitudes pèsent sur l'ensemble de ces éléments (Huijbregts, 1998a ; Björklund, 2002), affectant potentiellement les résultats des ACV. Cela peut remettre en cause la fiabilité de la méthode, tant les incertitudes sont jugées importantes (Heijungs et Huijbregts, 2004). Néanmoins, elles ne doivent pas être vues comme une faiblesse. En effet, la prise en compte des incertitudes permet d'améliorer la connaissance des impacts associés à un produit, d'identifier les points-clés sur lesquels des recherches complémentaires devraient être menées (Heijungs, 1996), d'améliorer la compréhension du comportement du modèle (Lacirignola et al., 2017) et d'aider à la prise de décision (Andrianandraina, 2014 ; Muller, 2015). Ne pas considérer les incertitudes revient à se passer d'informations riches et utiles à l'interprétation des résultats.

Afin d'augmenter la confiance dans les résultats, la problématique de la quantification des incertitudes se développe depuis peu en ACV des bâtiments. Mais le plus souvent, des analyses partielles ont été réalisées : considération des incertitudes sur les matériaux uniquement (Wang et Shen, 2013 ; Cousins-Jenvey et al., 2014 ; Hoxha et al., 2014) sans prise en compte des besoins de

[3] http://www.planbatimentdurable.fr/

[4] http://www.batiment-energiecarbone.fr/ et http://www.batiment-energiecarbone.fr/wp-content/uploads/2017/06/referentiel-energie-carbone-methode-evaluation-2017-07-01.pdf

chauffage, des consommations d'eau ou encore du transport des occupants. Dans de rares études, le bâtiment a bien été considéré dans sa globalité (Huijbregts et al., 2003 ; Suh et al., 2014 ; Heeren et al., 2015). À notre connaissance, les critères de choix des méthodes de quantification des incertitudes les plus adaptées à notre contexte n'ont pas été étudiées. Lors de la comparaison de variantes en présence d'incertitudes, seules deux variantes sont étudiées et l'incertitude sur la caractérisation des incertitudes n'a pas été étudiée. L'effet des scénarios de long terme (évolution du bâtiment, du contexte énergétique et climatique, procédés de traitement en fin de vie…) commence à être étudié (Fouquet et al., 2015 ; Roux, 2016 ; Waddicor et al., 2016) mais n'a pas été intégré à un processus plus global de quantification des incertitudes. De plus, les études menées concernent le plus souvent un bâtiment ; les incertitudes ont très rarement été quantifiées à l'échelle d'un quartier (Mastrucci et al., 2017a). Enfin, il faut garder à l'esprit qu'en conception, un temps limité est généralement consacré aux études d'ACV des bâtiments, alors que les temps de calcul des méthodes de quantification peuvent être longs, en particulier dans un processus d'écoconception global lorsque les aspects dynamiques liés à la thermique du bâtiment sont inclus via la simulation énergétique dynamique (SED).

Objectifs scientifiques

Ce travail de thèse s'inscrit dans ce contexte. Il a pour objectif de définir les incertitudes présentes en ACV des bâtiments, de les quantifier en utilisant des méthodes adaptées au contexte et ainsi de progresser vers des outils plus fiables. Il est nécessaire d'appliquer ces méthodes au cycle de vie complet des bâtiments, et notamment à la phase d'utilisation et aux dynamiques temporelles qui lui sont associées. De plus, les diverses sources d'incertitudes pouvant intervenir en ACV des bâtiments doivent être prises en compte. Ces aspects nécessitent des développements particuliers pour coupler plusieurs modèles (SED, ACV, modèle de fonctionnement du système électrique), et automatiser les nombreuses simulations à mener pour quantifier les incertitudes.

Pour apporter des informations sur les actions à mener en priorité pour réduire les incertitudes, les facteurs les plus influents doivent être identifiés en utilisant des méthodes à la fois précises et peu coûteuses en temps de calcul. Pour étudier l'effet des incertitudes, la dispersion des sorties peut être étudiée. Cela est important dans le contexte de la comparaison de variantes de bâtiment, où il convient de bien caractériser les incertitudes sur les facteurs et d'évaluer de manière cohérente les incertitudes sur toutes les variantes par des propagations d'incertitudes. La méthodologie de prise en compte des incertitudes en comparaison de variante doit donc être enrichie pour permettre de déterminer à un niveau de confiance donné une meilleure variante (ou éventuellement un groupe de meilleures variantes dans le cas de la comparaison de plus de deux variantes). Enfin, pour aider au choix de la variante la plus durable, l'aspect multicritère de la décision doit être pris en compte.

Démarche proposée

Pour répondre à ces objectifs, la première étape consiste à réaliser un état de l'art sur les incertitudes en ACV des bâtiments (chapitre 1). Ce chapitre permet des recenser les sources d'incertitudes pesant sur les résultats et les méthodes existantes pour les prendre en compte.

Les méthodes de quantification des incertitudes identifiées nécessitent la réalisation d'un grand nombre de simulations. De plus, la prise en compte de certaines sources d'incertitudes (variabilité liée à l'occupation ou au climat, incertitudes sur les données environnementales et incertitudes sur la contribution aux impacts environnementaux) fait appel à des méthodes et outils spécifiques. Des développements informatiques collaboratifs sont donc réalisés autour de l'outil d'écoconception des bâtiments par ACV retenu (la chaîne logicielle constituée de *Pléiades*+COMFIE et novaEQUER). Ils sont présentés au chapitre 2.

Dans l'objectif de déterminer les facteurs les plus influents en ACV des bâtiments, des méthodes d'analyse de sensibilité (AS) sont utilisées. La connaissance de ces facteurs permet de déterminer sur lesquels il faut agir en priorité en vue de réduire l'incertitude sur les résultats ou d'améliorer la connaissance sur leur variabilité. Cela permet aussi pour les praticiens d'ACV de limiter le temps de collecte de données, puisque l'effort peut se concentrer sur ces facteurs lors de la phase d'inventaire. Plusieurs méthodes d'AS sont disponibles. Elles présentent des compromis coût calculatoire / précision différents et ne s'appliquent parfois qu'à certaines catégories de modèles (selon la linéarité, la monotonie, la détection des interactions). Dans le cadre de l'ACV des bâtiments, la prise en compte nécessaire des aspects dynamiques liés à la thermique du bâtiment conduit à des temps de calcul potentiellement longs et des modèles potentiellement non-linéaires dans lesquels plusieurs facteurs peuvent interagir. En conception, le temps à disposition pour réaliser une étude est assez court, d'où l'intérêt de disposer de méthodes précises mais donnant rapidement des résultats. C'est cet aspect que nous étudions au chapitre 3.

Finalement, les méthodes d'analyse d'incertitude (AI) permettent de propager les incertitudes à travers le modèle pour connaître le niveau d'incertitude en sortie résultant des incertitudes sur les facteurs incertains pris en compte. Cet aspect s'avère très important pour améliorer la connaissance sur les résultats, en particulier dans le cadre de comparaison de variantes. Une démarche de prise en compte des incertitudes appliquée au cas de la comparaison de variantes est proposée au chapitre 4. Elle intègre des AS et des AI et permet de prendre une décision à un niveau de confiance donné en se focalisant sur les aspects environnementaux qui diffèrent significativement entre les variantes. Cette démarche est appliquée au cas d'une maison individuelle en considérant plusieurs sources d'incertitudes pesant sur les résultats des bâtiments.

Chapitre 1. Incertitudes en analyse de cycle de vie des bâtiments

L'objectif de ce chapitre est de présenter la démarche d'analyse de cycle de vie des bâtiments ainsi que de mettre en évidence la présence de nombreuses incertitudes, pouvant remettre en cause les conclusions d'une étude. Afin de prendre en compte et de déterminer les effets des incertitudes sur les résultats, des méthodes de quantification des incertitudes sont à appliquer. Un état de l'art en est réalisé ici. Finalement, les cas d'application de méthodes de prise en compte des incertitudes en analyse de cycle de vie (ACV) des bâtiments sont recensés et les perspectives visant à améliorer la robustesse des résultats, sont identifiées.

1.1. Vers une réduction des impacts environnementaux des ensembles bâtis

Souvent identifié comme étant le secteur le plus énergivore, avec en France plus de 44 % de la consommation énergétique finale, soit 69 Mtep en 2013 (ADEME, 2015a), le bâtiment représente aussi un point d'action important dans la réduction des impacts environnementaux. Ce secteur, composé notamment du résidentiel et du tertiaire, est responsable de 18 % des émissions de gaz à effet de serre (ADEME, 2013a ; CITEPA, 2013a). Ces chiffres n'incluent pas les émissions indirectes, par exemple liées à la production d'électricité bien que plus des deux tiers de l'électricité soit consommée par les bâtiments (SOeS, 2015). Les matériaux de construction contribuent entre autre à l'utilisation des ressources et à la production de déchets, faisant du bâtiment le plus gros producteur de déchets avec près des trois quarts de la production (Ghewy, 2013). De plus, près de 20 % des prélèvements d'eau nets sont directement liés au bâtiment (SOeS, 2012a). Enfin, durant leur utilisation, les bâtiments contribuent à des émissions de polluants dans l'air, l'eau ou le sol (CITEPA, 2013a).

Pour limiter ces impacts et relever les défis énergétiques et environnementaux du secteur, il est nécessaire d'appliquer une démarche d'écoconception aux bâtiments et aux quartiers, qu'ils soient neufs ou fassent l'objet d'une rénovation. Lors de la conception des bâtiments et infrastructures, il s'agit de prendre en compte l'environnement, dans sa globalité, en veillant à préserver les ressources, la santé et les écosystèmes (Peuportier et al., 2013a). Ainsi, toutes les phases du cycle de vie des bâtiments doivent être considérées et il convient de prendre en compte l'ensemble des problèmes environnementaux qu'un bâtiment peu engendrer. L'approche holistique d'analyse de cycle de vie (ACV), qui permet d'évaluer et de comparer les impacts environnementaux de produits assurant la même fonction sur tout leur cycle de vie, est particulièrement bien adaptée pour l'écoconception des ensembles bâtis.

Des outils d'ACV des bâtiments ont été développés depuis les années 1990 (Polster, 1995). En conception, ils sont généralement utilisés comme outil d'aide à la décision pour guider les maîtres d'œuvre vers le choix de variantes d'ensemble bâtis plus respectueuses de l'environnement. À ce titre, de tels outils doivent fournir des résultats robustes pour éviter d'orienter les choix vers des variantes moins durables. Toutefois, de nombreuses incertitudes pèsent sur les résultats d'ACV (Huijbregts, 1998a ; Björklund, 2002). Il convient donc de bien définir les incertitudes présentes en ACV des bâtiments et de les quantifier en utilisant des méthodes adaptées afin d'étudier la robustesse des résultats et de progresser vers des outils plus fiables.

Dans ce chapitre, nous rappelons la terminologie liée aux incertitudes avant de présenter l'ACV des bâtiments et les incertitudes associées. Un état de l'art des méthodes de quantification des

incertitudes est ensuite réalisé. Enfin, les applications de ces méthodes en ACV des bâtiments sont recensées et les perspectives d'amélioration de la prise en compte des incertitudes sont identifiées.

1.2. Incertitudes : vocabulaire et notations

Les phénomènes physiques sont traduits sous forme de modèles numériques utilisant K facteurs incertains, $x = (x_1, \dots, x_K)$, des équations plus ou moins complexes, f, et fournissant une ou plusieurs sorties, Y, telles que $f(x) = Y = (y_1, \dots, y_G)$, avec G le nombre de sorties. En ACV des bâtiments, le **modèle** numérique correspond à une modélisation d'un ou plusieurs bâtiments réalisée grâce à des outils de modélisation spécifiques.

Les **facteurs incertains** sont des informations nécessaires à la simulation numérique. Ils regroupent les **entrées** (ou **variables d'entrée**) et les **paramètres** du modèle (Faivre et al., 2013). Les **variables d'entrée** sont les conditions aux limites du système à l'étude telles que les sollicitations agissant sur le bâtiment (puissances de chauffage, variables météorologiques, scénarios d'occupation…). Les **paramètres** se divisent entre **paramètres de conception** et **paramètres internes** du modèle. Les **paramètres de conception** impliquent un choix (explicite ou implicite) de l'utilisateur des outils de modélisation (géométrie, matériaux…). Les **paramètres internes** du modèle sont issus des hypothèses de modélisation faites par le concepteur de l'outil de modélisation (corrélations, bases de données…) et ne sont, par défaut, pas accessible à l'utilisateur de ces outils. Les valeurs des paramètres internes ont été définies préalablement (par exemple à partir de corrélations, de données mesurées, de jugement d'expert…) et sont considérées comme étant assez génériques pour être utilisées quelles que soient les valeurs prises par les variables d'entrées. Les grandeurs d'entrées prennent différentes formes : elles peuvent être scalaires, vectorielles ou matricielles; stochastiques ou statiques ; ou encore continues, discrètes, ou catégorielles (discrètes et non-ordonnées).

Les **sorties** sont obtenues par simulation numérique. Dans le cas de l'ACV, elles correspondent aux impacts environnementaux traduisant des problèmes ou des dommages causés à l'environnement au cours du cycle de vie du bâtiment. Les sorties qui sont exploitées dans une étude sont appelées **grandeurs d'intérêt**. Plusieurs sources d'incertitudes pèsent sur les grandeurs d'intérêt. Elles sont liées aux incertitudes sur les paramètres, aux variabilités des entrées et aux choix de modélisation des phénomènes, traduits dans les équations du modèle (figure 1-1). De plus, des **méta-incertitudes**, c'est-à-dire des incertitudes sur les incertitudes, ainsi que des **erreurs**, de mesure ou de modélisation, pèsent sur la manière de prendre en compte les incertitudes des différentes sources. Cela se répercute sur les sorties du modèle.

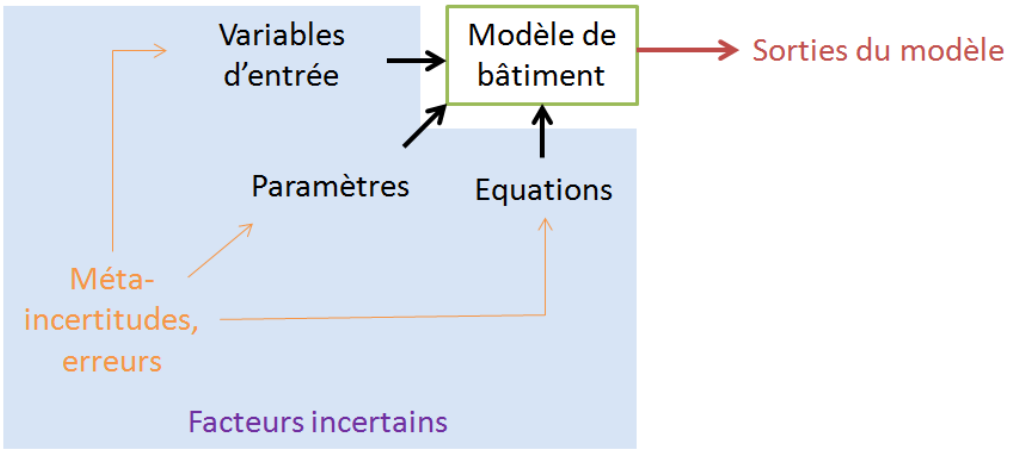
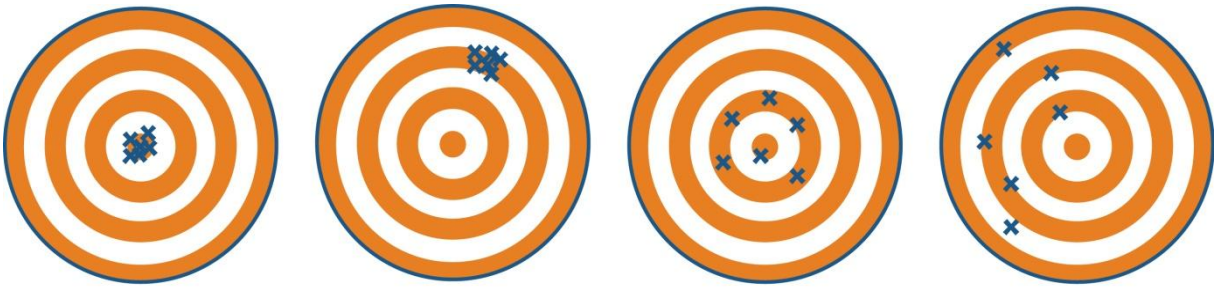


Figure 1-1. Sources d'incertitudes sur les sorties des modèles

Les sources d'incertitudes traduisent le manque de connaissance d'un système ou les variations stochastiques du système. Ces deux notions font référence aux concepts d'incertitude et de variabilité qui sont définis comme suit :

- L'**incertitude** reflète un manque de connaissance sur la valeur exacte des paramètres du modèle. En améliorant notre connaissance du système à l'étude, il est possible de diminuer l'incertitude (Björklund, 2002) et de connaître la ou les sorties du modèle de manière plus **exacte** (figure 1-2 a et c), *i.e.* sans biais, et **précise** (figure 1-2 a et b), *i.e.* avec une faible dispersion des valeurs (Goffart, 2013).
- La ***variabilité*** concerne la variation stochastique ou l'hétérogénéité naturelle des variables d'entrée du modèle. Il ne s'agit pas de la réduire mais d'améliorer la connaissance de celle-ci (Björklund, 2002), en utilisant des échantillons plus complets, pour connaître l'étendue de toutes les valeurs qu'une grandeur peut prendre.



a) Exact et précis b) Inexact mais précis c) Exact mais imprécis d) Inexact et imprécis

Figure 1-2. Exactitude et précision[5]

[5] Figure issue de : http://climatica.org.uk/climate-science-information/uncertainty

La distinction entre incertitudes épistémique (manque de connaissance) et aléatoire (variabilité) est généralement admise. Toutefois, des chercheurs considèrent que toutes les incertitudes sont épistémiques et que certains phénomènes sont interprétés comme étant stochastiques, par commodité, parce que leurs origines sont mal connues (Aven, 2010).

En se basant sur cette distinction, des sources d'incertitude spécifiques à l'ACV ont été identifiées (Huijbregts, 1998a ; Björklund, 2002). Une terminologie complémentaire est utilisée dans ce domaine (voir figure 1-3). Elle sera décrite plus en détail au paragraphe 1.3.3.3.

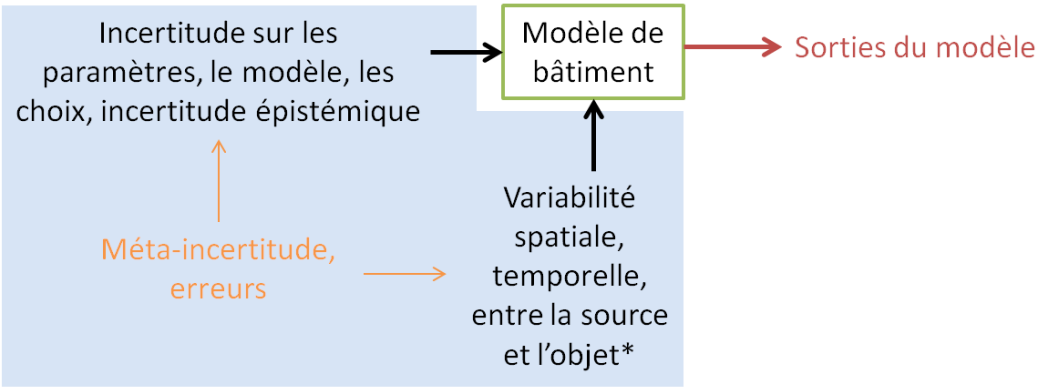


Figure 1-3. Sources d'incertitude en ACV, adapté de Huijbregts (1998a) et Björklund (2002)

**** Variabilité entre la source et l'objet : variabilité entre les individus***

Dans la suite, nous utiliserons le terme de **facteurs incertains** pour désigner l'ensemble des éléments induisant des incertitudes sur les sorties d'un modèle.

1.3. Analyse de cycle de vie des bâtiments et incertitudes associées

L'analyse de cycle de vie (ACV) est une méthode d'évaluation des impacts environnementaux d'un produit ou d'un procédé sur l'ensemble de son cycle de vie. Les émissions et extractions de substances sont comptabilisées du « berceau à la tombe », c'est-à-dire de l'extraction des ressources au traitement en fin de vie et en passant par l'utilisation du système. Les effets de ces substances sont ensuite évalués au moyen d'indicateurs environnementaux.

Il s'agit d'une approche multi-étape, considérant toutes les phases de la vie du système, et multicritère, dans laquelle plusieurs indicateurs environnementaux sont calculés. Cela permet d'éviter des déplacements des émissions de polluants, à la fois d'une phase à l'autre du cycle de vie (Finnveden, 2000), d'un problème environnemental vers un autre (Peuportier et al., 2013c), et également dans l'espace.

En plus d'être un outil d'évaluation des impacts environnementaux, l'ACV est aussi utilisée comme un outil d'aide à la décision (EC-JRC, 2010a ; Jolliet et al., 2010). Plusieurs variantes d'un même produit peuvent alors être comparées sur le plan environnemental et il est possible d'identifier des axes d'amélioration. L'étude d'ACV comparative est ensuite intégrée à la prise de décision finale qui prend également en compte les aspects financiers, techniques ou sociaux.

L'analyse de cycle de vie est apparue aux États-Unis au cours des années 1960 sous une première forme permettant d'évaluer les profils environnementaux et d'utilisation des ressources naturelles sur le cycle de vie d'un produit. Cette approche s'est développée et a été de plus en plus utilisée. Au début des années 1970, l'industriel Coca-Cola commandite une étude comparative afin d'évaluer les impacts environnementaux de différents types d'emballage de boisson (Darnay et Nuss, 1971). C'est véritablement au cours des années 1970, après les chocs pétroliers que l'approche d'ACV prend son essor. En effet, la rareté des ressources se fait sentir et une réflexion s'engage dans le but de réduire les consommations énergétiques. La pratique de l'ACV se développe en Europe à la fin des années 1980 et connaît d'importants développements méthodologiques (Finnveden, 2000). L'ACV est notamment structurée en quatre étapes (Heijungs et al., 1992) et des méthodes d'évaluation des impacts environnementaux se développent. Par ailleurs, des travaux de normalisation sont engagés au cours des années 1990. Ils ont débouché sur la publication de normes encadrant la pratique de l'ACV en 1997, 1998 et 2000. Ces normes ont été actualisées en 2006 (ISO 14040, 2006 ; ISO 14044, 2006).

Parallèlement à ces importants développements méthodologiques, la communauté de l'ACV se pose la question de la fiabilité des résultats environnementaux dès le début des années 1990 (Fava et al., 1992). Les incertitudes quant aux hypothèses prises, à la qualité des informations collectées ou encore à la manière de calculer les impacts environnementaux viennent complexifier la réalisation des études et l'interprétation des résultats (Huijbregts, 1998a). En particulier, la robustesse des résultats est nécessaire pour orienter la prise de décision, sur le plan environnemental, vers les variantes les plus durables. Depuis une dizaine d'années, les incertitudes sont de plus en plus prises en compte dans les études d'ACV, mais cette pratique n'est pas encore courante dans le domaine du bâtiment.

Dans cette partie, la démarche d'analyse de cycle de vie est présentée avant de décrire les spécificités des bâtiments et de détailler les incertitudes rencontrées en ACV des bâtiments.

1.3.1. *Démarche d'analyse de cycle de vie*

Une analyse de cycle de vie est un processus itératif composé de plusieurs étapes : la définition des objectifs, la définition du champ de l'étude, l'analyse de l'inventaire, l'évaluation des impacts et

l'interprétation. Les paragraphes suivants décrivent brièvement ces étapes qui sont présentées de manière plus détaillée en Annexe A.

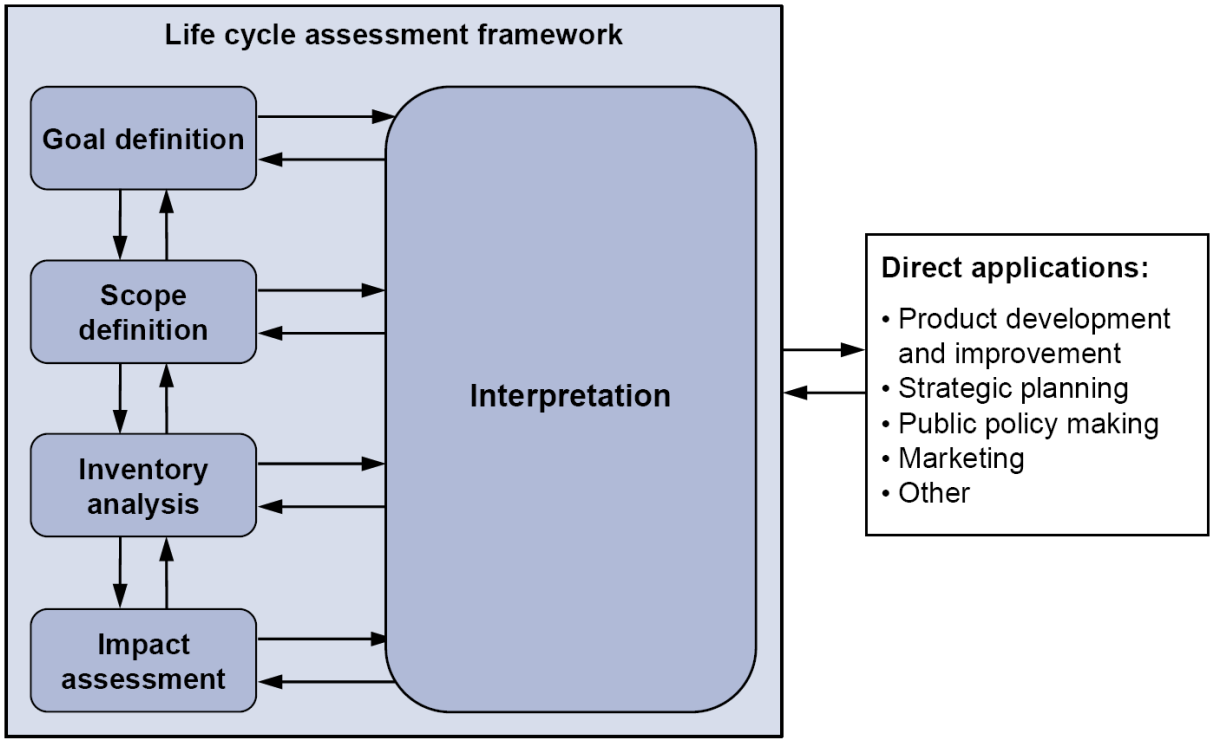


Figure 1-4. Les étapes de l'analyse de cycle de vie, issu de EC-JRC (2010a)

1.3.1.1. Définition des objectifs et du champ de l'étude

Les résultats d'une ACV dépendent directement des choix faits à ces étapes. Une bonne définition des objectifs et du champ de l'étude est nécessaire pour ne pas biaiser l'interprétation des résultats (Reap et al., 2008a). Pour des raisons de transparence et de clarté, il est important de bien mentionner le but de l'étude, son origine, le public visé, les auteurs de l'étude. Il faut également préciser les limites et les hypothèses retenues et le cadre de validité de l'étude.

Le système à l'étude doit être décrit avec précision. Pour permettre une comparaison pertinente des variantes, une unité fonctionnelle est définie. Les impacts environnementaux calculés dans les phases suivantes seront ramenés à ce flux de référence (Jolliet et al., 2010). Pour cela, l'unité fonctionnelle doit faire mention d'une fonction (p. ex. logement, bureau…), d'une quantité de référence, mais aussi d'une qualité, d'un niveau de performance ou encore d'une durée.

1.3.1.2. Inventaire du cycle de vie (ICV)

Lors de cette phase, toutes les substances extraites et émises, dans l'air, l'eau et le sol, pour la production, l'utilisation et le traitement de fin de vie du produit sont répertoriées. Pour déterminer précisément les flux de substances liés au produit étudié, il est nécessaire de disposer d'un grand

nombre de données, les plus fiables et complètes possibles. Dans la pratique, des bases de données environnementales peuvent regrouper ce type d'informations pour un grand nombre de systèmes.

De la qualité des données collectées dépendront les résultats d'ACV (Reap et al., 2008a). Certaines bases de données proposent de les noter en fonction de la fiabilité de leurs sources, du nombre de données collectées, ou encore de la validité temporelle, spatiale ou technologique de la donnée, comme par exemple la matrice de pedigree d'ecoinvent (Frischknecht et al., 2007a ; Weidema et al., 2013), basée sur les travaux de Funtowicz and Ravetz (1990) et Weidema et Wesnæs (1996).

1.3.1.3. Évaluation des impacts

À cette étape, il s'agit d'établir un lien entre les substances émises ou extraites et les problèmes causés à l'environnement. Pour cela, des indicateurs environnementaux sont calculés ; ils sont issus du regroupement et de la pondération des flux de substances émises et consommées.

L'étape d'évaluation des impacts, qui permet de faciliter la compréhension des résultats, reste critique. Le choix des catégories d'impact, des indicateurs et de leurs méthodes de calcul a une influence considérable sur les résultats de l'ACV (Dreyer et al., 2003 ; Pant et al., 2004). Même si des recommandations sur le choix des méthodologies à employer sont disponibles, par exemple au travers de l'ILCD-Handbook (EC-JRC, 2011), il est préconisé d'étudier la sensibilité aux choix de celles-ci.

De plus, la connaissance réelle des impacts d'une substance ou d'un mélange de substances sur l'environnement est encore limitée (Reap et al., 2008b). Par ailleurs, les substances contribuant aux impacts et les réponses des écosystèmes, peuvent avoir des effets à différentes échelles spatiales et temporelles. Cela est encore rarement pris en compte, même si des développements récents permettent d'améliorer ces aspects avec l'utilisation d'inventaires et de facteurs de caractérisation dépendant du temps (Levasseur et al., 2010 ; Beloin-Saint-Pierre et al., 2016) ou de l'espace[6] (Humbert et al., 2011 ; Beloin-Saint-Pierre, 2012).

1.3.1.4. Interprétation

À la fin de chaque étape et après avoir obtenu les résultats d'ACV, ceux-ci doivent être interprétés pour détecter les éventuelles incohérences et affiner l'étude. Cette phase doit permettre de répondre aux questions posées en amont de l'ACV, d'apporter des conclusions ou de faire des recommandations.

[6] http://www.impactworldplus.org/en/index.php

Heijungs et Kleijn (2001) et Heijungs et al. (2005) ont proposé des méthodes pour faciliter l'interprétation des résultats :

- l'analyse de **contribution** permet de déterminer les éléments pour lesquels la contribution à une émission ou à un impact est la plus forte ;
- l'analyse de **perturbation** permet d'évaluer les facteurs auxquels les résultats d'ACV sont les plus sensibles en observant les conséquences de petites variations de ces facteurs ;
- l'analyse d'**incertitude** consiste à déterminer les facteurs incertains et à propager l'incertitude vers les sorties du modèle d'ACV ;
- l'analyse **comparative** a pour objectif de comparer plusieurs variantes correspondant à la même unité fonctionnelle ;
- l'analyse de **discernabilité** est une combinaison des analyses d'incertitude et comparative, elle correspond à une comparaison de variantes dans un contexte incertain ;
- l'analyse de l'**importance du problème**, aussi appelée analyse de **sensibilité** (Saltelli et al., 2000 ; Heijungs, 2010), est une combinaison des analyses d'incertitude et de contribution et vise à étudier l'influence d'un facteur incertain sur les résultats.

Les normes ISO 14040 (2006) et ISO 14044 (2006) préconisent également la réalisation d'analyses de contribution, de sensibilité et d'incertitude pour étudier la robustesse des résultats d'une étude et au besoin affiner les hypothèses prises. Les analyses de sensibilité et d'incertitude sont d'ailleurs requises dans le cadre d'études comparatives visant à être communiquées au public (ISO 14040, 2006 ; ISO 14044, 2006). Malgré cela, Jolliet et al. (2010) déplorent le recours encore trop peu fréquent à ces techniques.

1.3.1.5. Limites de la démarche

Malgré l'utilisation fréquente de l'ACV et le cadre normatif encadrant son utilisation, des améliorations de la démarche sont nécessaires. Reap et al. (2008b ; 2008a) ont passé en revue et classé en fonction de l'étape de l'ACV correspondante, les problèmes encore non résolus en analyse de cycle de vie. Ces problèmes, dont certains ont aujourd'hui été traités, sont principalement liés à des hypothèses prises, à des choix méthodologiques, à la qualité des données ou encore à la manière d'interpréter et de prendre les décisions. Ils représentent donc des sources d'incertitude et de variabilité dans les résultats dont la robustesse peut être questionnée.

1.3.2. *Spécificités des ensembles bâtis*

L'analyse de cycle de vie est appliquée dans le secteur du bâtiment depuis le milieu des années 1980 (Kohler, 1986 ; Polster, 1995 ; Peuportier et al., 1997 ; Adalberth, 1997) et à l'échelle du quartier depuis le milieu des années 2000, mais encore peu d'études ont été menées à cette échelle

(Popovici, 2005 ; Yepez-Salmon, 2011 ; Lotteau et al., 2015) ou à des échelles spatiales plus grandes (Mastrucci et al., 2017b). Elle se développe de plus en plus pour répondre aux problématiques actuelles de construction durable (Cabeza et al., 2014). L'ACV peut être utilisée en conception, en rénovation, ou encore pour de la certification de bâtiments (Erlandsson et Borg, 2003a ; Zabalza Bribián et al., 2009).

Contrairement aux systèmes généralement étudiés grâce à l'ACV, le bâtiment est un produit unique, construit en un seul exemplaire (Peuportier, 2008). Les praticiens ont donc généralement peu de temps pour mener leurs études. L'utilisation d'outils dédiés à l'ACV des bâtiments facilite la réalisation de l'étude environnementale, surtout lorsqu'ils offrent la possibilité d'importer les données relatives au bâti depuis des outils de conception de bâtiment (Zabalza Bribián et al., 2009 ; Anand et Amor, 2017).

La définition de l'objectif de l'étude (aide à la conception…) précède celle de l'unité fonctionnelle. Pour un bâtiment, cette dernière se rapporte généralement à une surface ou un volume (bâti ou habitable), une fonction donnée (logements, bureaux), une durée d'étude, mais aussi à des critères de confort tels que la température, la luminosité… (Peuportier, 2014a). Les étapes suivantes du cycle de vie sont à prendre en compte :

- la **construction** : fabrication et transport des matériaux et équipements, mise en place sur le site, chantier ;
- l'**utilisation** : énergie et eau consommée, traitement des eaux usées et éventuellement production d'énergie par le bâtiment, déchets générés par les occupants, transport ;
- les éventuelles phases de **rénovation** et maintenance : remplacement de certains composants ;
- la **fin de vie** : démolition, transport et traitement (mise en décharge, incinération, recyclage) des matériaux et équipements.

Cette dernière étape est cependant parfois exclue du champs de l'étude (Lotteau et al., 2015). Les impacts liés à la phase d'utilisation des ensembles bâtis sont les plus importants en raison de la longue durée de vie des bâtiments. Pour les constructions traditionnelles, environ 80 à 85 % des impacts sont liés à la phase d'utilisation (Sharma et al., 2011 ; Cabeza et al., 2014). Pour les bâtiments les plus récents, plus efficaces sur le plan énergétique, cette part ne représente plus que 50 à 70 % des consommations énergétiques (Cabeza et al., 2014 ; Peuportier, 2014a) et l'influence des phases de construction et de fin de vie prend de l'importance.

Le choix d'un matériau et de ses caractéristiques (p. ex. épaisseur) est particulièrement important pour optimiser le bilan énergétique du bâtiment, mais ce choix affecte également le bilan environnemental. Il faut donc trouver un compromis entre l'augmentation éventuelle des impacts à la construction liés à l'énergie grise du matériau et la diminution des impacts en phase d'utilisation liée à ses caractéristiques thermiques. De plus, certains aspects ont des répercussions sur les bilans

énergétique et environnemental ; parmi eux, l'occupation du bâtiment ou encore les données dépendantes du site (ombres des constructions environnantes, réseaux…) interviennent plus particulièrement lorsqu'un quartier complet est étudié. En pratique, la réalisation de simulation énergétique dynamique (SED) du bâtiment en amont de l'ACV permet de prendre en compte la forte interaction entre les performances énergétique et environnementale.

Des phénomènes dynamiques sont également à prendre en compte lors de l'utilisation des bâtiments. La température extérieure et les apports solaires et internes font varier les besoins de chauffage. Les logiciels de SED proposent d'ailleurs d'évaluer les besoins à des pas de temps horaires ou inférieurs à une heure. En ACV, des phénomènes dynamiques entrent également en jeu : le mix électrique utilisé dans un bâtiment varie de manière saisonnière, hebdomadaire et journalière (Herfray, 2011). De même, dans le cas d'une production locale d'énergie, la manière d'employer l'énergie varie avec le temps (autoconsommation, export d'énergie). Cette variabilité temporelle n'est pas toujours prise en compte en ACV des bâtiments. Pourtant, la prise en compte d'une variation annuelle ou horaire des données d'inventaire peut changer les résultats de manière significative (Roux et al., 2016a). L'évolution des impacts au fil du temps est aussi de nature à faire varier les résultats (Fouquet et al., 2015). Notons, qu'au sens où le décrit Beloin-Saint-Pierre et al. (2016), aucune ACV dynamique (variabilité temporelle dans l'inventaire des données ainsi que dans l'évaluation des impacts) n'a été appliquée en ACV de bâtiment à notre connaissance.

Le bâti se caractérise par une durée de vie très longue. Généralement, les durées de vie considérées dans les études s'étendent de 40 à 100 ans (Cabeza et al., 2014). Or il n'est pas possible de connaître les technologies qui seront utilisées à un horizon temporel lointain, ni de déterminer l'évolution du contexte (réseaux, climats…). Cela rend incertains les résultats d'une étude d'ACV des bâtiments au-delà de quelques années d'utilisation. Il est toutefois envisageable de prendre en compte les futurs possibles en réalisant des études de tendance à partir de l'état de développement actuel (Miller et al., 2013). Une autre possibilité est d'étudier un ensemble de futurs possibles sous forme de scénarios cohérents et diversifiés ; il s'agit de la démarche d'ACV prospective. Roux (2016) a réalisé une cartographie des évolutions possibles pour le secteur du bâtiment. Elle a identifié les évolutions des systèmes énergétiques et du climat comme des enjeux prioritaire à intégrer aux ACV prospectives du bâtiment. Des ACV prospectives ont par la suite été menées sur ces sujets (Roux et al., 2016b).

En fonction des objectifs de l'étude (certification ou conception par exemple), les approches et données d'ACV sont à adapter. En conception, l'utilisation de l'ACV conséquentielle est recommandée puisqu'on s'intéresse aux conséquences de la décision de construire un nouveau bâtiment, ou de rénover un bâtiment (Roux, 2016). Dans un objectif de certification, le bâtiment est déjà construit, et une approche attributionnelle sera préférée. De même, l'utilisation de données environnementales génériques (moyennées d'après plusieurs sources de production), mais adaptée au contexte (béton fabriqué en France ou électricité française par exemple), est préférable en phase

amont de conception du fait de la non-connaissance des fournisseurs qui seront choisis. En revanche, des données spécifiques à un constructeur peuvent être utilisées lorsque le bâtiment et ses systèmes sont bien connus, dans le cadre d'une certification à l'étape de réception par exemple.

Anand et Amor (2017) ont passé en revue les études récemment publiées sur l'ACV des bâtiments pour y identifier les défis. La prise en compte systématique de l'énergie grise dans les études d'ACV et l'intégration de l'ACV en certification pour généraliser l'utilisation de la méthode dans l'industrie du bâtiment sont les deux leviers majeurs identifiés. Ils mettent également en avant les incertitudes et la variabilité des résultats liées au choix de la durée de vie du bâtiment et de ses composants, au manque de données et à la qualité des données collectées, et également aux scénarios de long terme.

À des échelles spatiales plus importantes (échelles urbaines à transnationales), Mastrucci et al. (2017) recommandent la prise en compte de scénarios prospectifs mais aussi des incertitudes sur les nombreuses hypothèses faites sur les grands parcs de bâtiments.

1.3.2.1. Indicateurs environnementaux pour l'ACV des bâtiments

Les impacts environnementaux liés au bâti sont multiples. De plus, pour une même catégorie d'impact, plusieurs méthodes d'évaluation sont disponibles. Les choix des indicateurs environnementaux à calculer s'avère alors difficile, d'autant que, comme le soulignent Anand and Amor (2017), le choix est souvent basé sur la compréhension qu'ont les décideurs des catégories d'impact. D'après Cabeza et al (2014), les indicateurs les plus souvent calculés dans les ACV des bâtiments sont : la consommation énergétique primaire et les émissions de gaz à effet de serre. L'acidification, la formation d'ozone photochimique sont aussi souvent prises en compte. D'autres indicateurs sont parfois utilisés en complément : l'eutrophisation, les dommages à la santé humaine... Pour aider au choix des indicateurs environnementaux à calculer, le praticien d'ACV peut se référer à des normes d'ACV des bâtiments. Les normes AFNOR NF EN 15804 (2014) et XP C08-100-1 (2014) font par exemple référence à des méthodes d'évaluation des impacts pour le calcul des émissions de gaz à effet de serre, de formation d'ozone photochimique, de destruction de la couche d'ozone, d'acidification, d'eutrophisation et d'épuisement des ressources abiotiques et biotiques. Des guides de bonnes pratiques en ACV, tel que les guides de l'ILCD (EC-JRC, 2010b ; EC-JRC, 2011), peuvent également aider au choix des méthodes d'évaluation des impacts.

Pour répondre à la problématique du choix des catégories d'impact, des projets européens tels que Eco-Housing (Peuportier, 2005 ; Støa et Nesje, 2005) ont permis de définir des grilles de critères importants pour lesquelles des objectifs de la construction durable ont été déterminés. Les objectifs sont regroupés par thèmes représentant les différentes dimensions du développement durable (environnementale, économique, sociale) et la dimension culturelle.

Il est possible de déduire des indicateurs environnementaux à partir des objectifs fixés, notamment pour la dimension écologique. Le tableau 1-1 présente les objectifs de la dimension écologique, issus du projet Eco-Housing, et les indicateurs environnementaux associés à ces objectifs.

Tableau 1-1 : Indicateurs environnementaux correspondant aux objectifs de la dimension écologique de la construction durable

Objectifs	Indicateur	Description
Préserver les matières premières	Épuisement des ressources abiotiques	Évaluation de l'épuisement et de la rareté des ressources minérales et fossiles
Économiser l'énergie	Demande cumulative d'énergie primaire	Évaluation de la consommation d'énergie primaire
Économiser l'eau	Consommation d'eau	Évaluation de la quantité d'eau consommée
	Rareté de la ressource	Évaluation de la rareté des ressources en eau douce
Maîtriser l'usage des sols	Usage des sols	Impacts de la transformation et de l'utilisation des sols sur la qualité des sols et des écosystèmes
Limiter les émissions toxiques	Toxicité humaine et écotoxicité	Effets sur la santé humaine et les écosystèmes des émissions de substances toxiques
Protéger le climat	Potentiel de réchauffement global (PRG)	Évaluation de l'effet des gaz à effet de serre sur le forçage radiatif
Protéger la faune et la flore	Acidification	Contribution aux phénomènes de pluies acides et au dépérissement des forêts liés aux émissions de composés soufrés et azotés
Protéger les lacs et les rivières	Eutrophisation	Modification des milieux aquatiques liés à un apport excessif de substances azotées ou phosphatées pouvant entraîner une diminution de la biodiversité du milieu
Améliorer la qualité de l'air extérieur	Ozone photochimique et particules fines	Impact de l'ozone et des particules fines sur la santé (problèmes au niveau des voies respiratoires)
Réduire les déchets	Déchets produits	Évaluation de la quantité de déchets produits
Réduire les risques liés à la radioactivité	Radiations ionisantes	Impact de l'exposition aux radiations ionisantes
	Déchets radioactifs produits	Évaluation de la quantité de déchets produits permettant de refléter les risques liés au stockage
Préserver la couche d'ozone	Épuisement de la couche d'ozone	Potentiel d'épuisement de la couche d'ozone stratosphérique, qui filtre une grande partie des ultraviolets de type B, rayons causant des cancers

L'Annexe B reprend plus en détail la description des indicateurs et précise les méthodes recommandées par l'ILCD pour chaque catégorie d'impact. Les notes affectées par l'ILCD à ces méthodes, reflétant leur degré d'incertitude, y sont aussi mentionnées.

1.3.2.2. Outils et bases de données pour l'ACV des bâtiments

Outre les outils d'ACV généralistes tels que SimaPro[7], GaBi[8], CMLCA[9], Umberto[10], openLCA[11] ou encore Brightway2[12], de nombreux outils d'ACV des ensembles bâtis ont été développés dans le monde. Ils ont été recensés dans les revues d'ACV des bâtiments (Zabalza Bribián et al., 2009 ; Cabeza et al., 2014 ; Anand et Amor, 2017) ainsi que par l'Agence Internationale de l'Énergie, dans le cadre de l'Annexe 31 – *Energy-Related Environmental Impact of Buildings*- (AIE, 2004). Une liste non exhaustive des outils d'ACV des bâtiments est fournie dans le tableau 1-2.

Tableau 1-2 : Outils d'ACV du bâtiment

Outils	Couplages	Pays	Sources
ATHENA	-	CA	http://www.athenasmi.org
BECOST	-	FI	http://virtual.vtt.fi/virtual/proj6/environ/ohjelmat_e.html
BEES	-	US	https://www.nist.gov/services-resources/software/bees
COCON-BIM	Modeleur graphique	FR	http://www.cocon-bim.fr
Eco2soft	-	AT	http://www.baubook.info/eco2soft/
e-LICCO	-	FR	https://e-licco.cycleco.eu/
ELODIE	Modeleur graphique	FR	(inclut désormais TEAM-Bâtiment) http://editions.cstb.fr/Products/Elodie
eToolLCD	-	AU UK	http://etoolglobal.com/
IMPACT	Modeleur graphique	UK	http://www.impactwba.com/ Ancien nom : ENVEST 2
LEGEP	Calcul énergétique	DE	https://legep.de
Module Eco+	Modeleur graphique et calcul énergétique	UE	http://www.eco-bat.ch et http://www.lesosai.com/en
NEST	Modeleur graphique	FR	http://www.nobatek-nest.com
novaEQUER	Modeleur graphique et SED	FR	http://www.izuba.fr/logiciel/novaequer Ancien nom : EQUER

Certains de ces outils sont couplés à des modeleurs graphiques ce qui facilite l'inventaire de cycle de vie des études d'ACV des bâtiments. Les quantitatifs de matériaux sont alors directement transmis à l'outil d'ACV ce qui offre un gain de temps. Le couplage avec un outil de SED est un avantage vu l'influence de la performance énergétique des bâtiments sur leurs performances

[7] https://simapro.com/

[8] http://www.gabi-software.com/international/index/

[9] http://www.cmlca.eu/

[10] https://www.ifu.com/en/umberto/

[11] http://www.openlca.org/

[12] https://brightwaylca.org/

environnementales. Dans ce cas, les besoins énergétiques sont directement transmis à l'outil d'ACV. Certains outils tels que novaEQUER (Polster, 1995 ; Popovici, 2005) ou NEST (Yepez-Salmon, 2011) permettent de réaliser des ACV à l'échelle de quartiers.

Des différences méthodologiques existent entre ces outils. Elles concernent en particulier la temporalité de l'ACV (étude au pas de temps horaire ou annuel), et les choix concernant les allocations pour les produits recyclés ou l'export d'énergie (Lebert et al., 2014). Pour les produits recyclés, deux méthodologies sont généralement rencontrées. D'une part, dans la méthode des stocks, aucun impact ni bénéfice environnemental n'est associé au bâtiment fournissant un produit à recycler et les impacts du recyclage du produit sont affectés au bâtiment utilisant les produits recyclés. Concernant l'export d'énergie, aucun impact n'est attribué à la production d'énergie dans la méthode des stocks car il ne s'agit pas de la fonction principale du bâtiment. D'autre part, la méthode des impacts évités accorde un bénéfice environnemental aux produits à recycler et recyclés car leur utilisation évite la fabrication d'un matériau neuf. Dans cette seconde approche un bénéfice environnemental est attribué au bâtiment ayant exporté l'énergie car il s'agit d'énergie qu'il n'a pas été nécessaire de produire par ailleurs.

En plus des différences méthodologiques, différents indicateurs environnementaux et bases de données environnementales sont utilisés par les outils. Les bases de données les plus fréquemment rencontrées dans les outils français sont ecoinvent[13], INIES[14] (pour les produits de construction), PEP[15] (pour les équipements) et EPD[16] (pour les produits et équipements à l'échelle européenne).

La base ecoinvent a été développée par le « *Swiss Center for Life Cycle Inventories* » de Lausanne. Elle répertorie plusieurs milliers de données, validées par des experts, sur des produits ou des procédés génériques[17] utilisés dans de nombreux domaines et valables aussi bien dans des contextes internationaux que nationaux (contextualisation des données). Un grand nombre de substances (plus de 4 000) sont considérées dans les inventaires des produits et plusieurs méthodes d'évaluation des impacts sont implémentées dans cette base. La disponibilité des données pour de nombreux produits et procédés élémentaires (séparation des étapes du cycle de vie) rend cette base de données particulièrement flexible.

INIES, PEP et EPD sont des bases de données spécifiques dans lesquelles les fabricants ou les syndicats de professionnels sont invités à déclarer les impacts associés au cycle de vie complet de leurs produits. Les méthodes d'évaluation des impacts à utiliser pour les déclarations sont précisées dans des normes. Du fait de la diversité des déclarants, l'homogénéité des données d'arrière-plan

[13] http://www.ecoinvent.org/home.html

[14] http://www.inies.fr/accueil/

[15] http://www.pep-ecopassport.org/

[16] *Environmental Product Declaration* : http://www.environdec.com/

[17] Quelques données spécifiques sont également disponibles (Weidema et al., 2013)

n'est pas toujours assurée. De plus, ces bases sont moins flexibles car elles intègrent des données sur le cycle de vie complet d'un produit et n'offrent pas la possibilité à l'utilisateur de modifier ces informations. En France, la base de données INIES met à disposition des données environnementales pour les produits de construction sous forme de fiche appelées FDES (Fiche de Déclaration Environnementale et Sanitaire). La création des FDES est régie par la norme NF P01-010 (2004), et depuis 2014 par la norme AFNOR NF EN 15804 (2014) [18]. Ces normes considèrent des simplifications des inventaires (168 à 267 substances). Les PEP sont utilisés pour les équipements électriques, électroniques ou de génie climatique et sont encadrés par la norme XP C08-100-1 (2014). Finalement, les EPD sont utilisés à l'échelle européenne, encadrés par la norme ISO 14025 (2010) et sont disponibles pour des produits de nombreux domaines.

1.3.3. *Incertitudes et robustesse des résultats*

Fréquemment utilisée pour comparer l'impact environnemental de différentes variantes d'un produit, l'analyse de cycle de vie se doit d'être fiable pour orienter le choix vers une variante plus favorable à l'environnement. Or, lors d'une étude classique aboutissant à un résultat déterministe, le praticien d'ACV est amené à faire de nombreux choix. Cela peut considérablement influencer les résultats. De plus, les problèmes encore non résolus en ACV, soulevés par Reap et al. (2008a ; 2008b), tendent à faire varier significativement les résultats. L'étude des incertitudes sur le modèle, les variables d'entrée et les paramètres permet alors de connaître l'étendue des variations possibles des sorties. En appliquant cette démarche d'analyse d'incertitude (AI), la prise de décision sera faite sur la base d'une connaissance plus précise des impacts environnementaux du produit considéré.

La connaissance des facteurs incertains ayant le plus d'influence sur les sorties est également importante. Cela permet d'identifier les points-clés sur lesquels des recherches complémentaires doivent être menées (Heijungs, 1996), d'améliorer la compréhension du comportement du modèle (Lacirignola et al., 2017) et d'aider à la prise de décision (Andrianandraina, 2014). Pour cela, des analyses de sensibilité (AS) sont réalisées. La prise en compte des incertitudes apporte crédibilité et transparence à la pratique de l'ACV et permet d'étudier la robustesse des résultats (Lacirignola et al., 2017).

[18] Les déclarations environnementales sont à mettre à jour au moins tous les 5 ans ; ainsi, actuellement, des fiches créées avec les deux normes peuvent être trouvées dans la base de données (http://www.logement.gouv.fr/la-declaration-environnementale-des-produits-du-batiment?id_courant=1835)

1.3.3.1. Historique de la prise en compte des incertitudes en ACV

La communauté de l'ACV s'intéresse depuis le début des années 1990 aux problèmes liés aux incertitudes et à la qualité des données. Dès 1992, la SETAC[19] a organisé un atelier consacré exclusivement à ce sujet (Fava et al., 1992). L'utilité des analyses d'incertitudes pour fiabiliser l'ACV y a été mise en avant. Cependant, en raison du manque de connaissance sur les incertitudes en ACV et du manque d'outils dédiés, les incertitudes n'ont commencé à être étudiées en pratique qu'à la fin des années 1990 (Heijungs et Huijbregts, 2004).

Heijungs (1996) utilise la propagation d'incertitude et l'analyse de l'importance du problème (qui est un type d'AS) afin de déterminer les principales sources d'incertitude et les problèmes-clés nécessitant plus de recherche pour améliorer la fiabilité de l'ACV. À cette même période, des méthodes sont développées pour prendre en compte la qualité des données en ACV (Kennedy et al., 1996 ; Weidema et Wesnæs, 1996 ; van den Berg et al., 1999). Kennedy et al. (1996) indiquent que les méthodes d'inventaire (ICV) étant au point, il faut se focaliser sur l'intégration de l'analyse de la qualité des données et établir une méthodologie pour prendre en compte les facteurs incertains.

Peu à peu, des outils permettant la propagation d'incertitude, notamment avec la méthode Monte-Carlo, se développent (Heijungs et Huijbregts, 2004). De nombreuses classifications des incertitudes pour l'ACV sont proposées (Hofstetter, 1998 ; Huijbregts, 1998a ; Bedford et Cooke, 2001 ; Björklund, 2002). À la fin des années 1990, des premiers outils sont mis à disposition pour faciliter la prise en compte des incertitudes.

Deux arguments sont fréquemment cités, au début des années 2000, pour expliquer le recours peu fréquent à l'analyse d'incertitude. Il s'agit du manque de méthodologie et de la nécessité d'améliorer les outils existants d'analyse de sensibilité et d'incertitude (Björklund, 2002). En effet, même si la prise en compte des incertitudes doit permettre d'augmenter la crédibilité et la fiabilité des études, une analyse mal menée tendra à fausser les résultats et fera prendre de mauvaises décisions (Huijbregts, 1998a). Par ailleurs, les normes sur l'ACV préconisent de prendre en compte les incertitudes, mais aucune méthode n'est recommandée en pratique (Björklund, 2002 ; ISO 14040, 2006 ; ISO 14044, 2006 ; Ross et al., 2002). La standardisation est considérée comme un levier pour améliorer la qualité des données, mais aussi pour augmenter la crédibilité d'une étude, réduire les erreurs possibles et diminuer les incertitudes liées aux choix, puisque les normes poseraient un cadre pratique (Björklund, 2002). Cependant, afin qu'une standardisation soit possible, les praticiens d'ACV doivent se mettre d'accord sur une méthodologie.

Björklund (2002) propose plusieurs pistes pour améliorer la fiabilité des données d'entrée. Une validation systématique des données, le traitement des carences dans les données et des mesures

[19] *Society of Environment Toxicology and Chemistry* (Société de toxicologie environnementale et de chimie). La SETAC participe au développement de principes pour la protection de l'environnement.

supplémentaires pourraient être mises en place pour cela. L'utilisation de modèles non linéaires et dynamiques permettrait également d'augmenter la précision des modèles, notamment lorsque ceux-ci présentent une variabilité temporelle. En effet, plus le modèle est précis, mieux il décrit la réalité. Cependant, il requiert aussi plus de données qui peuvent être incertaines.

Un autre problème rencontré concerne le temps et le budget disponible pour la réalisation de l'ACV (Ross et al., 2002). Intégrer les incertitudes allonge considérablement la durée requise pour l'étude (Ciroth et al., 2004). La collecte des informations est fastidieuse et les calculs à effectuer sont souvent très longs. Enfin Heijungs et Huijbregts (2004) indiquent que les plus pessimistes pourraient perdre toute confiance dans l'ACV : les incertitudes étant tellement importantes, les résultats seraient alors considérés comme insignifiants.

Pour pallier ces problèmes, la base de données ecoinvent a commencé à publier, dans sa version 1.01 de 2003, des informations sur la qualité des données sous forme de matrices de pedigree (Funtowicz et Ravetz, 1990 ; Weidema et Wesnæs, 1996). Ces informations permettent de caractériser de manière quantitative les incertitudes sur les données (Frischknecht et al., 2007b ; Heijungs et Huijbregts, 2004). L'étape fastidieuse de collecte est alors réduite pour les utilisateurs de la base de données.

L'analyse d'incertitude en ACV, est de plus en plus encouragée et recommandée (USEPA, 2003). Elle commence à se répandre dans la pratique de l'ACV grâce à l'accès facilité aux incertitudes sur les données ainsi qu'aux outils permettant de traiter les données incertaines. En effet, dans des outils d'ACV tels que SimaPro (PRé Consultants et al., 2004) ou Umberto, des méthodes de propagations d'incertitudes avec la méthode Monte-Carlo sont mises en place dès 2004.

Malgré ces développements importants, en 2007, encore peu d'études traitant des incertitudes en ACV sont recensées. Lloyd et Ries (2007) ont passé en revue 24 études utilisant des méthodes quantitatives pour l'analyse d'incertitudes. Ils recommandent d'intégrer plusieurs types d'incertitudes dans les ACV et d'utiliser des distributions de probabilité adaptées. De plus, ils conseillent de faire attention à la simplification visant à utiliser des modèles linéaires ou à ne pas prendre en compte les corrélations, c'est-à-dire les liens entre les entrées ou paramètres du modèle. Afin d'aider les décideurs à faire le bon choix parmi les variantes étudiées, et ce, sans compliquer le processus de décision, des techniques de présentations des résultats sont élaborées.

Le traitement des incertitudes en ACV n'est toujours pas une pratique courante (van Zelm et Huijbregts, 2013) et les normes ne proposent pas encore d'aide aux choix des méthodes d'analyse de sensibilité ou d'incertitude (Groen et al., 2014a). Toutefois, le grand nombre de publications sur les incertitudes en ACV ces dernières années montre un fort développement de la pratique. Des études incluant la prise en compte des incertitudes sont par exemple menées pour comparer des variantes incertaines (Koning et al., 2009 ; Henriksson et al., 2015 ; Prado-Lopez et al., 2015) ou encore pour simplifier des modèles d'ACV (Padey et al., 2012a ; Lacirignola et al., 2014). La communauté

s'intéresse également aux incertitudes et à la variabilité dans les méthodes de caractérisation (Rosenbaum et Jolliet, 2012 ; Wender et al., 2017). De plus, des guides de bonnes pratiques ont été proposés pour la réalisation d'AI ou d'AS (Henriksson et al., 2015 ; Cucurachi et al., 2016) et les performances de plusieurs méthodes d'AS ont été étudiées sur un même cas d'étude (Groen et al., 2016).

Récemment, de nouveaux verrous ont été identifiés. Ils questionnent la façon dont sont traitées les incertitudes dans les études, en particulier :

- la manière de prendre en compte les incertitudes sur la qualité des données qui tendrait actuellement à sous-estimer les incertitudes (Weidema et al., 2013) ;
- le manque d'information sur les incertitudes associées aux méthodes d'évaluation des impacts (Weidema et al., 2013) ;
- la prise en compte trop peu fréquente des corrélations, c'est-à-dire de l'interdépendance des facteurs (Bojacá et Schrevens, 2010 ; Wei et al., 2014) qui peut conduire à de fausses conclusions (Groen et Heijungs (2017) proposent une méthode pour évaluer l'effet des corrélations) ;
- la modification des conclusions des AI et AS lorsque le nombre de facteurs incertains intégrés à l'étude change (Koning et al., 2009) ou encore lorsque la caractérisation de l'incertitude d'un facteur varie (Lacirignola et al., 2017).

1.3.3.2. Prise en compte des incertitudes en ACV des bâtiments

Dans le cadre de l'ACV des bâtiments, les incertitudes ont été encore peu traitées. Pourtant, les outils d'écoconception des bâtiments, se doivent d'être fiables et de donner des résultats robustes. L'étude de la robustesse des résultats en ACV des bâtiments permettra d'orienter le choix vers des solutions plus durables et de réduire les impacts environnementaux causés par le secteur.

Afin d'étudier la fiabilité et la reproductibilité des résultats d'ACV des bâtiments, des projets visant à comparer les résultats de plusieurs outils ont été menés. On peut citer par exemple le projet européen PRESCO (Peuportier et al., 2004), le projet COIMBA (Salmon et al., 2011) ou le projet ANR BENEFIS (Lebert et al., 2014). Globalement, une bonne reproductibilité des résultats a été observée même si des différences méthodologiques ont été mises en évidence.

Outre l'intercomparaison des résultats des outils, quelques études ont porté sur la gestion des incertitudes dans un projet donné en considérant plusieurs indicateurs environnementaux et plusieurs phases du cycle de vie des bâtiments (Huijbregts et al., 2003 ; Peuportier et al., 2013b ; Hoxha et al., 2014 ; Suh et al., 2014 ; Heeren et al., 2015 ; Roux, 2016 ; Wei et al., 2016). Les résultats de ces études seront détaillés dans la suite (§ 1.5), après avoir décrit les méthodes existantes pour réaliser des analyses d'incertitude et de sensibilité.

1.3.3.3. Sources d'incertitudes en ACV des bâtiments

Avant de mener des AI et AS, une première étape consiste à identifier les facteurs incertains à inclure dans les études. Afin de faciliter la sélection des facteurs influents dans une étude d'ACV, des typologies de facteurs incertains ont été établies (Huijbregts, 1998a ; Björklund, 2002). Elles sont basées sur des classifications établies dans le domaine de l'analyse de risque (Funtowicz et Ravetz, 1990 ; Morgan et al., 1992).

Huijbregts (1998a) propose la classification suivante qui reprend les composantes principales d'une modélisation en ACV et distingue les notions d'incertitude et de variabilité. L'incertitude est décomposée en incertitudes :

- sur les **paramètres** : données imprécises, incomplètes, non représentatives ;
- sur le **modèle** : simplification des modèles par rapport à la réalité (choix de modèles linéaires ou agrégeant les informations spatiales et temporelles) ;
- sur les **choix méthodologiques** ou incertitude sur les **scénarios**[20] : choix des méthodes d'allocation, de l'unité fonctionnelle, des limites du système…

La variabilité, quant à elle, peut être :

- **spatiale** : variation en fonction de la localisation géographique ;
- **temporelle** : variation en fonction des années ou évolution dans le temps ;
- ou entre la source et l'objet – traduction littérale du terme *variability between sources and objects* introduit par Huijbregts (1998a) : cela correspond par exemple à la variabilité entre les technologies pour réaliser des produits comparables. Nous utiliserons le terme de **variabilité entre les individus**, comme dans Muller (2015) pour désigner cette source de variabilité.

Björklund (2002) complète cette classification dans une revue des types d'incertitudes rencontrés en ACV. Plusieurs sources d'incertitude sont ajoutées :

- l'incertitude **épistémique** qui concerne le manque de connaissance sur le comportement d'un système ou l'évolution future d'un système ;
- l'incertitude liée aux **erreurs** pouvant intervenir à toutes les étapes de l'ACV ;
- l'incertitude **sur l'estimation de l'incertitude**, c'est-à-dire la méta-incertitude.

Les incertitudes sur les paramètres sont les plus fréquemment prises en compte dans les études d'ACV (Lloyd et Ries, 2007). Les incertitudes sur le modèle sont souvent traitées également (Ciroth, 2004).

Huijbregts (1998a) et Björklund (2002) ont identifié plus précisément les sources d'incertitudes associées aux types d'incertitude et de variabilité, en mentionnant à chaque fois la phase de l'ACV

[20] Dans la suite, nous retiendrons le terme « d'incertitude sur les choix méthodologiques ». Le terme scénario sera utilisé en SED et en ACV prospective pour désigner respectivement les modes d'occupation possible pour un bâtiment et les futurs possibles.

concernée. Ces sources sont rappelées en noir dans le tableau 1-3. Lorsqu'on s'intéresse à l'ACV du bâtiment, des sources d'incertitude plus spécifiques sont à prendre en compte. Elles sont mentionnées en bleu dans le tableau 1-3 et discutées dans la suite.

Tableau 1-3 : Incertitudes rencontrées en ACV du bâtiment, adapté de Huijbregts (1998a) et Björklund (2002)

Types d'incertitude	Sources	Phase de l'ACV
Incertitudes sur les paramètres	Hypothèses sur le bâtiment (e.g. enveloppe, durée de vie), ses systèmes et le site (réseaux, ombres…) Qualité des données environnementales (mesures des émissions inexactes, manque de données d'inventaire, manque de représentativité des données)	ICV
	Incertitudes sur les durées de vie des substances et la contribution relative à l'impact Manque de données d'impact	AICV
Incertitudes sur le modèle	Calculs énergétiques annuels ou horaires Modélisation statique ou dynamique, modélisation linéaire ou non-linéaire	ICV
	Modélisation statique ou dynamique, modélisation linéaire ou non-linéaire	AICV
Incertitudes liées aux choix	Choix de l'unité fonctionnelle et des frontières du système Choix de l'approche d'ACV (attributionnelle ou conséquentielle)	Définition des objectifs
	Choix des méthodes d'allocation, du niveau technologique, de données marginales ou génériques	ICV
	Ne pas considérer certaines catégories d'impact Choix des méthodes de caractérisation	AICV
Variabilité spatiale	Transport et production de déchets des occupants Variation régionale des inventaires d'émission	ICV
	Transport et production de déchets des occupants Variation régionale de la sensibilité du milieu	AICV
Variabilité temporelle	Variables météorologiques Systèmes énergétiques Occupation du bâtiment Variation temporelle des inventaires d'émission	ICV
	Choix de l'horizon temporel Changement des caractéristiques environnementales au cours du temps	AICV
Variabilité entre les individus	Occupation du bâtiment Différences dans les performances de produits équivalents	ICV
	Différences dans les caractéristiques environnementales et humaines	AICV
Incertitude épistémique	Définition de scénarios de long terme Ignorance sur le comportement du système	ICV
Erreur	Divers types d'erreurs (e.g. lors de la saisie par l'utilisateur…)	Toutes
Méta-incertitude	Estimation de l'incertitude sur l'incertitude	ICV et AICV

Incertitudes sur les paramètres

Concernant les incertitudes sur les paramètres, de nombreuses incertitudes sont considérées sur le système lui-même (dans notre cas le bâtiment), mais également sur son contexte. Ainsi, pour le bâti, les facteurs suivants seront incertains : la géométrie, l'orientation, les propriétés thermiques et épaisseur des matériaux, les ponts thermiques, les caractéristiques des vitrages et de leurs occultations, la ventilation, la durée de vie du bâtiment et de ses éléments constitutifs, la part de matériau perdu lors du chantier… Pour les systèmes, le type de système, son efficacité, sa consommation énergétique ou encore sa durée de vie sont à prendre en compte. Enfin, pour la localisation du bâtiment, on peut considérer l'albédo, l'effet d'ombre des bâtiments alentours, la température d'eau froide, le rendement et le contenu énergétique des réseaux, la gestion locale des déchets, les distances de transport pour les matériaux en début et fin de vie mais aussi la distance de transport des occupants. Toutes ces incertitudes auront un impact sur l'inventaire de cycle de vie (ICV) du bâtiment et ont déjà été prises en compte dans lors d'étude d'incertitude en ACV ou en SED (Hoxha et al., 2014 ; Munaretto, 2014 ; Suh et al., 2014 ; Heeren et al., 2015).

Incertitudes sur les modèles et incertitudes liées aux choix

Les incertitudes sur les modèles et celles liées aux choix dépendent des outils d'ACV ou de SED des bâtiments. En effet, les choix de modélisation tels que la réalisation de calculs énergétiques horaires ou annuels lors de l'inventaire (Herfray, 2011 ; Roux, 2016) ou lors de l'évaluation de l'impact sont le plus souvent faits dans les outils d'ACV. Il en va de même pour le choix des méthodes d'allocation, des catégories d'impact à calculer et des méthodes d'évaluation des impacts.

Variabilité spatiale

Pour leurs trajets quotidiens, les occupants traversent plusieurs espaces à différentes vitesses et dans différents modes de transport. Les émissions de polluants liés au transport sont donc variables spatialement et des modèles de transports peuvent permettre d'allouer les émissions à différents espaces (Leurent, 2010 ; Vanhille, 2015). De plus, en fonction du type d'espace traversé (rural, urbain…), différents facteurs de caractérisation peuvent être considérés, notamment en ce qui concerne les effets des particules fines sur la santé (Humbert et al., 2011 ; Peuportier et al., 2017) ou les effets sur la sensibilité des milieux.

Concernant les déchets des occupants, les impacts peuvent varier en fonction des possibilités de collecte et de valorisation des déchets. Cela dépend principalement de la localisation du bâtiment et des installations de traitement des déchets.

Variabilité temporelle

Le climat est une source de variabilité temporelle particulière (Goffart, 2013). En effet, les données liées à ce facteur sont autocorrélées : le climat à un instant t dépend de celui aux instants

précédents. De plus, plusieurs variables climatiques sont intercorrélées (dépendance de la température et du rayonnement). De même, une variation de l'occupation ou encore de la performance des systèmes énergétiques au cours du temps peut-être prise en compte (e.g. variation du nombre d'occupants, de la consigne de température, ou du coefficient de performance d'une pompe à chaleur en fonction des températures des sources chaude et froide ou encore variation du mix de production d'électricité au cours de l'année). Modéliser la variabilité, afin de décrire de manière réaliste par exemple le climat ou l'occupation, est une tâche complexe qui nécessite l'utilisation de modèles dédiés. Cependant, si les phénomènes réels sont mal représentés, une incertitude supplémentaire pèse sur les sorties : il s'agit de l'incertitude sur la variabilité.

Variabilité entre les individus

Une variabilité apparaît également entre les matériaux réellement utilisés dans le bâtiment à l'étude et les matériaux dont l'inventaire est utilisé pour le calcul des impacts environnementaux. Par exemple, la composition du béton utilisé dans le bâtiment peut être différente de celle prise en compte dans la donnée environnementale du béton considéré dans l'ACV. Dans le cas où l'inventaire du produit est bien connu, des contextualisations, c'est-à-dire des corrections de l'inventaire, peuvent être réalisées afin de se rapprocher du produit réellement mis en œuvre.

L'occupation est aussi source de variabilité (Vorger, 2014). En fonction du comportement des occupants (e.g. économe ou dépensier), les températures de consignes, les consommations d'électricité et d'eau peuvent varier fortement. Cela conduit à des écarts entre le type d'occupation prévue et l'occupation réelle.

Incertitude épistémique

Les incertitudes épistémologiques concernent le manque de connaissance du comportement d'un système. Parmi elles, on compte les incertitudes sur le futur. Les bâtiments sont particulièrement concernés par ce type d'incertitude, du fait de leur longue durée de vie. Des scénarios de long terme représentant les évolutions possibles du secteur du bâtiment comme les évolutions technologiques, du climat ou le vieillissement du bâtiment (Roux, 2016 ; Roux et al., 2016b ; Waddicor et al., 2016) doivent être définis.

Leviers d'action du décideur sur les sources d'incertitudes et de variabilité

L'ensemble des sources d'incertitude et de variabilité regroupées dans le tableau 1-3 peut affecter les résultats d'ACV des bâtiments. Il est intéressant de les prendre en compte dans une perspective de recherche pour mieux comprendre leur influence sur les résultats, surtout dans un contexte de comparaison de variantes. Cependant, les acteurs du bâtiment (maître d'ouvrage, urbaniste, architecte, bureau d'étude, occupants…), en fonction des étapes du projet auxquelles ils interviennent, n'auront pas de leviers d'action sur tous ces facteurs. Andrianandraina (2014) propose

un classement des facteurs incertains en trois groupes en fonction de l'action qu'un acteur peut avoir sur eux :

- les facteurs **technologiques** sont directement contrôlable par l'acteur ;
- les facteurs **environnementaux** ne peuvent pas être directement contrôlés par l'acteur ou peuvent subir des variations liées au contexte ;
- les facteurs **méthodologiques** ne peuvent pas être contrôlés par l'acteur et résultent principalement de choix méthodologiques.

Le maître d'ouvrage fixe le programme, il définit le type de bâtiment, éventuellement le type d'occupant et le site. Dans les phases amont de la conception (esquisse ou avant-projet sommaire), les concepteurs disposent encore d'un grand nombre de facteurs technologiques sur lesquels ils peuvent agir, en particulier sur le bâti et les systèmes. En avant-projet définitif ou en phase de conception détaillée, seuls quelques facteurs technologiques concernant les systèmes peuvent encore être ajustés. La plupart des facteurs incertains sont alors environnementaux ou méthodologiques.

1.4. Méthodes de quantification des incertitudes

L'analyse de cycle de vie est généralement utilisée pour de l'aide à la décision. Les résultats fournis par cette méthode doivent être fiables pour contribuer à une réduction des impacts environnementaux du système à l'étude. Comme nous l'avons vu précédemment, la robustesse des résultats a été étudiée en ACV en quantifiant les incertitudes via des outils statistiques : les analyses d'incertitude (AI) et de sensibilité (AS). De nombreuses méthodes d'AI et d'AS existent et cette partie a pour objet de les recenser.

1.4.1. *Outils de quantification des incertitudes*

Les méthodes d'AI et d'AS permettent de répondre à différentes questions concernant les sources et les conséquences des incertitudes dans un modèle. L'objectif de l'AI est de quantifier le niveau d'incertitude en sortie du modèle induit par les facteurs incertains du modèle ; il s'agit alors de propager les incertitudes à travers le modèle. L'AS correspond quant à elle à « l'étude de la manière dont les incertitudes pesant sur la sortie d'un modèle […] peuvent être attribuées à différentes sources d'incertitudes pesant sur les facteurs d'entrée du modèle » (Saltelli et al., 2004). L'objectif est de hiérarchiser l'importance des éléments incertains du modèle (Faivre et al., 2013). Ces deux types d'analyse sont donc complémentaires.

Le lien entre l'incertitude et la sensibilité a été illustré par Chouquet (2007) et est présenté à la figure 1-5. Pour une incertitude fixée sur une variable d'entrée ou un paramètre, l'incertitude sur la

variable de sortie est d'autant plus importante que la sensibilité du modèle à la variable d'entrée est grande (cas 1 et 2). De plus, pour une sensibilité du modèle à un facteur fixée, plus l'incertitude du facteur est grande, plus l'incertitude en sortie est importante (cas 2 et 3). Les paragraphes suivants décrivent plus en détail les analyses de sensibilité et d'incertitude et les méthodes associées.

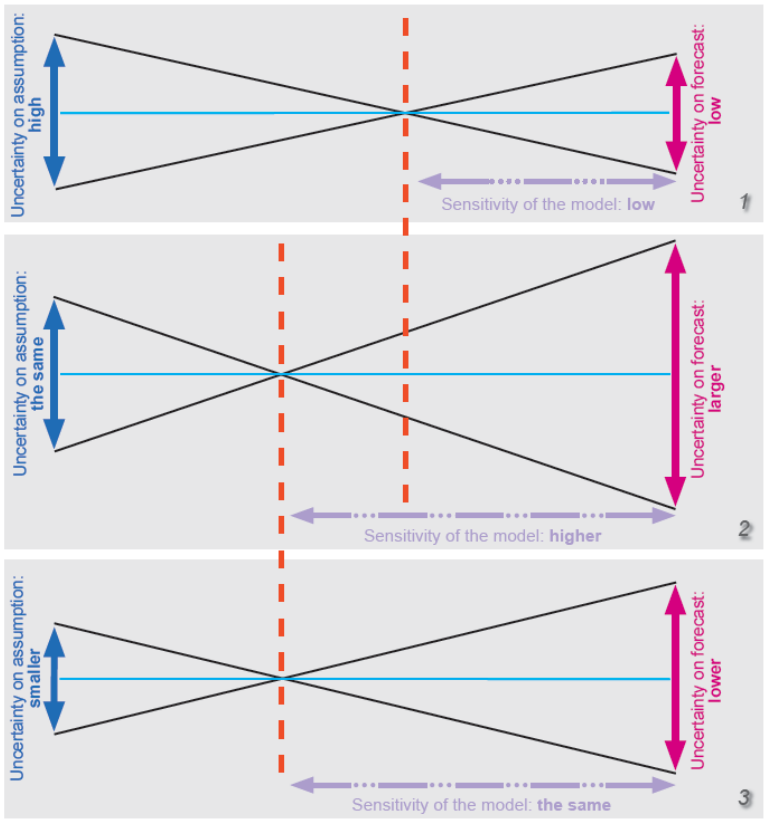


Figure 1-5. Lien entre incertitude de sensibilité (Chouquet, 2007)

1.4.2. *Analyse d'incertitude*

En AI, les incertitudes pesant sur les facteurs sont propagées à travers le modèle afin de déterminer l'ensemble des valeurs possibles en sortie. Plusieurs approches peuvent être utilisées. Les approches dites internes sont intrusives. Elles nécessitent d'intervenir sur le code de calcul pour réaliser la propagation d'incertitude. Cependant, une fois implémentée, les résultats peuvent être obtenus en une simulation. Les approches externes ne nécessitent pas d'intervention sur le code de calcul. Elles peuvent être appliquées lorsque le fonctionnement du modèle n'est pas accessible ou que du fait de sa complexité, il n'est pas envisageable d'agir dessus. Le tableau 1-4 regroupe les méthodes d'AI recensées en fonction de l'approche envisagée. Les paragraphes suivants décrivent succinctement ces méthodes qui sont présentées de manière plus détaillée en Annexe D.

Tableau 1-4 : Méthodes d'analyse d'incertitude

Approche	Méthode
Interne	Propagation d'incertitude analytique – méthode du cumul quadratique
	Méthode ensembliste : propagation d'intervalles (Moore, 1979 ; Neumeier, 1990)
	Approche possibiliste: ensembles flous (Dubois et Prade, 1988)
Externe	Méthodes basées sur un échantillonnage : aléatoire (Monte Carlo), stratifié (échantillonnage par hypercube latin : LHS), échantillonnage quasi-aléatoire (suites déterministes)
	Probabilité de dépassement d'un seuil : FORM et SORM

1.4.2.1. Approches internes

La propagation d'incertitude analytique a souvent été appliquée en ACV pour approximer la variance en sortie à partir de développements de Taylor d'ordre 1, en supposant que les facteurs incertains sont indépendants, comme dans l'équation (1.1). De ce fait, elle n'est pas applicable pour les modèles non-linéaires. L'utilisation de développements d'ordres supérieurs pourrait résoudre en partie le problème de non-linéarité mais cela complexifierait l'implémentation dans les codes de calculs. Des propagations d'incertitudes analytiques peuvent être réalisées dans l'outil d'ACV généraliste CLMLCA (Heijungs, 2010).

$$\mathrm{var}(Y) = \sum_{i=1}^{K} \left(\frac{\partial f}{\partial x_i}\right)^2 \mathrm{var}(x_i) \quad \textbf{(1.1)}$$

Chevalier et Le Téno (1996) ont réalisé une propagation d'intervalle pour caractériser les incertitudes lors de la réalisation de l'ACV d'une plaque de plâtre. Après adaptation du modèle pour la propagation d'intervalles, les résultats peuvent être obtenus en une simulation. Un inconvénient de ces méthodes est qu'elles ont tendance à surestimer l'intervalle en sortie (El Safadi, 2015).

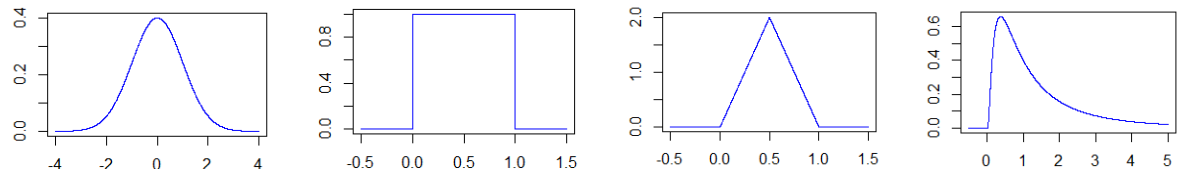
Les ensembles flous sont adaptés en présence d'incertitude épistémologique et reflètent des valeurs qui peuvent être prises par les facteurs en se basant sur des jugements d'experts. Cela en fait une méthode assez subjective (Igos et al., 2015). Les ensembles flous ont été utilisés pour réaliser des propagations d'incertitudes en ACV (Weckenmann et Schwan, 2001 ; Benetto et al., 2006 ; Tan, 2008 ; Clavreul et al., 2013 ; Groen et al., 2014b).

1.4.2.2. Approche externe : basée sur un échantillonnage

Dans les approches basées sur un échantillonnage, l'objectif est d'estimer la distribution de probabilité en sortie en propageant les distributions de probabilité des facteurs incertains à travers le modèle. Pour ce faire, un échantillonnage ou tirage est réalisé dans les distributions de probabilité des facteurs. Cette approche est souvent rencontrée en pratique. Les étapes de la réalisation d'une AI basée sur un échantillonnage, qui sont détaillées en Annexe D, sont les suivantes :

1. la caractérisation de l'incertitude sur les facteurs incertains (définition des distributions de probabilité des facteurs incertains) ;
2. l'échantillonnage dans les distributions qui consiste à tirer un grand nombre de jeux de valeurs probables pour les facteurs incertains ;
3. le calcul des sorties du modèle pour chaque jeu de valeurs des facteurs incertains ;
4. la caractérisation de l'incertitude sur la ou les sorties (détermination des distributions de probabilité des sorties).

La première étape de définition des distributions est très importante car elle va conditionner l'échantillonnage et donc les incertitudes obtenues en sortie. Cependant, il peut être difficile de définir des distributions de probabilité. De nombreuses distributions de probabilité existent. Dans le cadre de l'analyse de cycle de vie, les lois normale, triangulaire, uniforme ou log-normale sont généralement rencontrées (Lloyd et Ries, 2007). Ces distributions sont présentées à la figure 1-6 avec en abscisse les valeurs pouvant être prise par le facteur et en ordonnée la densité de probabilité associée.



(a) (b) (c) (d)

Figure 1-6. Distributions de probabilité (a) normale, (b) uniforme, (c) triangulaire, (d) log-normale

L'étape d'échantillonnage dans les distributions de probabilité doit permettre une bonne couverture de l'espace de variation des facteurs. L'échantillon de taille N, correspondant au nombre de jeux de valeurs des facteurs, doit être assez grand pour assurer la convergence des résultats. Cependant, des valeurs trop grandes de N conduisent à un allongement des temps de calcul. Trois grandes classes de méthodes d'échantillonnage existent : les échantillonnages aléatoires, stratifiés et quasi-aléatoires (Saltelli et al., 2000). Elles se distinguent par leur manière d'explorer l'espace et leur vitesse de convergence.

Approche bayésienne

Le choix de distributions de probabilité des facteurs peut être subjectif. Pourtant, la quantification des incertitudes en sortie dépend directement de ce choix. Des méthodes bayésiennes peuvent être utilisées pour affiner ces distributions *a priori* à partir de connaissances nouvelles sur les sorties (mesures par exemple), en appliquant le théorème de Bayes. Des distributions de probabilité des facteurs *a posteriori* sont alors obtenues.

Probabilité de dépassement d'un seuil : FORM et SORM

Dans certains cas, notamment lorsqu'il s'agit de gérer un risque, il peut être utile de calculer la probabilité qu'une sortie dépasse une certaine valeur seuil. Une méthode pour cela consiste à propager les incertitudes avec l'une des méthodes d'échantillonnage vues précédemment. Un grand nombre de simulations est nécessaire pour obtenir ces résultats. Une autre solution peut être appliquée pour le calcul de la probabilité de dépasser une valeur critique en un nombre réduit de simulations. Il s'agit des méthodes géométriques, FORM (*First Order Reliability Method*) et SORM (*Second Order Reliability Method*), utilisées en théorie de la fiabilité. Au lieu d'explorer tout l'espace de variation des facteurs, elles explorent le modèle préférentiellement dans la zone délimitant le fonctionnement et la défaillance, c'est-à-dire au niveau d'une hypersurface limite.

Cas des facteurs corrélés

La valeur d'un facteur peut être liée à la valeur d'un autre facteur, il s'agit d'une intercorrélation. Un facteur peut aussi être corrélé avec lui-même (autocorrélation). C'est le cas pour les signaux dépendants du temps ou de l'espace : par exemple si la valeur d'un facteur à l'instant t dépend de la valeur à l'instant précédant $t - \Delta t$. Dans ce cas, les facteurs autocorrélés sont dits fonctionnels.

Les corrélations sont souvent négligées dans les études d'analyse d'incertitude. Pourtant, si elles ne sont pas prises en compte, les résultats peuvent être faussés : la variance en sortie est sous-estimée ou surestimée. Lorsque que des données à propos des corrélations entre facteurs sont disponibles, il est conseillé de les prendre en compte. Pour cela, les distributions de probabilité des facteurs corrélés peuvent être définies de manière à prendre en compte les dépendances.

Applications en ACV

Les méthodes de propagation des incertitudes basées sur un échantillonnage ont souvent été utilisées en ACV. Pour la définition des distributions de probabilité, les données peuvent être issues de relevés, de revues de littérature ou de jugement d'expert. En ce qui concerne les incertitudes liées à la qualité des données, des méthodes pseudo-quantitatives peuvent être utilisées. Il s'agit dans un premier temps d'obtenir des informations qualitatives sur la qualité des données, par exemple des notes sur la fiabilité et la représentativité des données collectées. Ces informations qualitatives sont ensuite utilisées pour construire des distributions de probabilité (Kennedy et al., 1996 ; Weidema et Wesnæs, 1996 ; Canter et al., 2002 ; Leroy, 2009 ; Wang et Shen, 2013). C'est ce qui est utilisé dans la base de données ecoinvent qui contient des informations qualitatives concernant les incertitudes par type de produit ou procédé, et également sur la qualité des données collectées (Frischknecht et al., 2007a ; Weidema et al., 2013).

Concernant l'échantillonnage, la méthode de Monte-Carlo (échantillonnage aléatoire) est utilisée dans la plupart des cas (Acquaye et al., 2011 ; Sonnemann et al., 2003 ; Wang et Shen, 2013). D'autres techniques d'échantillonnage ont également été rencontrées telles que l'échantillonnage

par hypercube latin ou quasi Monte-Carlo (Huijbregts, 1998b ; Groen et al., 2014b). Des approches bayésiennes ont été appliquées en ACV (Lo et al., 2005 ; Ševčíková et al., 2007 ; Matos et al., 2012 ; Miller et al., 2013). Cependant, comme le remarquent Clavreul et al. (2013), ce type d'approche n'est pas très adapté pour l'ACV à cause de la difficulté d'effectuer des mesures sur les grandeurs d'intérêt.

Wei et al. (2016) ont comparé un échantillonnage de type Monte Carlo et la méthode FORM pour étudier la probabilité de dépassement d'un seuil. Dans leur cas d'étude, la méthode FORM a permis de calculer cette probabilité 1000 fois plus rapidement qu'avec l'échantillonnage de Monte Carlo.

Les effets des corrélations n'ont que rarement été considérés en ACV (Lloyd et Ries, 2007). Bojacá et Schrevens (2010) ont par exemple analysé les effets de la prise en compte des corrélations entre facteurs en utilisant des lois normales multivariées, c'est-à-dire intégrant une matrice de variance-covariance.

1.4.3. *Analyse de sensibilité*

Les analyses de sensibilité sont des méthodes statistiques qui permettent de simplifier ou mieux comprendre des modèles numériques grâce à une classification des facteurs incertains en fonction de leur influence et dans certains cas de leurs interactions avec d'autres facteurs (Iooss, 2011). Pour obtenir une hiérarchisation des facteurs en fonction de leur influence sur l'incertitude en sortie, des indices de sensibilité sont calculés pour chaque facteur et chaque grandeur d'intérêt du modèle. Plus la valeur de l'indice de sensibilité est grande, plus le paramètre est influent. Il existe un grand nombre de méthodes d'analyse de sensibilité et le choix de l'une ou l'autre doit se faire en fonction des objectifs de l'étude (Saltelli et al., 2004) mais également de la complexité et de la régularité du modèle numérique (Iooss, 2011).

Les étapes de la réalisation d'une analyse de sensibilité restent les mêmes quelles que soient les méthodes. Il s'agit de :

1. la caractérisation de l'incertitude sur les facteurs incertains (définition des distributions de probabilité ou des plages de variation des facteurs incertains) ;
2. la génération des jeux de valeurs des facteurs incertains par tirage aléatoire ou en utilisant des plans d'expérience ;
3. le calcul des sorties du modèle pour chaque jeu de valeurs des facteurs incertains ;
4. le calcul de l'influence des facteurs.

Le choix de la méthode a une influence sur la manière de caractériser l'incertitude : pour certaines méthodes, les plages de variation des facteurs peuvent suffire alors que la distribution de probabilité est nécessaire pour d'autres. De même, un plan d'expérience spécifique peut être requis

pour certaines méthodes. Enfin, la manière de quantifier l'influence des facteurs dépend directement du choix de la méthode d'analyse de sensibilité. Seule l'étape 3 est indépendante du choix de la méthode d'analyse de sensibilité retenue.

En présence de variables catégorielles (discrètes et non ordonnées), la plage de variation correspond à l'ensemble des valeurs pouvant être prises par la variable. À l'étape 2, l'une des valeurs de la variable est tirée pour chaque simulation. En ACV, l'étude de l'influence des variables catégorielles est nommée analyse de scénarios (Huijbregts, 1998a) et est souvent appliquée (Huijbregts, 1998b ; Maurice et al., 2000 ; Huijbregts et al., 2003 ; Lloyd et Ries, 2007 ; Cellura et al., 2011). Dans certains cas, une probabilité est affectée à un scénario pour refléter des préférences (Huijbregts et al., 2003).

Une revue des analyses de sensibilité globale a été proposée par Iooss (2011) puis détaillée dans un livre publié par le réseau Mexico – Méthodes pour l'Exploration Informatique de modèles COmplexes (Faivre et al., 2013) et dans Iooss et Lemaître (2014). Dans le tableau 1-5, nous avons regroupé les méthodes d'analyse de sensibilité existantes en nous basant principalement sur leurs classifications. Les méthodes, présentées brièvement par la suite, sont détaillées en Annexe E.

Tableau 1-5 : Méthodes d'analyse de sensibilité existantes

Type d'AS	Approche	Méthode
AS qualitative	Graphique	Nuage de points (*scatterplot*)*, Cobweb plot* (Kurowicka et Cooke, 2006)
AS locale	Locale	Dérivées partielles
Criblage	Criblage à très grande dimension	Plans supersaturés (Satterthwaite, 1959 ; Lin, 1993)
		Criblage par groupe (Dean et Lewis, 2006), bifurcations séquentielles (Bettonvil et Kleijnen, 1997)
	Plans d'expérience	Plan factoriel complet
		Plan factoriel fractionnaire : OAT, plans simplexes, Plackett et Burman, plans composites centrés, Box et Behnken, plans hybrides…
	Effets élémentaires	Méthode de Morris (Morris, 1991)
AS globale	Régression	Régression linéaire : Pearson, SRC, PCC
		Régression basée sur les rangs : Spearman, SRRC, PRCC
	Tests statistiques	Sur les moyennes, médianes, variances des échantillons, AS régionalisée
	Basées sur la décomposition de la variance	Calcul d'indices de Sobol (Sobol, 1993)
		Basée sur analyse fréquentielle : FAST (Cukier et al., 1973), EFAST (Saltelli et al., 1999), RBD-FAST (Tarantola et al., 2006 ; Mara, 2009), EASI (Plischke, 2010), COSI (Plischke, 2012)
Exploration du modèle	Méthodes de lissage	Splines de lissage, polynômes locaux (Veiga et al., 2008)…
	Métamodèles	Polynômes de chaos, krigeage…
Autre	Fiabiliste	FORM et SORM

1.4.3.1. AS qualitative

Une manière simple d'avoir une idée de l'influence de chaque facteur, le long du domaine de variation est d'utiliser des méthodes graphiques. À partir d'une propagation d'incertitude, réalisée avec l'une des méthodes décrites en 1.4.2, il est possible de tracer des nuages de points de la sortie du modèle en fonction de la valeur de chaque entrée. Contrairement aux autres méthodes d'AS pour lesquelles l'indice de sensibilité est agrégé sur l'ensemble de la plage de variation, cette méthode graphique offre l'avantage de visualiser l'effet d'un facteur sur la sortie le long de sa plage de variation (Iooss, 2011). Cependant, les nuages de points doivent être analysés pour chaque facteur séparément et ne permettent pas de déduire d'éventuelles interactions entre facteurs (Iooss et Ribatet, 2009).

1.4.3.2. AS locale

Dans les analyses de sensibilité locale (ASL), de petites perturbations sont appliquées autour des valeurs de référence des facteurs. Le calcul des dérivées partielles au voisinage du point de référence est approximé par l'accroissement du modèle lorsque la valeur des facteurs varie peu. Des indices de sensibilité, représentant la sensibilité du modèle aux différents facteurs, sont calculés à tour de rôle pour les K facteurs incertains. Pour cela, un plan d'expérience OAT (*One-factor-At-a-Time*) est utilisé : à chaque simulation, la valeur d'un seul facteur est modifiée. $(K + 1)$ simulations du modèle sont requises.

Cette méthode d'AS, appelée analyse de la perturbation en ACV (Heijungs et Kleijn, 2001), est implémentée dans l'outil d'ACV généraliste CMLCA (Heijungs, 2010).

Les analyses de sensibilité locales, bien que faciles à mettre en place, ne prennent pas en compte les effets des variations sur un grand domaine. De plus, ces méthodes requièrent des hypothèses de linéarité du modèle (Iooss, 2011) et ne donnent pas d'indications sur les interactions entre les facteurs incertains (Tian, 2013). Des méthodes de criblage ou d'analyse de sensibilité globales ont donc été développées pour répondre à ces problèmes.

1.4.3.3. Criblage

Le but d'un criblage est d'explorer rapidement le comportement d'un modèle grâce à une discrétisation de l'espace de variation des facteurs incertains en un nombre de points finis appelés niveaux. Il est appliqué pour des modèles possédant de nombreux facteurs incertains : de quelque dizaines à quelques centaines (Faivre et al., 2013). Souvent, les méthodes de criblage sont utilisées en amont d'AS plus précises afin d'éliminer les facteurs les moins influents et donc de réduire le nombre de simulations et les temps de calcul des ces futures analyses.

Du fait de la discrétisation de l'espace en niveau, il est envisageable d'utiliser ces méthodes pour les variables catégorielles. Aux différentes valeurs possibles pour ces variables seront associés des niveaux.

Le criblage à très grande dimension

Pour les modèles coûteux en temps de calcul et possédant un très grand nombre de facteurs incertains, des méthodes de criblage en grandes dimensions peuvent être appliquées. Parmi elles, les plans supersaturés permettent de calculer l'influence en moins de simulations qu'il n'y a de facteurs incertains (Satterthwaite, 1959 ; Lin, 1993), dans le cas ou il n'y a pas d'interactions entre les facteurs. Le criblage par groupe (Dean et Lewis, 2006) ou les bifurcations séquentielles (Bettonvil et Kleijnen, 1997) sont des approches itératives visant à sélectionner des groupes de facteurs influents mais nécessitant une connaissance du sens de variation de la sortie.

Les plans d'expériences factoriels

Les plans d'expérience factoriels sont des tableaux de N lignes auxquelles correspondent un jeu de valeurs des facteurs et une évaluation du modèle. Deux à trois niveaux sont généralement retenus pour chaque facteur. Le plan factoriel complet consiste à calculer les sorties pour toutes les combinaisons des niveaux des facteurs. Il met en jeu un nombre de simulations important et il devient difficile de réaliser de tels plans au delà d'une dizaine de facteurs incertains pour nos modèles.

Il est possible d'utiliser des plans d'expérience réduits, dans lesquels seules quelques lignes du plan complet sont considérées pour limiter le nombre de simulations. L'OAT est un plan d'expérience très utilisé pour sa simplicité. Cependant, il ne possède pas les bonnes propriétés mathématiques permettant une exploration efficace de l'espace de variation des facteurs incertains. En ACV, des plans d'expérience de type OAT sont souvent utilisés, en particulier pour réaliser des analyses du problème-clé (Heijungs et Kleijn, 2001) et sont implémentés dans l'outil d'ACV généraliste CMLCA (Heijungs, 2010). Dans ces analyses, l'influence d'un facteur est prise en compte en considérant la sensibilité du modèle à ce facteur et l'incertitude pesant dessus (grâce à l'écart-type, la variance ou la plage de variation connue pour le facteur). Hoxha et al. (2014) ont par exemple utilisé l'équation (1.2) pour étudier l'influence des facteurs de leur modèle :

$$S_i = \frac{\sigma_{x_i} \frac{\partial f}{\partial x_i}}{\sum_{i=1}^{K} \sigma_{x_i} \frac{\partial f}{\partial x_i}} \qquad \textbf{(1.2)}$$

Pour bien explorer l'espace, tout en limitant le nombre de simulations à réaliser, des plans factoriels fractionnaires sont utilisés ; il s'agit de sous-ensembles des plans complets, conservant de bonnes propriétés mathématiques telles que l'orthogonalité. En fonction des hypothèses faites sur le

modèle, le nombre de simulations N à réaliser varie : $K + 1$ simulations pour un modèle linéaire sans interaction, $K + 1 + C_K^2$[21] pour un modèle linéaire avec interactions d'ordre 2 (Tinsson, 2015).

La méthode de Morris

Contrairement aux autres méthodes de criblage, la méthode de Morris (1991) présente l'avantage de pouvoir être utilisée quelles que soient la régularité et la complexité du modèle. La bonne exploration de l'espace repose sur la répétition de r plans d'expérience OAT. Cette méthode requiert $r(K + 1)$ simulations du modèle et permet d'obtenir des informations sur l'importance d'un facteur mais aussi sur les effets non-linéaires et d'interactions liés à ce facteur.

En ACV, la méthode de Morris a été rarement appliquée. Andrianandraina l'a utilisée (avec 10 niveaux et 30 répétitions) pour déterminer les facteurs les plus influents en ACV du béton de chanvre.

1.4.3.4. AS globale

Contrairement aux méthodes proposées ci-dessus, les analyses de sensibilité globales permettent d'explorer l'ensemble de l'espace de variation des facteurs incertains (Saltelli et al., 2008). Pour ce type d'analyse, il faut donc connaître, en plus de la plage de variation des facteurs, leurs distributions de probabilité. Les AS globales ont vocation à mesurer plus finement l'importance des facteurs incertains et pour ce faire, il est nécessaire de disposer d'échantillons de sorties du modèle suffisamment grands. Les méthodes d'AS globales ont été identifiées comme une bonne pratique en ACV (Cucurachi et al., 2016 ; Lacirignola et al., 2017). Dans leur protocole sur la réalisation d'AS globale en ACV, Cucurachi et al. (2016) proposent d'utiliser plusieurs mesures de la sensibilité pour répondre aux objectifs de l'AS (identification de facteurs influents, non influents, sens de variation des facteurs…).

La régression

Avec ces méthodes, les résultats d'une propagation d'incertitude peuvent être utilisés pour réaliser une régression sur chaque facteur. L'objectif de ces méthodes est de caractériser la corrélation entre les facteurs et les sorties. Des méthodes de régression ont déjà été appliquée en ACV (Huijbregts et al., 2003 ; Wang et Shen, 2013 ; Groen et al., 2014a ; Heeren et al., 2015).

Les tests statistiques

Les techniques basées sur des tests statistiques consistent à séparer, pour chaque facteur, l'échantillon des valeurs d'entrées en plusieurs échantillons équiprobables. Ensuite, l'homogénéité des sorties des populations correspondantes est comparée dans chaque sous-échantillon à l'aide de

[21] C_K^2 représente le nombre de combinaisons deux facteurs parmi les K facteurs.

méthodes statistiques : test sur les moyennes, médianes ou variances (Helton et al., 2006). Aucune hypothèse sur la monotonie du système n'est requise.

La décomposition de la variance

Les méthodes basées sur la variance permettent de déterminer l'influence des facteurs grâce à des indices de sensibilité qui représentent la part de la variance attribuable à un facteur ou à l'interaction de plusieurs facteurs. Ces méthodes sont reconnues et souvent appliquées pour leur précision. De plus, elles sont valables quel que soit le comportement du modèle. C'est pourquoi, dans la suite, nous détaillons le principe de calcul des indices de sensibilité avant de présenter les méthodes disponibles.

La variance totale d'un modèle peut être décomposée de manière unique, d'après Sobol (1993), en une somme de termes correspondant à la variance de tous les facteurs incertains (termes V_i) et aux interactions de facteurs (termes V_{il} pour les interactions de deux facteurs, jusqu'à $V_{12\dots K}$ pour l'interaction entre tous les facteurs) :

$$\mathrm{Var}(Y) = \sum_{i=1}^{K} V_i + \sum_{i=1}^{K-1} \sum_{l=i+1}^{K} V_{il} + \cdots + V_{12\dots K} \qquad \textbf{(1.3)}$$

La décomposition de la variance est valable si les facteurs sont indépendants et si la fonction est deux fois intégrable (Sobol, 1993). En divisant les deux membres de l'expression (1.3) par la variance totale du modèle $\mathrm{Var}(Y)$, nous obtenons une somme d'indices représentant la part de variance de chaque facteur et de leurs interactions :

$$1 = \sum_{i=1}^{K} S_i + \sum_{i=1}^{K-1} \sum_{l=i+1}^{K} S_{il} + \cdots + S_{12\dots K} \qquad \textbf{(1.4)}$$

Il s'agit en fait de la somme des indices de sensibilité de l'ordre 1 à l'ordre K. Cette somme vaut 1 ; la variance totale du modèle équivaut à la variance de chaque constituant du modèle pris séparément. Les indices de sensibilité de premier ordre S_i représentent l'influence du facteur x_i. Ils se calculent en étudiant la variance par rapport à x_i de la moyenne des sorties à x_i fixé en faisant varier les autres facteurs. Cela est répété pour plusieurs valeurs du facteur x_i.

$$S_i = \frac{V_i}{\mathrm{Var}(Y)} = \frac{\mathrm{Var}[E(Y|x_i)]}{\mathrm{Var}(Y)} = 1 - \frac{E[\mathrm{Var}(Y|x_i)]}{\mathrm{Var}(Y)} \qquad \textbf{(1.5)}$$

Une somme des indices de 1er ordre proche de 1 indiquera que le modèle a peu d'interactions.

De la même manière, il est possible de calculer des indices pour les ordres supérieurs. Des indices de sensibilité totaux TS_i peuvent aussi être calculés. Chaque TS_i donne des informations sur

l'influence du facteur x_i et sur ses interactions avec les autres facteurs. Ces indices se calculent en étudiant la moyenne de la variance des sorties quand tous les facteurs sauf le i-ème sont fixés :

$$TS_i = \frac{E[\mathrm{Var}(Y|x_{-i})]}{\mathrm{Var}(Y)} = 1 - \frac{\mathrm{Var}[E(Y|x_{-i})]}{\mathrm{Var}(Y)} = S_i + \sum_{i \neq l} S_{il} + \sum_{i \neq l \neq m} S_{ilm} + \cdots \quad \textbf{(1.6)}$$

Du fait que les interactions sont prises en compte plusieurs fois lorsqu'on calcule les indices de sensibilité totaux de tous les facteurs, la somme de ces indices totaux est supérieure à 1. Ainsi, une somme des indices totaux proches de 1 indiquera que le modèle a peu d'interactions.

Pour un modèle ayant beaucoup de facteurs incertains, le nombre d'indices de sensibilité à calculer devient très grand ; il y a $2^K - 1 + K$ indices si on considère les indices à tous les ordres et les indices totaux. Beaucoup de simulations du modèle sont donc nécessaires et tous les indices ne sont pas facilement interprétables (Iooss, 2011). En pratique, les indices de premiers ordre et totaux sont le plus souvent calculés. Deux méthodes (FAST et le calcul des indices de Sobol) peuvent être utilisées pour estimer les indices de sensibilité en se basant sur la méthode de décomposition de la variance.

- *Calcul des indices de Sobol*

Le calcul des indices de Sobol (1993) est une méthode d'AS très utilisée basée sur la décomposition de la variance. Elle utilise un plan d'expérience particulier constitué de plusieurs échantillons de taille N_s (de l'ordre du millier à la dizaine de millier) et requiert $N = N_s(K + 2)$ simulations du modèle pour le calcul des indices de premier ordre ou totaux[22]. Cela en fait une méthode au coût calculatoire élevé pour des modèles complexes ou si beaucoup de facteurs incertains sont pris en compte. Cependant, elle est facilement interprétable, valable quel que soit le comportement du modèle et peut être utilisée pour des variables non continues. De plus, une adaptation de la méthode permet de réduire le coût calculatoire en obtenant les indices de Sobol de premier ordre en $2\ N_s$ simulations, c'est-à-dire indépendamment du nombre de facteurs incertains (Mara et Joseph, 2008).

En ACV, plusieurs études ont utilisé des AS globales basées sur le calcul des indices de Sobol (Padey et al., 2012b ; Groen et al., 2014a ; Lacirignola et al., 2014 ; Wei et al., 2014). Lacirignola et al. (2017) ont également étudié l'effet du choix des distributions de probabilité sur le classement des facteurs incertains et le nombre de facteurs incertains à retenir.

- *Méthodes reposant sur une analyse fréquentielle*

La méthode FAST, *Fourier Amplitude Sensitivity Test,* (Cukier et al., 1973) permet de calculer des indices de sensibilité pour des modèles réguliers à facteurs continus. Le principe de cette méthode

[22] Cette méthode peut être utilisée pour le calcul des indices à tous les ordres pour un coût calculatoire plus élevé.

est d'utiliser la transformée de Fourier pour obtenir une décomposition de la variance de la sortie du modèle. Un plan d'expérience spécifique est nécessaire pour cela.

Les méthodes classiques FAST et EFAST (*Extended* FAST) (Saltelli et al., 1999) permettent d'obtenir les indices de sensibilité respectivement de premier ordre et totaux en $2{,}6\ K^{2{,}5}$ simulations (Cukier et al., 1975) et $64(K-1)$ simulations. Pour réduire le coût calculatoire élevé de FAST, RBD-FAST (*Random Balance Design* FAST) a été développée pour le calcul d'indices de premier ordre (Tarantola et al., 2006) et totaux (Mara, 2009).

D'autres méthodes, EASI (Plischke, 2010) et COSI (Plischke, 2012), sont également basées sur une analyse fréquentielle et permettent de calculer des indices de premier ordre. Elles ne nécessitent pas d'utiliser un échantillonnage particulier : à partir d'un échantillonnage de type séquence de Sobol, l'ordre des simulations est astucieusement réarrangé pour calculer les indices.

1.4.3.5. Exploration du modèle

Ces méthodes ont pour objectif d'estimer les indices de sensibilité de premier ordre, voire d'ordres supérieurs à faible coût en réalisant des approximations du modèle.

Dans les méthodes de lissage, il s'agit de réaliser des régressions non paramétriques (c'est-à-dire en ne définissant pas *a priori* la forme de la courbe de régression) pour chaque facteur. Les espérances et variances conditionnelles peuvent être calculées grâce à ces régressions ce qui permet d'accéder aux indices de sensibilité d'ordres 1 ou supérieurs.

Avec les métamodèles, aussi connus sous le nom de surfaces de réponse, l'idée est de créer une fonction simulant le comportement du modèle à partir d'évaluations de celui-ci en un nombre restreint de points. Les analyses de sensibilité sont menées directement sur le métamodèle, ce qui réduit considérablement les temps de calcul.

1.4.3.6. Grille de sélection des méthodes

Il faut généralement réaliser un grand nombre d'expériences pour aboutir à la quantification de l'influence des facteurs, surtout pour les méthodes d'analyse de sensibilité globale, même si leurs résultats sont plus précis. Ce coût calculatoire peut être rédhibitoire, en particulier pour les modèles complexes. Des méthodes beaucoup plus rapides peuvent aussi être utilisées mais elles n'explorent pas tout l'espace de variation et ne donnent pas d'informations sur les éventuelles non-linéarités ou interactions. Afin de choisir la méthode la plus simple et la plus adaptée à un cas donné (nature du modèle et nombre d'évaluations envisageables), Iooss (2011) a réalisé une grille de sélection (figure 1-7). Elle est valable lorsque des informations sur le modèle sont connues *a priori* (modèle de type boîte blanche).

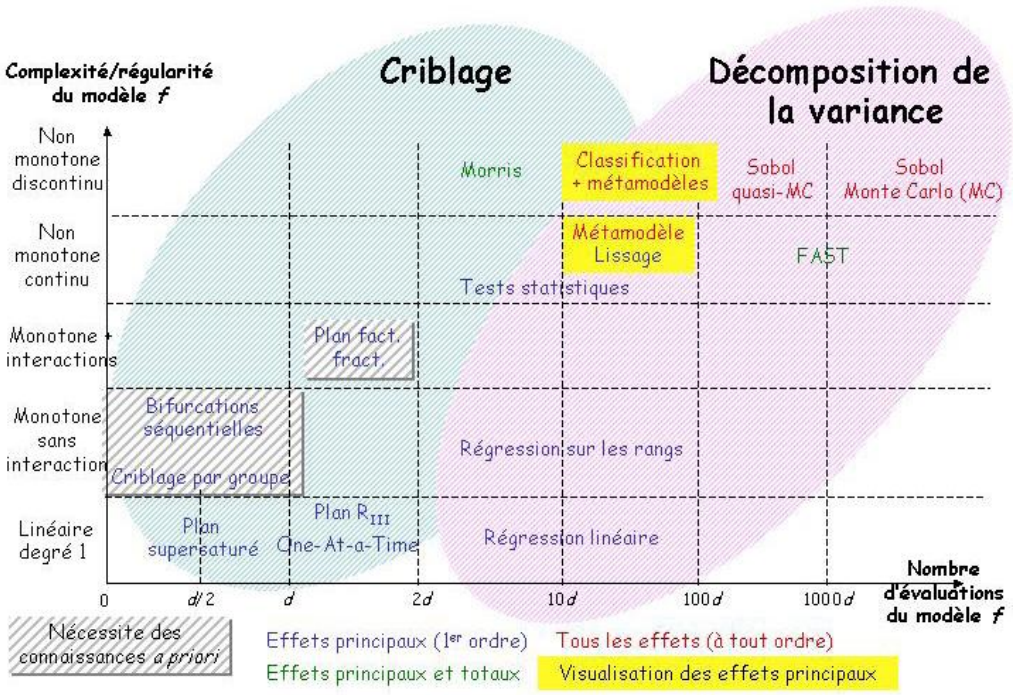


Figure 1-7. Grille de choix des méthodes d'analyse de sensibilité (Iooss, 2011)

1.4.3.7. Cas des facteurs corrélés

Malgré l'important développement des analyses de sensibilité, certains problèmes subsistent tels que la gestion des facteurs corrélées. Parmi les méthodes présentées précédemment, certaines méthodes de régression (PCC ou PRCC) sont adaptées aux corrélations mais elles ne peuvent être appliquées qu'à des modèles monotones (PRCC) ou linéaires et monotones (PCC). Les méthodes basées sur la décomposition de la variance nécessitent d'avoir des facteurs mutuellement indépendants. Ne pas prendre en compte les corrélations revient alors à surestimer ou sous-estimer l'influence d'un facteur : les effets des autres facteurs corrélés sont comptés en même temps. Comme le rappellent Groen et Heijungs (2017), ne pas prendre en compte les corrélations en ACV peut conduire à des conclusions incorrectes, pouvant affecter le choix des décideurs dans un contexte de prise de décision, mais aussi la priorisation de l'effort de collecte des données.

Une méthode simple pour la prise en compte des corrélations consiste à recourir à des analyses de sensibilité multidimensionnelles (Jacques et al., 2006). Les facteurs non indépendants sont regroupés et la sensibilité est étudiée pour le groupe de facteurs. Cette méthode ne peut en revanche pas être appliquée si tous les facteurs sont corrélés. De plus, l'interprétation des résultats peut être délicate puisqu'il n'est pas possible de savoir quel paramètre est le plus influent à l'intérieur d'un groupe.

Pour les facteurs fonctionnels, et plus particulièrement pour ceux spatialisés, Saint-Geours (2012) a passé en revue les méthodes existantes pour la prise en compte des corrélations, qui sont

rappelées en Annexe E. Avec ces méthodes, les effets de toutes les entrées fonctionnelles du modèle sont regroupés en un seul indice. Il n'est pas possible de connaître l'effet de chaque facteur fonctionnel séparément.

Xu et Gertner (2008) proposent une méthode pour connaître l'effet des facteurs corrélés séparément. Il s'agit d'utiliser une méthode de régression linéaire pour décomposer l'influence sur chaque facteur en une partie corrélée et une partie non corrélée. Cette méthode est valable pour des modèles linéaires. D'autres approches ont été développées pour prendre en compte les facteurs corrélés directement dans l'estimation des indices de sensibilité des facteurs en échantillonnant un grand nombre de fois dans les distributions des facteurs (Ratto et al., 2001), en utilisant un métamodèle de krigeage pour obtenir les expressions analytiques des indices (Oakley et O'Hagan, 2002) ou encore à l'aide d'une méthode de lissage : la régression polynômiale locale (Veiga et al., 2008).

Notons que les méthodes pour les analyses de sensibilité en présence de facteurs corrélés sont encore en cours de développement. En ACV, les corrélations n'ont que rarement été prises en compte lors des AS. Wei et al. (2014) ont pris en compte les corrélations dans les données d'inventaire en réalisant une analyse de sensibilité multidimensionnelle. Groen et Heijungs (2017) ont proposé d'appliquer la méthode de Xu et Gertner (2008). Ils proposent également une méthode pour déterminer l'effet de la non-prise en compte des corrélations (surestimation ou sous-estimation de la variance du modèle).

1.5. Application des méthodes de prise en compte des incertitudes en ACV des bâtiments

Afin de faciliter l'interprétation et d'augmenter la robustesse des résultats, les méthodes de quantification des incertitudes, présentées en 1.4, sont appliquées aux facteurs incertains de l'ACV des bâtiments, décrits en 1.3.3.3. Plusieurs axes sont identifiés pour mieux connaitre les effets des incertitudes et de la variabilité, et fournir des résultats plus fiables :

- l'étude de l'influence des facteurs incertains qui permet un éclairage particulier des résultats ;
- la propagation des incertitudes qui permet de connaître l'étendue des incertitudes en sortie ;
- la prise de décision dans un contexte incertain pour savoir si l'influence des incertitudes sur les sorties est susceptible de remettre en cause le classement de variantes ;
- la prise en compte des incertitudes sur les scénarios de long terme.

Dans la suite, nous détaillons les travaux de quantification des incertitudes en ACV des bâtiments menés suivants ces quatre axes.

1.5.1. *Identification de facteurs incertains influents*

L'identification des facteurs incertains qui ont le plus d'influence sur les sorties est permise par les méthodes d'analyse de sensibilité. En les appliquant, il est possible de déterminer quels facteurs doivent être connus avec plus de précision pour améliorer la robustesse des résultats. De plus, elles permettent une réduction de l'effort de collecte des données pour les facteurs moins influents qui pourront être laissés à leurs valeurs ou à leurs distributions par défaut dans les étapes suivantes de la quantification des incertitudes.

Quelques travaux ont porté sur l'identification des facteurs influents en ACV des bâtiments en employant des méthodes d'analyse de sensibilité. Ils ne prennent pas systématiquement en compte toutes les étapes du cycle de vie du bâti et ne considèrent parfois que quelques indicateurs environnementaux.

Certaines études ont porté sur les matériaux de construction uniquement et ne considéraient pas la phase d'utilisation (Wang et Shen, 2013 ; Cousins-Jenvey et al., 2014 ; Hoxha et al., 2014 ; Hoxha et al., 2017). Les caractéristiques de ces études sont détaillées dans le tableau 1-6.

Tableau 1-6 : Application des méthodes d'analyse de sensibilité en ACV des bâtiments excluant la phase d'utilisation

Étude	Méthode	Facteurs influents	Indicateur	Remarque
Wang et Shen (2013)	Régression sur les rangs	Acier et verre	Énergie primaire	Bâtiment d'institution Étape préalable à une AI
Cousins-Jenvey et al. (2014)	Analyse de scénarios (hypothèses pessimistes, probables et optimistes sur les facteurs)	Durée de vie des composants, distance de transport	Énergie primaire	Bâtiment de bureau, d'université et logement collectif
Hoxha et al. (2014)	Analyse du problème-clé	Laine de verre, PVC, bitume (pour l'étanchéité), durée de vie des composants	Énergie primaire non renouvelable, épuisement des ressources, eau consommée, déchets inertes et dangereux, PRG, acidification	Maison individuelle
Hoxha et al. (2017)	Analyse du problème-clé	Polystyrène, béton armé, bois non-structurel	Énergie primaire non renouvelable, déchets inertes, PRG	Maisons individuelles et logements collectifs

D'autres études ont questionné l'effet des facteurs incertains en considérant toutes les étapes du cycle de vie d'un bâtiment (Huijbregts et al., 2003 ; Verbeeck et Hens, 2007 ; Peuportier et al., 2013b ; Suh et al., 2014 ; Heeren et al., 2015). Dans une autre étude, un seul matériau a été considéré sur l'ensemble du cycle de vie, incluant la phase d'usage (Andrianandraina, 2014). Les caractéristiques de ces études sont détaillées dans le tableau 1-7.

Tableau 1-7 : Application des méthodes d'analyse de sensibilité en ACV des bâtiments incluant toutes les phases du cycle de vie

Étude	Méthode	Facteurs influents	Indicateurs	Remarque
Huijbregts et al. (2003)	Coefficients de Spearman	Substances contribuant à au moins 1 % de l'incertitude sur un ou plusieurs indicateurs	Ozone photochimique, acidification, écotoxicité, toxicité humaine	Maison individuelle Étape préalable à une AI
Verbeeck et Hens (2007)	AS locale	Matériaux en bois	PRG, acidification, particules fines	Maison individuelle performante
Peuportier et al. (2013b)	Analyse de scénarios : comportement économe ou dépensier, standards de bâtiment de référence ou passif	Comportement des occupants	12 indicateurs de novaEQUER[23]	Maisons mitoyennes
Andrianandraina (2014)	Criblage de Morris	Conductivité du béton de chanvre, localisation du bâtiment et épaisseur du mur	Énergie primaire	Bâtiment parallélépipédique et monolithique (en béton de chanvre)
Suh et al. (2014)	AS locale	Comportement des occupants	12 indicateurs issus de TRACI 2.0[24]	Petit bâtiment de bureau
Heeren et al. (2015)	Coefficient de corrélation sur les rangs	Mix de production d'électricité, taux de ventilation et choix du système de chauffage	PRG, énergie primaire renouvelable et non renouvelable, émission de particules	Maison individuelle

[23] http://docs.izuba.fr/fr/index.php/Base_de_donn%C3%A9es_ACV

[24] https://www.epa.gov/chemical-research/tool-reduction-and-assessment-chemicals-and-other-environmental-impacts-traci

1.5.1.1. Identification de facteurs influents en SED

Étant donnée l'importance de l'analyse énergétique lors d'une ACV de bâtiment, les AS réalisées en simulation énergétique dynamique (SED) ont aussi été recensées. Les incertitudes sont de plus en plus prises en compte en SED, comme l'a constaté Tian (2013) dans une revue à ce sujet. Les méthodes d'AS les plus souvent utilisées étaient les AS locales, les AS basées sur une régression, la méthode de Morris, les méthodes basées sur la variance et les métamodèles.

Des AS peu coûteuses en temps de calcul, telles que les méthodes de criblage, ont parfois été utilisées en amont d'AS plus précises (et plus coûteuses) qui permettent d'avoir des informations plus fines sur le classement des facteurs et leurs parts de variance. Cela est aussi réalisé en amont de propagation d'incertitude afin de ne définir des distributions de probabilité que sur les facteurs les plus influents.

Pour des bâtiments résidentiels récents, les facteurs suivants se sont révélés influents en SED :

- l'occupation (Vorger, 2014), en effet, elle conditionne en grande partie la gestion du bâtiment (gestion des températures de consigne, des ouvertures de fenêtres, des occultations et de l'utilisation des équipements) ;
- les données météorologiques, et plus particulièrement la température extérieure (Goffart, 2013 ; Munaretto, 2014) ;
- les débits de ventilation ou encore l'épaisseur et les propriétés thermiques des matériaux constructifs et d'isolation sont également influents (Spitz, 2012 ; Munaretto, 2014 ; Recht et al., 2014).

Récemment, quelques études se sont attachées à comparer les performances des méthodes d'AS appliquées en SED (Nguyen et Reiter, 2015 ; Kristensen et Petersen, 2016 ; Menberg et al., 2016a ; Yang et al., 2016). Dans ces études, trois à neuf méthodes d'AS étaient comparées et les comparaisons ont porté sur la différenciation entre groupes de facteurs influents et non influents, sur le classement de ces facteurs, sur l'étude des valeurs d'indices de sensibilité ou encore sur le temps de calcul nécessaire. Nguyen et Reiter (2015) ont comparé neuf méthodes d'AS (Morris, Pearson, SRC, PCC, Spearman, SRRC, PRCC, Sobol et FAST) et ont trouvé que les méthodes de régression linéaire (Spearman, PCC and SRC) étaient un bon compromis entre fiabilité des résultats et temps de calcul. Kristensen et Petersen (2016) ont comparé une AS locale, la méthode de Morris et la méthode de Sobol. Le classement donné par les méthodes de Morris et Sobol est similaire. La méthode locale ne permet pas d'établir le même classement mais identifie le même groupe de facteurs influents. Menberg et al. (2016b) ont comparé trois méthodes (SRC, Morris et Sobol). En utilisant la médiane des effets élémentaires (au lieu de la moyenne) dans la méthode de Morris, le classement des facteurs est similaire à celui donné par Sobol. Yang et al. (2016) ont comparé les méthodes SRC, Morris, EFAST et un métamodèle par processus gaussien. Le métamodèle par

processus gaussien a été identifié comme étant le meilleur compromis entre fiabilité et temps de calcul.

Encore peu d'études ont été réalisées à l'échelle du quartier ou à des échelles plus grandes telles qu'une ville (Mastrucci et al., 2017a). À l'échelle du quartier, des AS locales ont été utilisées pour la détermination des facteurs influents et ont mis en évidence l'importance de la température de consigne, de la température extérieure et de l'efficacité des systèmes de chauffage (Kavgic et al., 2013). Mastrucci et al. (2017b) ont utilisé le criblage de Morris et le calcul des indices de Sobol pour aboutir à un modèle simplifié capable d'évaluer la consommation énergétique de grands parcs de bâtiment (échelle de la ville).

1.5.1.2. Bilan sur l'identification de facteurs incertains influents

En ACV des bâtiments, les études pour la détermination des facteurs incertains influents n'ont pas toujours porté sur le cycle de vie complet du bâtiment et n'ont souvent considéré que quelques indicateurs environnementaux (souvent l'énergie primaire et l'augmentation de l'effet de serre). De plus, les AS étaient souvent préalables d'autres études : AS plus précise ou AI. Dans ces études complémentaires, les facteurs peu influents sont soit mis à leurs valeurs par défaut et ne sont plus considérés comme incertains, soit la caractérisation de leur incertitude reste grossière tandis que celle des facteurs les plus influents est affinée. Remarquons également que la prise en compte des incertitudes en ACV des bâtiments est une problématique récente ; la majorité des études sont postérieures à 2012.

Concernant les méthodes d'AS employées, il s'agit surtout en ACV des bâtiments de méthodes de régression, d'analyse de scénario ou d'AS locale. De plus, le choix de la méthode utilisée a très rarement été justifié et à notre connaissance, aucune étude n'a comparé les performances des méthodes. En SED, un plus large panel d'AS a été utilisé et depuis peu des études s'intéressent au choix des méthodes les plus adaptées.

La durée de vie des composants du bâtiment et le comportement des occupants sont deux facteurs incertains identifiés comme étant influents dans plusieurs études d'ACV des bâtiments. D'autres facteurs ont été identifiés et sont également influents en SED (ventilation, épaisseur de matériaux, système de chauffage). La sélection du groupe de facteurs influents se base sur différents critères en fonction des études : sélection des facteurs expliquant ensemble une certaine part de la variance, sélection des facteurs expliquant séparément un pourcentage de la variance.

1.5.2. *Propagation d'incertitudes*

Les méthodes d'analyse d'incertitude permettent de propager les incertitudes sur les facteurs incertains à travers le modèle pour obtenir l'incertitude sur la ou les sorties. En ACV des bâtiments, la

méthode de Monte-Carlo a principalement été utilisée (Verbeeck et Hens, 2007 ; Wang et Shen, 2013 ; Pomponi et al., 2017). Verbeeck et Hens (2007) ont étudié l'incertitude sur l'estimation des incertitudes en réalisant les propagations pour plusieurs valeurs d'écart-types des distributions des facteurs incertains. Wang et Shen (2013) ont comparé les résultats donnés par deux méthodes de propagation des incertitudes pseudo-quantitatives. Pomponi et al. (2017) ont étudié l'effet du choix des distributions de probabilité en comparant des lois normales et uniformes. Hoxha et al. (2017) ont, quant à eux, réalisé des propagations d'incertitudes analytiques afin de déterminer la part des incertitudes liées aux matériaux de construction, pesant sur les résultats d'ACV de maisons individuelles et de logements collectifs.

En SED, des propagations d'incertitude ont également été menées. Cela est motivé notamment par la problématique de garantie de performance énergétique (GPE) des bâtiments. Les consommations énergétiques mesurées sur site diffèrent souvent de celles estimées. La GPE consiste à prendre en compte les sources d'incertitude et de variabilité pouvant faire varier la consommation prévue. Cela permet de garantir une valeur de consommation qui peut-être éventuellement ajustée suite à des mesures sur certains facteurs (Ligier et al., 2016).

À l'échelle du bâtiment, des approches internes (Macdonald, 2002a) et la méthode de Monte-Carlo (Macdonald, 2002a ; Spitz et al., 2012) ont été appliqués en SED. Des méthodes d'échantillonnage par hypercube latin ont aussi été utilisées pour mieux explorer l'espace (Recht et al., 2014 ; Menberg et al., 2016a ; Yang et al., 2016). À l'échelle du quartier, Stinner et al. (2014) ont déterminé la distribution des incertitudes sur les besoins de chauffage d'un quartier résidentiel en propageant les incertitudes sur les facteurs incertains grâce à des séquences de Sobol afin de limiter le nombre de simulations à mener.

1.5.3. *Prise de décision dans un contexte incertain*

L'ACV est souvent utilisée pour comparer plusieurs produits avec la même unité fonctionnelle. Il est ensuite possible de classer les variantes de produit en fonction de leur durabilité, pour chaque indicateur environnemental. Dans un contexte incertain, la comparaison de variantes est complexifiée. En effet, la présence des incertitudes pourrait potentiellement remettre en question le classement des alternatives, comme illustré à la figure 1-8. La propagation d'incertitude prend tout son sens en ACV pour étudier l'éventuelle remise en question des résultats et guider le décideur vers les variantes les plus durables en tenant compte des incertitudes.

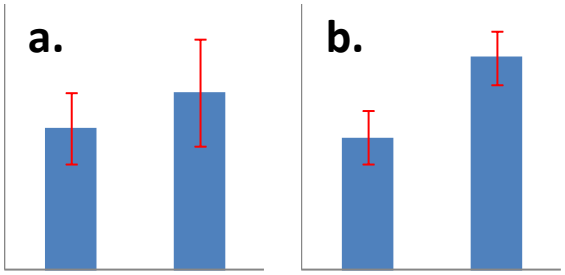


Figure 1-8. Illustration de l'influence des incertitudes – (a) possible remise en question des résultats, (b) même classement des variantes

1.5.3.1. Approche probabiliste

La comparaison de variantes incertaines a été désignée en ACV par le terme d'analyse de discernabilité (*discernability analysis*) par Heijungs et Kleijn (2001). Ils proposent de propager les incertitudes sur les variantes A et B. Cela est possible en utilisant des méthodes d'analyse d'incertitude. La caractéristique des incertitudes en sortie (variance, plage de variation, distributions) peut ensuite être comparée. Dans le cas d'une méthode basée sur un échantillonnage, il est également possible de compter, pour chaque indicateur environnemental, le nombre de fois qu'une variante a des impacts plus faible que l'autre. La probabilité qui en découle aide à la détermination d'une meilleure variante. Si les impacts de A sont toujours ou presque toujours inférieurs aux impacts de B (et réciproquement), alors on peut dire que A et meilleure que B (réciproquement que B est meilleur que A) avec un certain niveau de confiance. Sinon, il n'est pas possible de classer les variantes.

Notons que cette approche ne donne pas d'informations sur la distance en terme de valeur d'impact entre les deux variantes. Cette information est pourtant complémentaire à la probabilité qu'une variante ait des impacts plus faibles qu'une autre : $p(I_A < I_B)$. En effet, si les valeurs d'impacts sont très proches, les deux variantes ont des performances proches sur l'indicateur environnemental considéré, ce qui peut complexifier le choix d'une variante, par rapport à un cas où les performances environnementales des deux variantes sont très contrastées.

Des méthodes statistiques ont été appliquées en ACV des bâtiments pour la comparaison de variantes :

- Huijbregts et al. (2003) ont comparé deux options d'isolation (deux épaisseurs de polystyrène expansé dans les murs, le toit et le sol) pour une maison individuelle aux Pays-Bas. La propagation des incertitudes a été réalisée grâce à un échantillonnage aléatoire (10 000 tirages de Monte-Carlo), en utilisant le même plan d'expérience pour les deux variantes. Le ratio des valeurs d'impacts des deux variantes a été calculé pour plusieurs indicateurs environnementaux. Dans leur cas, les incertitudes sur les paramètres avaient plus d'influence que celles sur les scénarios ou sur les modèles.

- Hoxha (2015) conseille de comparer les distributions de probabilité des variantes A et B, obtenues par échantillonnage aléatoire ou par propagation analytique. Il propose de calculer l'écart ou le ratio entre les impacts des variantes A et B à partir des espérances et écarts-types des distributions respectives de A et B.
- Enfin, Heeren et al. (2015) ont comparé deux variantes constructives (bois et béton) pour une maison individuelle en Suisse afin d'étudier l'influence de l'inertie thermique sur plusieurs indicateurs environnementaux. La propagation des incertitudes a été réalisée grâce à un échantillonnage aléatoire (4500 tirages de Monte-Carlo). Il faut noter que le même plan d'expérience a été utilisé pour les deux variantes à comparer. Le ratio des valeurs d'impacts des deux variantes a été calculé pour plusieurs indicateurs environnementaux.

Plus généralement, Henriksson et al. (2015) ont recensé plusieurs études réalisant des comparaisons de variantes incertaines en ACV. Il en ressort que les incertitudes ont été propagées avec des échantillonnages aléatoires, stratifiés ou par propagation analytique. Pour comparer les distributions des variantes, le ratio ou la différence des valeurs d'impact ont parfois été étudiés. Cela nécessite d'utiliser le même plan d'expérience pour les deux variantes (c'est-à-dire un échantillonnage dépendant) : pour les facteurs communs, les jeux de valeurs des facteurs sont les mêmes. Pour Henriksson et al. (2015), cette manière de procéder est l'option la plus cohérente. Si les plans d'expérience sont différents, les résultats ne sont pas comparables.

Ce type de comparaison de variantes incertaines peut être effectué dans l'outil d'ACV SimaPro (PRé Consultants et al., 2004). Les incertitudes sont propagées sur les variantes en utilisant un échantillonnage dépendant puis la différence des valeurs d'impact est calculée. La probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre $p(I_A < I_B)$ est aussi calculée (Golsteijn, 2015).

1.5.3.2. Approche fiabiliste

Dans les méthodes probabilistes, la comparaison des variantes incertaines se fait le plus souvent en calculant la probabilité qu'une variante ait des impacts environnementaux plus faibles qu'une autre $p(I_A < I_B)$. Le problème peut aussi s'écrire : $p([I_A - I_B] = 0)$. Il peut alors être interprété comme l'étude de la probabilité de dépasser la valeur critique pour laquelle les impacts des deux variantes sont égaux. Des méthodes permettant de calculer la probabilité de dépassement d'un seuil, généralement utilisées en ingénierie mécanique ou en sûreté, permettent de répondre à ce type de problème. Elles cherchent à quantifier la probabilité de défaillance. On estime alors que le système est défaillant si $[I_A - I_B] < 0$ et qu'il fonctionne bien si $[I_A - I_B] > 0$.

En ACV de matériaux constructifs, Wei et al. (2016) ont utilisé la méthode FORM et un échantillonnage aléatoire pour comparer les impacts environnementaux liés à la fabrication de laine de verre et de laine de roche. La probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre pour les différents indicateurs a été obtenue en 131 simulations du modèle avec la méthode FORM alors que

100 000 simulations furent nécessaires avec un tirage aléatoire pour converger vers les mêmes probabilités.

1.5.3.3. Comparaison de plus de deux variantes

La démarche de comparaison dans un contexte incertain a été introduite pour la comparaison de deux variantes. Cependant, elle peut être adaptée dans le cas de la comparaison de plus de deux variantes en comparant les alternatives deux à deux (Heijungs et Kleijn, 2001). C'est ce qu'ont fait Prado-Lopez et al. (2015) pour la comparaison de cinq technologies de modules photovoltaïques. Si un grand nombre de variantes doit être comparé, la comparaison par paires devient fastidieuse. Des méthodes de partitionnement des données sont recommandées dans ce cas (Henriksson et al., 2015). Les variantes sont classées dans différents groupes en fonction de leurs caractéristiques et la comparaison des performances est faite entre les groupes.

1.5.3.4. Prise de décision dans un contexte multicritère

Plusieurs indicateurs environnementaux sont utilisés, par définition, en ACV. Il est fréquent que ces différents indicateurs ne classent pas les variantes de la même manière. Le choix d'une alternative ou d'une autre est alors moins aisé, surtout en présence d'incertitudes. Pour aider les décideurs à prendre une décision dans ce contexte, des méthodes multicritères d'analyse de la décision peuvent être utilisées.

Cette problématique n'est pas directement liée à la quantification des incertitudes en ACV des bâtiments. Toutefois, des méthodes d'analyse de la décision ont déjà été appliquées en ACV pour comparer des variantes incertaines (Prado-Lopez et al., 2013 ; Prado-Lopez et al., 2015). Un état de l'art des méthodes multicritères d'analyse de la décision est présenté en Annexe C.

1.5.3.5. Bilan sur la prise de décision dans un contexte incertain

En ACV des bâtiments, peu d'études comparatives ont été menées dans un contexte incertain. Dans les études recensées, il s'agissait de comparer deux variantes d'un bâtiment avec une approche probabiliste et en utilisant un échantillonnage dépendant pour les facteurs incertains communs. À notre connaissance, aucune étude n'a été menée à une échelle plus large que le bâtiment ou pour comparer plus de deux variantes.

Il ressort de l'état de l'art que les distributions des facteurs incertains les plus influents sont à choisir avec soin pour ne pas biaiser les résultats de la comparaison de variantes. Or, le choix de la loi est parfois difficile. De plus, les paramètres de cette loi (e.g. espérance et écart-type) ne sont pas forcément bien connus. Cela engendre une méta-incertitude, c'est-à-dire une incertitude sur

l'incertitude, dont l'effet n'a pas été étudié dans un contexte de comparaison de variantes en ACV des bâtiments.

Nous constatons que le choix d'une variante est toujours une tâche difficile. D'une part, l'aspect multicritère de l'ACV tend à complexifier la prise de décision. D'autre part, pour chaque indicateur environnemental, l'étude de la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre ne permet pas toujours de faire un choix (e.g. variantes équiprobables). Pour aider à la prise de décision, il semble nécessaire d'établir des critères de choix d'une variante.

1.5.4. *Cas des incertitudes sur les choix de long terme*

Outre la complexité de modélisation des bâtiments, leurs longues durées de vie sont source d'incertitude. Dans certaines études, les auteurs choisissent d'ailleurs de ne pas considérer toute la vie du bâtiment à cause des fortes incertitudes liées aux évolutions à venir. Verbeeck et Hans (2007) ont par exemple considéré uniquement les 30 premières années de vie d'un bâtiment.

Afin de réaliser des ACV sur de longues périodes, des scénarios de long terme peuvent être introduits. Ceux-ci sont très incertains car ils concernent des décisions ou des évolutions technologiques qui se produiront dans le futur. Il peut s'agir par exemple du choix du procédé de fin de vie des matériaux. Des scénarios peuvent aussi évoluer au cours de la vie de l'infrastructure. Les besoins de chauffage peuvent varier en fonction du vieillissement des matériaux, des rénovations ou encore de l'effet du climat ou des occupants. De même, des modifications peuvent intervenir au niveau du mix électrique. Roux (2016) a proposé une liste des évolutions possibles au cours du cycle de vie du bâtiment (en excluant la phase de construction, supposée se dérouler dans le présent). Des analyses prospectives permettent de simuler les futurs possibles (Spielmann et al., 2004 ; Gantner et al., 2014) et d'observer les impacts sur ces choix. L'enjeu est alors de savoir dans quelle mesure les évolutions de long terme impactent les résultats d'ACV.

Généralement, dans les études prospectives plusieurs scénarios sont développés pour modéliser les évolutions du système étudié ou de son contexte. Spielmann et al. (2004) et Rozenberg et al. (2013) proposent des méthodologies pour créer ces scénarios. L'incertitude sur les évolutions de long terme peut être caractérisée par l'utilisation de plusieurs scénarios tirés aléatoirement à chaque simulation, de la même manière que pour les variables catégorielles, pour étudier leur influence et réaliser des propagations d'incertitude.

En ACV des bâtiments, des approches prospectives ont déjà été appliquées, en particulier :

- Huijbregts et al. (2003) ont propagé les incertitudes liées à des paramètres, scénarios et modèles pour une maison individuelle. Deux scénarios prospectifs de traitement des déchets ont été comparés dans ce cadre : pour l'un d'eux le taux de recyclage des matériaux est équivalent au taux actuel alors que dans l'autre cas, des taux plus importants ont été considérés.

Il s'est avéré que l'incertitude sur les paramètres affectait plus les résultats que l'incertitude sur les scénarios et modèles.

- Fouquet et al (2015) ont comparé différents scénarios de mix de production d'électricité ainsi que des évolutions potentielles dans la fabrication des matériaux constructifs qui sont utilisés lors des rénovations. Le choix du mix de production d'électricité avait une influence plus forte sur les résultats. Les scénarios prospectifs étudiés n'avaient toutefois pas d'influence sur le classement de variantes de bâtiment comparées dans le cadre de cette étude.
- Roux (2016) et Roux et al. (2016b) ont comparé deux scénarios d'évolution climatique et deux scénarios d'évolution des filières énergétiques en ACV attributionnelle et conséquentielle pour le cas d'une maison individuelle performante (avec et sans production locale d'énergie). Il s'est avéré que la prise en compte des scénarios prospectifs affecte les résultats d'ACV et peut modifier le classement des variantes dans une approche attributionnelle, mais pas dans une approche conséquentielle.
- En simulation énergétique des bâtiments, Waddicor et al. (2016) ont étudié les effets de l'évolution du climat et du vieillissement du bâtiment sur la consommation énergétique primaire d'une librairie à Turin. Pour ce faire, deux scénarios d'évolution climatique et deux niveaux de dégradation de l'enveloppe et des équipements sont considérés. Au bout de 30 ans, le bâtiment est rénové et des équipements plus performants sont installés. Les résultats montrent que le vieillissement du bâtiment a une influence prépondérante sur la consommation énergétique. De plus, l'évolution des filières énergétiques (augmentation de la part des énergies renouvelables) a été modélisée en modifiant le facteur de conversion de l'énergie finale vers l'énergie primaire.

Généralement, les scénarios de long terme sont définis pour une durée prédéterminée (10 ou 20 ans). L'intégration des scénarios prospectifs est donc de nature à faire augmenter les temps de calculs : là où actuellement un scénario (soit une simulation) est utilisé pour toute la durée de vie du bâtiment, plusieurs scénarios se succéderont sur le cycle de vie, nécessitant, pour chacun, une simulation complémentaire.

Les évolutions du climat et du mix de production d'électricité sont des facteurs ayant un fort enjeu en ACV bâtiments puisqu'elles interviennent au cours de la phase la plus contributrice du cycle de vie : celle d'utilisation (Roux, 2016). De plus, contrairement à d'autres évolutions possibles, des données sont disponibles pour les prendre en compte. Concernant le climat, on peut citer les projections d'évolution du climat proposée dans le dernier rapport du GIEC (IPCC Working Group I, 2013). Pour la France, ces scénarios ont été utilisés par la DRIAS[25] afin d'obtenir pour différents horizons temporels des projections climatiques (température et précipitation) géolocalisées. Comme proposé par Roux (2016), il est possible d'appliquer des méthodes de *morphing* pour déformer les données météorologiques types actuelles à partir des température moyennes, minimales et

[25] http://www.drias-climat.fr/

maximales mensuelles fournies dans les projections, dans le but d'obtenir des séries temporelles horaires pour les potentiels climats futurs.

Concernant l'évolution du mix de production d'électricité, plusieurs scénarios futurs sont disponibles pour la France. Ils sont fournis par exemple par RTE (2014) ou l'ADEME (2013b ; 2015b) pour un ou plusieurs horizons temporels et en suivant différentes hypothèses sur les évolutions de la consommation, des technologies de production actuelles et de l'arrivée sur le marché de technologie faisant encore actuellement l'objet de recherche. Dans ces scénarios, les données sur les capacités installées sont disponibles ainsi que les consommations et productions annuelles. Afin, d'obtenir les productions horaires pour des années futures, un nombre important d'hypothèses doit être pris par exemple pour définir les profils horaires de consommation et de production des technologies, sur les disponibilités des technologies, sur l'utilisation des moyens de stockage ou sur les importations et exportations. De plus, dans le cadre de l'ACV conséquentielle, un mix marginal horaire est utilisé pour obtenir les impacts de la consommation d'électricité pour le bâtiment ajouté au parc. Des hypothèses doivent donc aussi être faites pour déterminer quels moyens de productions sont à inclure au mix marginal. En particulier, il s'agit de redéfinir l'ordre de préséance des technologies en s'adaptant aux moyens de production pris en compte dans le scénario futur. Le nombre important d'hypothèses à formuler conduirait à la définition de mix marginaux dynamiques peu justifiés.

En conclusion, les ensembles bâtis sont construits pour plusieurs décennies au cours desquels l'environnement (au sens de ce qui entoure) du bâtiment et le bâti lui-même vont évoluer. Des ACV prospectives, qui mettent en jeu un ensemble de scénarios décrivant des futurs possibles, sont utilisées pour décrire ces changements. Il conviendrait de prendre en compte les effets des multiples scénarios de long terme possibles parallèlement aux effets des autres sources d'incertitude mais cela n'a pas été appliqué dans le cadre de cette thèse en raison de nombre important d'hypothèses mis en jeu pour définir un mix de production d'électricité horaire futur à partir des données disponibles et du caractère arbitraire du mix électrique ainsi obtenu.

1.6. Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons réalisé un état de l'art sur l'ACV des bâtiments et les incertitudes associées. La nécessité de prendre en compte les incertitudes en ACV ne fait plus débat. Cela permet d'augmenter la crédibilité des ACV, d'étudier la robustesse des résultats, ou encore de déterminer les aspects pour lesquels des recherches complémentaires sont nécessaires pour accroitre la fiabilité des résultats. Cependant les incertitudes, et la manière de les prendre en compte, ont encore été peu traitées en ACV des bâtiments.

Afin d'examiner la robustesse des ACV des bâtiments, et dans le but de progresser vers des ensembles bâtis plus durables, nous proposons dans cette thèse d'étudier la quantification des

incertitudes qui leurs sont associées. Pour cela, des méthodes d'analyse de sensibilité et d'incertitude sont implémentées dans un outil dédié aux ACV des bâtiments. Deux axes sont identifiés pour améliorer la démarche de prise en compte des incertitudes actuellement utilisées. Ils concernent l'identification de facteurs incertains influents, la comparaison de variantes.

Une identification précise des facteurs ayant le plus d'influence sur les résultats permet une limitation de l'effort de collecte des données. Les facteurs les plus influents feront l'objet de recherches supplémentaires alors que les moins influents peuvent être laissés à leurs valeurs ou à leurs distributions par défaut, dans les ACV ou AI menées par la suite. Actuellement, le choix des méthodes d'AS adaptées pour l'identification des facteurs incertains n'a pas été discuté en ACV des bâtiments. De plus, en ACV, les méthodes recommandées nécessitent beaucoup de simulations et donc des temps de calcul importants. Nous proposons dans cette thèse d'étudier les résultats donnés par plusieurs méthodes d'AS afin d'identifier celles qui offrent un compromis coût calculatoire – précision intéressant, et pourront être appliquées dans le cadre de l'ACV des bâtiments. Cela sera étudié dans le chapitre 3.

L'utilisation de propagation d'incertitude se révèle être particulièrement utile dans le cadre de comparaison de variantes incertaines. Cependant, la manière de sélectionner les facteurs incertains à inclure ou à décrire plus finement n'a pas été discutée dans le cas précis de la comparaison de variantes. Nous proposons d'adapter l'interprétation des résultats des méthodes d'AS à la comparaison de variantes. De plus, les incertitudes sur la définition des incertitudes n'ont pas été étudiées en comparaison de variantes et plus généralement le cas de la comparaison de plus de deux variantes n'est pas traité. Nous nous intéresserons à ces aspects dans le chapitre 4 afin de fiabiliser la réalisation de comparaison de variantes dans un contexte incertain.

Le prochain chapitre concerne les outils utilisés pour la réalisation des ACV, les implémentations informatiques et couplages de modèles réalisés et vise à présenter le cas d'étude sur lequel la méthodologie sera appliquée.

Chapitre 2. Modélisation environnementale des bâtiments

Dans ce chapitre, l'outil de modélisation d'ACV des bâtiments ainsi que les outils de modélisation complémentaires utilisés sont présentés. Ces outils complémentaires permettent une meilleure prise en compte de la variabilité de certains facteurs incertains. Le cas d'étude, qui sera utilisé pour les chapitres suivants est également présenté.

2.1. Introduction du chapitre

L'objectif de cette thèse est de permettre la quantification des incertitudes en ACV des bâtiments. Pour cela, des méthodes d'analyse de sensibilité et d'incertitude (AS et AI) sont couplées à un modèle d'ACV des bâtiments. Une application à un cas d'étude illustre la quantification des incertitudes.

Nous proposons dans ce chapitre de présenter les outils de modélisation et modèles qui seront utilisés dans l'application de la démarche de quantification des incertitudes. Nous décrivons dans un premier temps le fonctionnement de l'outil de modélisation d'ACV des bâtiments retenu ainsi que les adaptations apportées pour réaliser les multiples simulations nécessaires aux AS et AI. Des modèles complémentaires sont également présentés. Ils permettent de :

- prendre en compte le plus finement possible la variabilité de certains facteurs tels que ceux liés à l'occupation ou au climat ;
- décrire les incertitudes sur les données environnementales ;
- décrire plus précisément certains facteurs influents tels que le mix de production d'électricité.

Nous présentons finalement les maisons individuelles qui serviront de terrain d'application aux analyses de sensibilité dans le chapitre 3 et aux comparaisons de variantes incertaines dans le chapitre 4.

2.2. Outils de modélisation utilisés pour la prise en compte des incertitudes en ACV du bâtiment

2.2.1. *Choix d'un outil d'ACV des bâtiments*

Du fait de l'importance de la phase d'utilisation des bâtiments (Sharma et al., 2011), leurs performances énergétiques influencent largement leurs performances environnementales. Pour prendre en compte précisément cet effet, notre choix s'est porté vers un outil d'ACV des bâtiments couplé à un outil de simulation énergétique dynamique. Afin de faciliter la saisie du bâtiment, le couplage à un modeleur graphique constitue un atout.

L'outil d'analyse de cycle de vie des bâtiments et des quartiers novaEQUER (Polster, 1995 ; Popovici, 2005) satisfait ces critères. Il est couplé à l'outil de simulation énergétique dynamique *Pléiades*+COMFIE (Peuportier et Blanc-Sommereux, 1990). NovaEQUER et *Pléiades*+COMFIE ont été

développés au centre d'énergétique de l'École des Mines de Paris où ils continuent d'être enrichis. Les deux logiciels sont commercialisés par la société Izuba énergies[26].

2.2.2. *Description de la suite logicielle*

2.2.2.1. Simulation énergétique dynamique avec *Pléiades*+COMFIE

En amont de la réalisation de l'ACV d'un bâtiment avec novaEQUER, les performances énergétiques sont d'abord évaluées avec l'outil de simulation énergétique dynamique *Pléiades*+COMFIE. Cet outil est utilisé par des bureaux d'études et des architectes pour des études de conception bioclimatique en phase amont de projets et pour des analyses du confort thermique.

Un modeleur graphique, Alcyone, permet non seulement de saisir la géométrie du bâtiment mais aussi :

- de définir les caractéristiques du site : orientation du bâtiment, localisation géographique, données météorologiques ;
- de renseigner les caractéristiques des parois (composition, propriétés optiques), des menuiseries et d'indiquer les valeurs de ponts thermiques ;
- d'affecter aux zones du bâtiment des scénarios de consigne de température, ventilation, occupation, occultation… pouvant varier à chaque heure de l'année ;
- de décrire les bâtiments voisins et les autres masques susceptibles d'ombrager le bâtiment.

L'ensemble des informations saisies est ensuite transmis à *Pléiades*+COMFIE où les données peuvent être modifiées. Le cœur de calcul COMFIE détermine à chaque pas de temps les puissances, les besoins de chauffage et de climatisation et les températures des zones thermiques.

Principe de fonctionnement

Dans *Pléiades*+COMFIE, le bâtiment étudié est subdivisé en zones thermiques, c'est-à-dire des zones à température opérative homogène. Afin d'obtenir la température dans chaque zone thermique, une discrétisation en volume fini est réalisée et un bilan thermique est effectué sur les différentes mailles d'une zone. Le détail du calcul est présenté en Annexe F.

Comportement du modèle

L'outil de modélisation *Pléiades*+COMFIE est un modèle physique mettant en jeu des équations non-linéaires. Les sorties n'évoluent pas de manière linéaire par rapport aux entrées (par exemple l'effet de la variation d'une épaisseur d'isolant sur les besoins de chauffage est non-linéaire). De plus,

[26] http://www.izuba.fr/

le modèle contient des paramètres pouvant être discontinus (passage d'une fenêtre simple vitrage à une fenêtre double vitrage). Ceci aura des conséquences sur le choix des méthodes d'AI.

Étude de la fiabilité de *Pléiades*+COMFIE

La fiabilité des résultats donnés par *Pléiades*+COMFIE a été testée à plusieurs reprises en comparant les résultats de l'outil à des mesures, parmi ces travaux, nous pouvons notamment citer :

- Le programme de recherche européen PASSYS, dans lequel des mesures de température sur des cellules tests ont été comparées aux valeurs calculées par COMFIE. Les résultats ont montré une bonne adéquation entre simulations et mesures même si les simulations surestimaient légèrement la température mesurée (Peuportier, 1993).
- Dans le cadre de la tâche 34 de l'AIE[27] sur le chauffage et le rafraîchissement solaire des bâtiments, les mesures d'une cellule test ont été comparées aux températures calculées par COMFIE (et par d'autres outils de simulation énergétique dynamique). Les températures calculées par COMFIE suivent bien celles mesurées, même si le logiciel sous-estime légèrement les températures réelles.
- Dans le cadre du projet de recherche ANR Fiabilité, les résultats des mesures de la maison passive en béton banché de la plateforme INCAS à l'INES[28] a été comparé aux simulations de COMFIE. Cette validation expérimentale a été faite en propageant les incertitudes sur le modèle thermique. Ainsi la variabilité engendrée sur les résultats de calcul a été comparée aux incertitudes sur les mesures. Le calcul de la RMSE a montré qu'en moyenne les écarts ne dépassaient pas $0{,}83$°C (Recht et al., 2014), ce qui est comparable aux résultats d'une référence internationale dans le domaine : EnergyPlus (Spitz, 2012).

La fiabilité de *Pléiades*+COMFIE a également été étudiée en inter-comparant les résultats de l'outil et ceux d'autres outils de simulation énergétique dynamique :

- Un banc d'essai de logiciel pour le calcul des charges de climatisation a été développé par l'AICVF[29], l'AITF[30] et ARMINES[31] (Brasselet et al., 1993). Une douzaine de logiciels de simulation énergétique dynamique ont modélisé un bâtiment bizone selon 5 scénarios différents. Les résultats donnés par COMFIE sont concordants avec ceux donnés par les autres outils.
- La procédure BESTEST du NREL[32]/AIE, définie dans la norme ANSI/ASHRAE, vise à comparer les résultats donnés par plusieurs outils de simulation énergétique dynamique. Pour

[27] Agence Internationale de l'Energie

[28] Institut National de l'Energie Solaire

[29] Association des Ingénieurs en Climatique, Ventilation et Froid

[30] Association des Ingénieurs Territoriaux de France

[31] Association de Recherche de l'Ecole des MINES

[32] Laboratoire nationale des énergies renouvelables, *National Renewable Energy Laboratoty*

ce faire, un bâtiment parallélépipédique de 48 m² avec 2 fenêtres est décrit dans tous les outils. Des études de sensibilité sont menées au travers de 36 variantes de ce bâtiment pour lesquelles sont modifiés entre autre, l'orientation des fenêtres, l'inertie, la ventilation, les propriétés optiques des parois, les infiltrations, les apports internes. Les écarts entre logiciels sont faibles et les résultats donnés par COMFIE sont proches de ceux donnés par les autres outils (en particulier Serires-Suncode, TrnSys et DOE2 (Peuportier, 2005a)). Une nouvelle inter-comparaison des résultats par la procédure BESTEST est en cours de réalisation.

- Les outils de simulation COMFIE, EnergyPlus, TrnSys, CoDyBa et PHPP ont été comparés pour prévoir les performances de la maison double mur de la plateforme INCAS (alors en cours de construction). Les quatre premiers logiciels ont donné des résultats proches mais l'outil PHPP minimise les puissances de chauffage (Brun et al., 2009).

2.2.2.2. Analyse de cycle de vie avec novaEQUER

Les résultats et données issues de *Pléiades*+COMFIE, en particulier les besoins énergétiques et les quantitatifs de matériaux, sont transmis à novaEQUER qui réalise l'analyse environnementale par ACV. Le chaînage des outils est présenté à la figure 2-1. NovaEQUER est l'évolution de l'outil EQUER qui permettait de réaliser l'ACV de bâtiments. Le module d'ACV quartier Ariadne a été couplé à EQUER pour former l'outil novaEQUER. Le bâtiment modélisé dans *Pléiades*+COMFIE et novaEQUER est le modèle qui servira à la quantification des incertitudes.

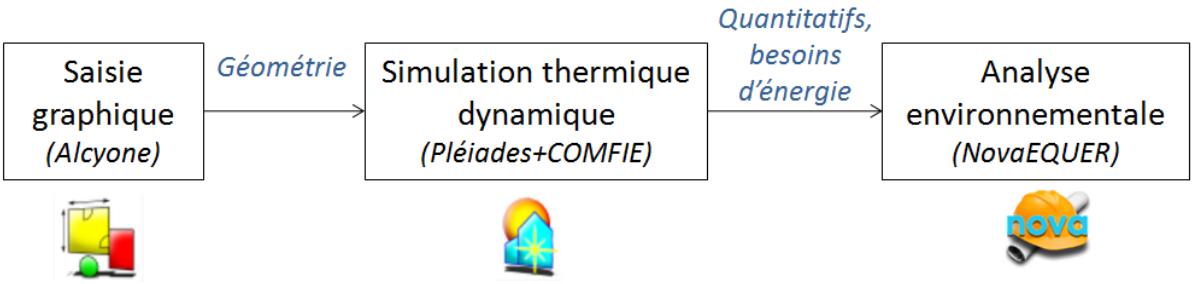


Figure 2-1. Suite logicielle de Pléiades+COMFIE et novaEQUER

Des données supplémentaires sont renseignées dans novaEQUER pour les quatre phases du cycle de vie du bâtiment.

- **Construction.** À chaque matériau saisi dans *Pléiades*+COMFIE est affectée une donnée environnementale et donc des impacts environnementaux dans novaEQUER. Un surplus de matériaux est considéré pour représenter les pertes liées à la mise en œuvre des matériaux de construction. Les impacts des matériaux sont complétés par ceux liés à leurs transports.
- **Utilisation**. Les impacts environnementaux considérés lors de la phase d'utilisation du bâtiment peuvent être liés au chauffage, à la climatisation, à la production d'eau chaude

sanitaire (ECS), aux usages d'électricité pour les appareils et équipements, aux puisages et rejets d'eau, aux déchets ménagers et aux transports quotidiens des occupants. En fonction des objectifs et du périmètre d'étude, l'ensemble des postes précédemment cités ne sont pas toujours pris en compte. Dans le cas où le bâtiment est producteur d'énergie, les impacts éventuellement évités liés à cette production sont comptabilisés.

- **Rénovation.** Pour les matériaux pour lesquels l'utilisateur a défini une durée de vie inférieure à celle de la durée de vie du bâtiment, des remplacements sont réalisés au cours du cycle de vie.
- **Fin de vie.** Des données environnementales sont associées aux matériaux pour décrire leur fin de vie. Les déchets du bâtiment peuvent être mis en décharge ou incinérés mais il est également possible de les recycler totalement ou partiellement.

Les hypothèses prises pour la réalisation de l'ACV sont détaillées en Annexe G pour chaque phase du cycle de vie.

Extension à l'échelle du quartier

Quand l'ACV est étendue à l'échelle du quartier, les espaces extérieurs sont pris en compte en plus des bâtiments. Pour ce faire, les impacts des espaces verts, des voiries et des réseaux sont ajoutés à l'étude, de même que ceux des usages qui leur sont liés : éclairage, nettoyage, arrosage éventuel… Certains procédés ont lieu chaque jour, d'autres ont des périodicités différentes (collecte des déchets de voirie, entretien des espaces verts, déneigement…).

Base de données environnementales

Les données environnementales sont issues de la base de données ecoinvent (Frischknecht et al., 2007a). Cette base suisse contient essentiellement des données génériques (c'est-à-dire représentant des moyennes de plusieurs données spécifiques), même si elle est actuellement enrichie par des données spécifiques à un industriel. En phase de conception, lorsque le choix d'un fabricant de matériaux n'a pas encore été fait, ces données génériques sont particulièrement adaptées. Les avantages de cette base sont la précision des inventaires de cycle de vie, qui comportent plusieurs milliers de flux, et l'ampleur de la documentation, qui décrit les procédés et les hypothèses pour de très nombreux jeux de données. Pour créer la base de novaEQUER, une procédure de contextualisation est appliquée afin de prendre en compte, par exemple, le mix français de production d'électricité pour les produits fabriqués en France. Cette procédure est détaillée en Annexe G.

Indicateurs environnementaux calculés

La sélection des indicateurs environnementaux à calculer dans le cadre de l'ACV des bâtiments a fait l'objet de plusieurs projets européens (Peuportier, 2005 ; Cherqui, 2005 ; van Dessel et al., 2008).

2.2. Outils de modélisation utilisés pour la prise en compte des incertitudes en ACV du bâtiment

Les douze indicateurs environnementaux retenus dans novaEQUER sont présentés dans le tableau 2-1.

Tableau 2-1 : Indicateurs environnementaux issus des objectifs des grilles de performance

Buts	Indicateur	Unité	Méthode
Préserver les ressources	Demande cumulative d'énergie	[MJ]	CED (Frischknecht et al., 2007a)
	Consommation d'eau	[m^3 d'eau puisée]	(Frischknecht et al., 2007a)
	Épuisement des ressources abiotiques	[kg équivalent d'antimoine Sb]	CML 2001 (Guinée, 2002)
Préserver la santé des résidents	Dommage à la santé	[DALY] (Disability Adjusted Life Years) Années de vie perdues	Eco-indicator 99 (Goedkoop et Spriensma, 2001)
	Déchets radioactifs	[dm3 de déchets]	(Frischknecht et al., 2007a)
	Production d'ozone photochimique	[kg équivalent d'éthylène C_2H_4]	CML 2001 (Guinée, 2002)
Préserver les écosystèmes	Effet de serre	[kg équivalent dioxyde de carbone CO_2]	IPCC 2007 (Solomon, 2007)
	Acidification	[kg équivalent de dioxyde de souffre SO_2]	CML 2001 (Guinée, 2002)
	Eutrophisation	[kg équivalent de phosphate PO_4^3]	CML 2001 (Guinée, 2002)
	Dommage à la biodiversité	[PDF.m².an] (*Potentially Disappeared Fraction*) Fraction d'espèces potentiellement disparues	Eco-indicator 99 (Goedkoop et Spriensma, 2001)
	Déchets	[tonne équivalent de déchets ultimes]	(Frischknecht et al., 2007a)
Améliorer le confort[33]	Odeur	[m^3 d'air malodorant équivalent à 1kg/m^3 d'ammoniac]	CML 2001 (Guinée, 2002)

Comportement du modèle

Dans le modèle d'ACV des bâtiments, la plupart des équations sont linéaires mais certains paramètres peuvent induire des non-linéarités ou des discontinuités. Parmi eux, nous pouvons citer la modification des parts des énergies dans un mix électrique fixe ou encore l'hypothèse sur l'arrêt du remplacement de certains composants pour les bâtiments proche de leur fin de vie.

[33] Le confort hygrothermique est évalué par l'outil de SED.

Étude de la fiabilité de novaEQUER

La fiabilité de novaEQUER a été étudiée dans plusieurs projets de recherche :

- Le projet européen PRESCO (*Practical REcommendations for Sustainable COnstruction*) (Peuportier et al., 2004) a permis la comparaison de huit outils européens (EQUER, ENVEST, OGIP, BeCost, Eco-Quantum, Eco-soft, ESCALE, Simapro et LEGEP) dans le cas d'un bâtiment parallélépipédique en béton et d'une maison à ossature bois. La contribution à l'augmentation de l'effet de serre, déterminée avec les huit outils, variait de +/- 10 % au plus. Ces comparaisons ont mis en évidence des écarts sur la manière de prendre en compte le stockage de CO_2 dans le matériau bois.
- Dans le projet COIMBA (COnnaissance de l'IMpact environnemental des BÂtiments) (Salmon et al., 2011), les outils EQUER, Elodie et SimaPro ont été comparés dans le cas d'une maison passive. Des écarts ont été observés dans les résultats donnés par les indicateurs environnementaux communs aux outils EQUER et Elodie. Ces écarts sont liés à des différences sur les données d'inventaire, à des choix méthodologiques dans les outils et à des erreurs induites par l'utilisateur.
- Le projet de recherche ANR BENEFIS (Bilan ENergétique et Environnemental Fiable Simple et reproductible des bâtiments) (Lebert et al., 2014), a permis l'étude de la reproductibilité des résultats donnés par deux outils d'ACV des bâtiments français, novaEQUER et Elodie. Plusieurs ACV comparatives ont été menées dans chaque outil (comparaison de variantes constructives, énergétiques et des variantes avec et sans modules photovoltaïques) sur des maisons de la plateforme INCAS (Pannier, 2014). Les classements des variantes ont été comparés pour les sept indicateurs communs aux deux outils. Les résultats ont montré une bonne reproductibilité des résultats mais ont mis en évidence quelques différences méthodologiques (allocation des exports d'énergie) ainsi que des différences dans les méthodes de calcul des indicateurs environnementaux.

Jusqu'à maintenant, la fiabilité des résultats de novaEQUER a été étudiée par intercomparaison des résultats donnés par plusieurs outils d'ACV des bâtiments. En revanche, la robustesse du modèle d'ACV vis-à-vis des incertitudes sur les paramètres des modèles énergétiques et environnementaux n'a pas encore été étudiée.

2.2.2.3. Plateforme de simulation multiple

Les méthodes de quantification des incertitudes nécessitent de réaliser de nombreuses simulations. Il est donc utile de disposer d'outils de simulation automatisés pour faciliter la conduite de tels calculs. Dans ce cadre, une plateforme destinée aux simulations multiples a été développée dans l'équipe Écoconception et Thermique des Bâtiments du Centre d'Efficacité énergétique des Systèmes de l'École de Mines de Paris. Fruit d'un travail de collaboration, cette plateforme, développée depuis 2013, permet désormais de réaliser de manière chaînée des calculs multiples en

énergétique et en ACV (Recht, 2016). De plus, elle peut aussi bien être utilisée pour des problématiques de quantification des incertitudes que pour de l'optimisation (par algorithme génétique) ou du calibrage (par calcul bayésien approché). La figure 2-2 décrit la structure et le fonctionnement de la plateforme.

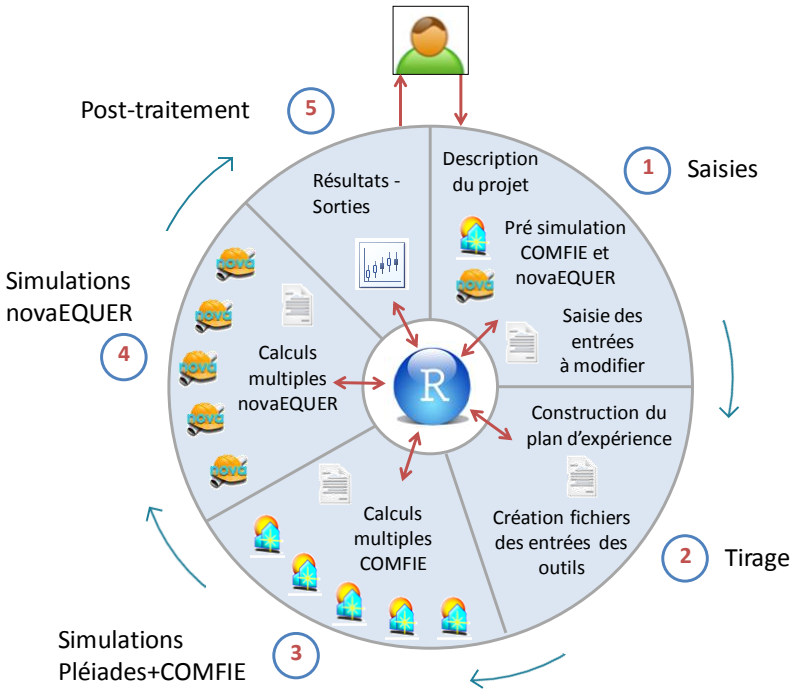


Figure 2-2. Plateforme de simulation multiple

La plateforme est composée de trois entités principales : *Pléiades*+COMFIE, novaEQUER (dans leurs versions sans interfaces), et l'outil statistique *R*. L'action de l'utilisateur est limitée autant que possible : il n'agit qu'en début et en fin de processus pour la saisie et la récupération des données. C'est l'outil *R* qui est responsable du bon déroulement des simulations et du prétraitement des résultats.

Cinq grandes étapes sont nécessaires à la réalisation d'une série de simulations :

1. Dans un premier temps, l'utilisateur doit saisir le bâtiment dans *Pléiades*+COMFIE et novaEQUER et réaliser une première simulation avec chaque outil (étape 1), comme il le ferait dans le cadre d'une utilisation classique des outils. Ensuite, l'utilisateur indique un répertoire de travail et les entrées qu'il souhaite modifier. Le type d'étude à mener et des données spécifiques au type d'étude doivent également être spécifiés à ce stade. En particulier, pour des études de quantification des incertitudes, il faut préciser dans *R* l'incertitude sur les facteurs (selon les méthodes : distributions de probabilité ou plages de variation). Cette phase peut être chronophage pour l'utilisateur car elle nécessite une bonne connaissance des facteurs et de leurs variations.

2. À la fin de l'étape de saisie, l'utilisateur n'a plus à intervenir. Le logiciel *R* se charge de construire le plan d'expérience, c'est-à-dire de définir pour chaque simulation les valeurs de tous les facteurs incertains (étape 2). Des fichiers d'entrées spécifiques à l'utilisation de *Pléiades*+COMFIE sans interface sont créés.

3. *R* lance ensuite les calculs sous *Pléiades*+COMFIE (étape 3). Pour accélérer les calculs, plusieurs exécutables sont lancés en même temps. Il s'est avéré que la durée des calculs est minimale en lançant autant d'exécutables qu'un ordinateur dispose de *threads*. Le bon déroulement des simulations est suivi par *R* qui peut être amené à relancer des exécutables si une simulation est anormalement longue. Lorsque les simulations énergétiques sont terminées, *R* agrège les sorties de COMFIE et prépare des fichiers d'entrées spécifiques à l'utilisation de novaEQUER sans interface.

4. Les simulations sont alors lancées avec novaEQUER (étape 4). *R* lance autant d'exécutables novaEQUER que de *threads* de l'ordinateur, et suit le bon déroulement des simulations. Lorsque tous les calculs sont terminés, *R* agrège les fichiers de résultats.

5. Finalement, *R* réalise un prétraitement des résultats en calculant des sorties spécifiques au type d'étude ou en traçant des graphiques (étape 5). L'utilisateur récupère les sorties proposées par *R* et peut compléter le traitement des résultats.

Le traitement dans *R* est codé dans des scripts, comme illustré à la figure 2-3. Il existe des scripts spécifiques à des types d'étude et un script commun. Pour les scripts spécifiques aux méthodes, deux scripts sont utilisés : l'un d'eux sert d'interface à l'utilisateur et regroupe toutes les informations nécessaires à l'étude. Ce script doit être complété et compilé par l'utilisateur. Le second script méthode (script cœur) est alors appelé. Il regroupe toutes les fonctions spécifiques à la méthode choisie et permet la génération des plans d'expérience et de résultats spécifiques. De plus, le script cœur appelle le script commun qui assure la gestion des simulations et l'agrégation des résultats. Le fonctionnement de la plateforme est présenté de manière plus détaillée dans le chapitre 4 de la thèse de Thomas Recht (2016).

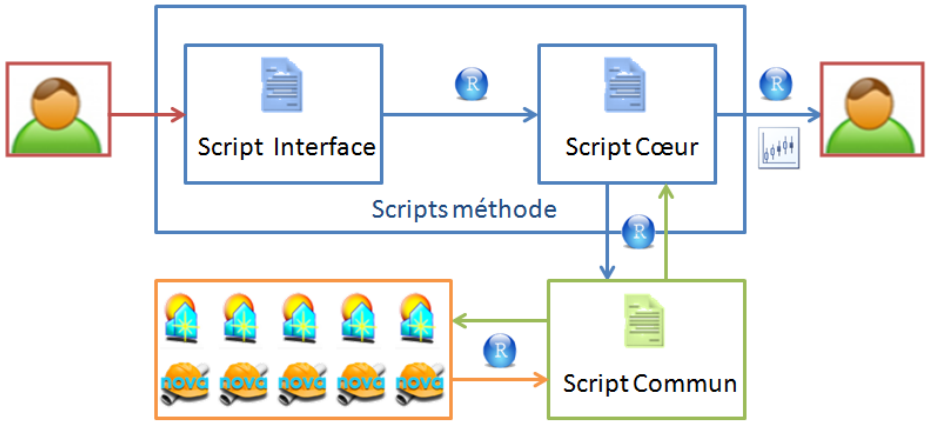


Figure 2-3. Découpage des tâches de la plateforme en scripts

Contribution à la plateforme

Au cours de cette thèse, nous avons participé au développement de la plateforme de simulation qui, initialement, ne permettait de réaliser des simulations multiples qu'en simulation énergétique dynamique (Recht et Peuportier, 2014). Les principales contributions sont décrites ci-après.

Un travail a été réalisé sur l'outil novaEQUER sans interface afin qu'il soit possible d'effectuer des variations paramétriques sur un grand nombre d'entrées de l'outil. Auparavant, il n'était possible de faire varier avec la version sans interface de novaEQUER que quelques facteurs issus de *Pléaides*+COMFIE. Désormais toutes les entrées de description d'un bâtiment de l'outil novaEQUER peuvent être modifiées (types d'énergies et leurs mix énergétiques associés, informations sur les déchets et transports des occupants, changement de données environnementales ou de base de données). En parallèle, un travail de validation a été mené pour s'assurer que les versions avec et sans interfaces de novaEQUER donnent des résultats identiques. Il faut noter que des développements supplémentaires seront nécessaires pour permettre des variations paramétriques sur la description des espaces publics lorsqu'un quartier est considéré.

Une adaptation du script *R* commun a été réalisée pour permettre le suivi des simulations novaEQUER lorsque plusieurs instances de cet outil sont lancées en parallèle. Une instance est désormais lancée par *thread* de l'ordinateur. Les simulations sont suivies par *R* qui affiche à intervalle régulier des indications sur l'avancement des calculs. Une gestion des problèmes a été mise en place pour assurer le bon déroulement des simulations : en cas de problème sur l'un des exécutables (durée de simulation anormalement longue), celui-ci est fermé et un nouveau est lancé.

Des nouveaux scripts méthodes ont été développés. Ils sont spécifiques à des méthodes d'analyses de sensibilité ou permettent de réaliser des comparaisons de variantes. L'architecture décrite ci-avant a été conçue pour une intégration aisée à la plateforme de simulation. D'autre part, dans certains cas, des fonctions présentes des librairies *R* ont été modifiées. Ces modifications sont décrites au cas par cas lors de la description des méthodes d'AS ou d'AI y faisant référence.

2.2.3. *Modèles complémentaires*

Des modèles complémentaires ont été couplés à la plateforme de simulation multiple afin d'améliorer la prise en compte de certains procédés du cycle de vie du bâtiment (consommation d'électricité), et de mieux tenir compte de la variabilité associée à d'autres données (données environnementales, variabilité des conditions climatiques et de l'occupation). Nous présentons dans les paragraphes suivants, ces modèles et décrivons leur intégration à la plateforme.

2.2.3.1. Modélisation dynamique de la production d'électricité

En France, le secteur du bâtiment consomme plus des deux tiers de l'électricité produite, 35 % dans le secteur résidentiel et 32 % dans le tertiaire en 2014 (SOeS, 2015). Cette consommation importante est liée au recours fréquent à l'énergie électrique pour le chauffage des bâtiments ainsi qu'aux usages liés à la bureautique et la climatisation. Cela induit une forte variabilité de la demande en électricité (variabilité saisonnière lié aux usages thermosensibles, variabilité hebdomadaire liée aux usages bureautiques, et variabilité horaire liée à l'ensemble des usages).

Diverses technologies sont mises en œuvre pour répondre à la demande variable d'électricité. Elles n'ont pas toutes la capacité de moduler leur production qui peut varier de manière saisonnière. Cette variation de la production d'électricité doit être prise en compte pour évaluer plus finement les impacts environnementaux liés à la consommation d'électricité dans les bâtiments. Pour ce faire, Herfray (2011) a proposé un modèle dynamique de la production d'électricité, aboutissant à un mix de production d'électricité, variant au pas de temps horaire. Dans le chapitre 3, nous comparerons les résultats obtenus avec cette modélisation horaire à ceux obtenus avec une approche moyenne annuelle afin de déterminer l'influence du choix de cette échelle temporelle.

En écoconception des bâtiments, l'objectif est d'aider le décideur, souhaitant construire ou rénover un bâtiment ou un quartier, à choisir parmi les variantes les plus durables. Dans ce cadre, il est préférable de réaliser l'ACV en suivant une approche conséquentielle, afin d'évaluer la manière dont les décisions prises affectent les activités existantes. Dans sa thèse, Roux (2016) propose une approche « conséquentielle-projet » adaptée à l'écoconception des bâtiments, se basant notamment sur l'utilisation de technologies marginales de production.

Pour la cas de la production d'électricité, Roux et al. (2016) ont développé un modèle dynamique de fonctionnement du système électrique, permettant, entre autre, l'évaluation des impacts environnementaux liés à une demande ou une production supplémentaire d'électricité sur le réseau. Cette modélisation marginale est valable pour l'étude d'effets à court terme. Nous utilisons ce modèle dans le chapitre 4.

La modélisation dynamique du système électrique de Roux et al. (2016) est réalisée à partir :

- de la demande en électricité (consommation, export et consommation des STEP) ;
- des productions fatales dont la production est indépendante de la demande, mais dépend de contraintes climatiques ou économiques (éolien, photovoltaïque, hydraulique fil de l'eau, thermique renouvelable ou fossile) ;
- des productions modulables dont la production peut être planifiée et ajustée pour couvrir la demande (nucléaire, hydraulique de barrage, thermique fossile centralisé et STEP).

Le choix des technologies modulables mises en jeu pour couvrir la demande se fait en fonction de la disponibilité de celles-ci (contraintes techniques) et économiques (minimisation du coût de production).

La décision de construire ou rénover un bâtiment ou un quartier agit à la marge sur la demande totale en électricité et ne remet pas en question la structure du système électrique (capacités installées), à court terme. Seules les technologies modulables couvrent donc la demande marginale.

Afin d'estimer la production allouée à la consommation marginale du bâtiment, Roux (2016) propose l'utilisation d'une méthode « marginale dérivée ». Cette production est calculée comme la différence entre la production nécessaire pour répondre à la demande totale de base et la production nécessaire pour répondre à la demande totale de base augmentée de la consommation marginale. Les impacts environnementaux liés à la consommation marginale sont calculés en multipliant les productions de chaque technologie par les impacts environnementaux associés à la production d'électricité par cette technologie ainsi qu'à l'acheminement de l'électricité (impacts de l'utilisation du réseau et pertes).

Une autre méthode, nommée « GHG-P », permet le calcul de la production allouée à la consommation marginale du bâtiment (Roux, 2016). Dans cette méthode, l'ensemble des technologies (fatales et modulables) est classé selon une logique de préséance économique (*merit order*). Un niveau de production à la marge est fixé et les productions des technologies situées en haut de l'empilement qui permettent de couvrir la demande sont utilisées pour la définition du mix marginal dynamique. Cette méthode ne dépend pas du niveau de consommation marginal.

Couplage des modèles

Le modèle de mix dynamique de Herfray (2011), que nous employons au chapitre 3 est directement utilisable dans novaEQUER. Nous utilisons ensuite le modèle de mix marginal de Roux (2016) dans le chapitre 4 pour la modélisation du système électrique français, en considérant les capacités installées au début de l'année 2016 (RTE, 2016). Ce modèle de mix de production d'électricité a été développé sous Matlab. Des travaux, réalisés par Mija Frossard, en vue de l'intégration du modèle dans novaEQUER, ont permis la création d'un exécutable pouvant être appelé depuis *R*. Ainsi, dans la plateforme de simulation multiple, les simulations novaEQUER sont effectuées en ne considérant aucune consommation d'électricité. À la fin de ces simulations, *R* lance les simulations avec l'exécutable du modèle de mix de production d'électricité pour obtenir les productions par technologie permettant de calculer les impacts environnementaux liés à la consommation d'électricité. Finalement, les impacts environnementaux calculés avec novaEQUER et avec le modèle de mix de production d'électricité sont sommées dans *R* avant le calcul des sorties spécifiques au type d'étude.

2.2.3.2. Brightway2

Parmi les sources d'incertitude pesant sur l'ACV des bâtiments, les incertitudes sur les données environnementales inventoriées et sur la contribution des substances à l'impact peuvent fortement influencer les résultats d'ICV et d'AICV. En ce qui concerne les incertitudes sur les données

environnementales inventoriées, la base de données ecoinvent fournit, depuis 2005, des données pour caractériser les incertitudes sur les flux des matrices technologique A et d'échange avec l'environnement B. Il s'agit de la seule base de données d'inventaire qui intègre de manière systématique un traitement des incertitudes (Muller, 2015). Une incertitude de base est d'abord affectée à chaque échange pour refléter les erreurs de mesures ou la variabilité inhérente à l'activité. La distribution de probabilité pour l'incertitude de base est construite à partir de l'échantillon de données s'il est assez grand, ou à partir de jugements experts sinon. Une incertitude additionnelle est ajoutée selon une approche semi-quantitative en fonction de la qualité des données. Cinq critères permettent d'évaluer la qualité des données : la fiabilité de la source des données, la représentativité statistique de l'échantillon disponible, et les représentativités temporelles, spatiales et technologiques. En pratique, des notes sont accordées aux données inventoriées sur les cinq critères en se basant sur une grille d'évaluation : la matrice de Pedigree (Weidema et Wesnæs, 1996 ; Muller, 2015). Les scores obtenus sont convertis en facteurs d'incertitude additionnelle qui peuvent être ajoutés à l'incertitude de base. Cela revient à augmenter l'écart-type de la distribution associée à l'incertitude de base, sans en modifier la valeur médiane. Si la donnée est de très bonne qualité, elle obtient la meilleure note sur tous les critères, ce qui revient par construction à ne pas ajouter d'incertitudes à l'incertitude de base. La loi log-normale est utilisée dans la majorité des cas dans la base de données ecoinvent ; il s'agit de la distribution par défaut, mais d'autres lois peuvent également être utilisées pour représenter l'incertitude de base : loi normale, gamma, uniforme, triangulaire, bêta PERT.

Les incertitudes sur la contribution à l'impact ne sont pas précisées dans la base de données ecoinvent. Ceci est lié au fait qu'aucune information sur les incertitudes sur les facteurs de caractérisation n'est fournie dans la plupart des méthodes de caractérisation. Cependant, Weidema et al. (2013) estiment que l'incertitude sur les résultats des méthodes orientées dommage est au moins aussi importante que l'incertitude sur les données d'inventaire. Le GIEC fournit des données d'incertitudes sur quelques gaz à effet de serre (IPCC Working Group I, 2013 ; Myhre et Drew, 2013). De plus, l'incertitude sur les facteurs de caractérisation est de plus en plus étudiée et les développeurs des méthodes de caractérisation sont encouragés à fournir des données d'incertitudes sur leurs méthodes (Wender et al., 2017).

Ces sources d'incertitudes ne peuvent actuellement pas être prises en compte dans l'outil d'ACV des bâtiments novaEQUER. En effet, pour le calcul des impacts, l'outil utilise des fichiers contenant des valeurs d'impacts pour un nombre réduit d'activités d'ecoinvent, indépendamment des matrices environnementales, technologiques, ou de caractérisation. Afin de prendre en compte ces sources d'incertitudes, un outil complémentaire est utilisé pour permettre la génération de bases de données incertaines, exploitables par novaEQUER. Il s'agit de l'outil libre d'ACV Brightway2[34], développé en

[34] *Brightway2 : - Advanced life cycle assessment framework*. https://brightwaylca.org/

langage Python par Mutel (2012) et enrichi par Guillaume Audard (Audard et al., 2016). Brightway2 utilise des données ecoinvent, et comprend des méthodes pour la prise en compte des incertitudes sur les données d'inventaires. Cet outil étant très flexible, il est aussi possible d'implémenter des méthodes pour la prise en compte d'incertitudes sur les facteurs de caractérisation. De plus, Brightway2 permet la réalisation d'analyses de contribution permettant de savoir quelles sont les substances et les activités les plus contributrices à l'impact d'un système pour les différents indicateurs environnementaux.

Dans le chapitre 4, les incertitudes sur les données environnementales inventoriées et sur la contribution des substances à l'impact seront prises en compte à l'aide de Brightway2.

Couplage des modèles

L'outil d'ACV Brightway2 n'a pas été directement couplé à la plateforme de simulation multiple. En pratique, pour un type d'étude donné, lorsque le plan d'expérience, Brightway2 est utilisé pour générer et stocker des bases de données environnementales reflétant les variations des facteurs dans le plan d'expérience. La plateforme de simulation multiple est utilisée pour la gestion des simulations des outils et indique à novaEQUER quelle base de données doit être utilisée à chaque simulation. De plus, lorsque le modèle de mix de Roux (2016) est utilisé, la plateforme assure le lien vers la bonne base de données pour le calcul des impacts environnementaux associés à la consommation d'électricité du bâtiment.

2.2.3.3. Climat

Le climat est une variable d'entrée du modèle ayant une influence particulière sur les consommations énergétiques des bâtiments (Goffart, 2013 ; Munaretto, 2014). Cela se répercute sur les résultats d'ACV des bâtiments. Afin d'étudier les effets de la variation du climat sur les résultats d'ACV, il convient d'inclure des facteurs relatifs au climat (température, rayonnement, humidité…) parmi les facteurs incertains du modèle. La caractérisation de la variabilité sur ces facteurs peut-être réalisée de différentes manières (Ligier et al., 2017). Cependant, elle se base toujours sur l'utilisation d'un ou plusieurs fichiers météorologiques, composés de séries temporelles pour les différentes grandeurs physiques caractérisant le climat, et sont issues de données réelles ou typiques.

L'approche la plus intuitive consiste à utiliser des fichiers météorologiques représentant des années réelles et à réaliser des simulations pour ces différents climats. Toutefois, un nombre insuffisant de mesures est disponible pour caractériser la variabilité du climat pour un site. Pour remédier à cela, les fichiers météorologiques réels ou typiques doivent être adaptés pour décrire des variations climatiques possibles. C'est ce qui est présenté dans les deux approches suivantes.

Une méthode simple vise à appliquer une variation, constante sur tous les pas de temps, aux séries temporelles d'un fichier météorologique donné. Cette méthode a été appliquée dans

Munaretto (2014) et Recht et al. (2014), et est appliquée dans le chapitre 3 de cette thèse pour déterminer l'influence de la température et du rayonnement global horizontal sur les résultats d'ACV des bâtiments. La variabilité du climat ainsi obtenue ne reflète toutefois pas la réalité. En particulier, l'intercorrélation entre les grandeurs physiques n'est pas respectée. De plus, la variation appliquée étant constante, elle représente plus une erreur systématique de mesure liée aux capteurs météorologiques que la variabilité naturelle du climat.

Une approche plus pertinente se base sur l'utilisation de fichiers météorologiques artificiels, représentant un ensemble de séries temporelles possibles. Ce type de fichier est difficile à générer puisqu'il s'agit de créer des données réalistes. Ligier et al. (2017) ont recensé les limitations des outils de génération de fichiers météorologiques artificiels existant. Ils ont identifié l'utilité d'un modèle de génération utilisant un nombre limité de fichiers météorologiques en entrée, capable de reproduire, sur une année complète, des variations réalistes de plusieurs grandeurs physiques, et respectant l'autocorrélation temporelle et l'intercorrélation de ces grandeurs. Le modèle développé par Ligier et al. (2017) répond à ces critères. Dans les paragraphes suivants, nous décrivons brièvement le fonctionnement du modèle capable de générer des fichiers météorologiques pour une année complète, au pas de temps horaire, pour la température, le rayonnement global horizontal et le rayonnement diffus horizontal. Le lecteur pourra se référer à Ligier et al. (2017) pour une description détaillée du fonctionnement.

Dans le modèle, la série temporelle représentant la température, issue d'un fichier typique (TRY : *test reference year*), est décomposée en une part tendancielle (moyenne) et une part résiduelle. Pour la part tendancielle, une décomposition en série de Fourrier est réalisée avant de reconstruire une série en ne conservant que les modes caractéristiques, représentant des dynamiques annuelles, saisonnières ou journalières. La part résiduelle est représentée par un modèle autorégressif à moyenne mobile, capable de prendre en compte la saisonnalité (SARMA). Le même modèle est utilisé pour générer de nouvelles séries de résidus ayant les mêmes caractéristiques en terme d'autocorrélation. Les séries tendancielles et résiduelles reconstituées sont sommées pour obtenir des séries artificielles. Afin, d'introduire une variabilité dans la part tendancielle, Ligier et al. (2017) proposent d'étudier des séries temporelles issues de plusieurs années réelles pour un même site. La variation des coefficients de Fourrier obtenue permet de créer des distributions de probabilité pour chaque coefficient, dans lesquelles des échantillonnages sont réalisés pour la création de nouvelles séries.

Pour la génération du rayonnement global horizontal, le même principe est utilisé (décomposition en des parts tendancielles et résiduelles). Il faut toutefois prendre en compte l'intercorrélation entre la température et le rayonnement. Ligier et al. (2017) proposent de la prendre en compte aussi bien dans la part tendancielle que dans la part résiduelle. Dans les séries tendancielles, l'intercorrélation est prise en compte en étudiant l'intercorrélation naturelle des deux grandeurs à partir de plusieurs années de relevés météorologiques pour un même site. Dans les

séries résiduelles, elle est prise en compte à l'aide d'un vecteur autorégressif, traduisant l'intercorrélation des séries résiduelles de la température et du rayonnement en plus de l'autocorrélation de chacune des séries.

Finalement, les séries de rayonnement diffus horizontal sont obtenues à partir de celles du rayonnement global horizontal en utilisant l'indice de clarté (rapport entre le rayonnement global horizontal et le rayonnement extraterrestre).

Ce modèle a été validé pour le site de Mâcon, grâce aux données météorologiques fournies par Météo-France pour plusieurs années réelles, et peut être utilisé pour des études nécessitant la caractérisation de la variabilité du climat actuel. Nous avons choisi de l'intégrer au modèle décrit au § 2.2.2 afin d'étudier, dans le chapitre 4 de cette thèse, l'effet de la variabilité du climat sur les résultats d'ACV des bâtiments. En pratique, le climat est traité comme une variable catégorielle. À chaque simulation, un fichier météorologique, possédant des données artificielles de température, rayonnement global et diffus horizontal, est tiré parmi un ensemble de fichiers préalablement générés.

Couplage des modèles

Le modèle de climat est couplé à la plateforme de simulation multiple pilotée par *R*. Pour chaque simulation réalisée par l'outil *Pléiades*+COMFIE, un climat est tiré au sort parmi un grand nombre de fichiers météorologiques préalablement générés à l'aide du modèle.

2.2.3.4. Comportement des occupants

Le comportement des occupants a une grande influence sur les consommations énergétiques et d'eau des bâtiments mais aussi sur le tri des déchets ou encore le choix des modes de transports. Cela est lié à leurs activités lorsqu'ils sont présents, à leur gestion des consignes de chauffage ou des ouvertures, à leur utilisation d'appareils électriques ou encore à leur consommation d'eau. Cette variabilité se répercute sur le bilan environnemental et nous choisissons de l'intégrer comme facteur incertain dans notre étude.

Généralement, des scénarios standards sont pris en compte en SED pour modéliser l'occupation. Mais ces scénarios reflètent souvent mal les effets de l'occupation réelle des bâtiments, et correspondent plutôt à des scénarios réglementaires ou conventionnels (par exemple : 19°C pour la consigne de chauffage). Afin de permettre une modélisation plus fine de l'occupation des bureaux et des logements, un modèle basé sur une approche stochastique statistique a été développé dans le cadre des travaux de thèse de Vorger (2014).

Ce modèle utilise des processus de Markov pour définir la présence des occupants dans les bâtiments de bureau et les logements en se basant principalement sur des enquêtes emploi du temps de l'Insee. Pour les logements, il convient de définir, en plus de la présence des occupants,

leurs activités et leurs localisations dans le bâtiment. De plus, les caractéristiques socio-démographiques des occupants sont prises en compte dans la définition de leurs présences et leurs activités. Ces caractéristiques sont préalablement définies à partir de données sur le logement (type : appartement, maison ou autre ; localisation : zones urbaines ou rurales ; nombre de pièces principales), ainsi que d'autres caractéristiques (âge, situation familiale, statut d'emploi…), intercorrélées et générées aléatoirement et séquentiellement dans le modèle en se basant sur des statistiques de différentes enquêtes nationales.

En complément, Vorger (2014) a développé des modèles pour prendre en compte les actions adaptatives des occupants (gestion des fenêtres, stores, éclairage et consignes de température) et pour déterminer les consommations liées aux équipements (luminaires, appareils domestiques, bureautique) et les consommations d'eau. Ceux-ci ont été élaborés à partir d'enquêtes et de campagnes de mesures. Les entrées de ces modèles sont liées à la présence et aux activités des occupants.

Dans le cadre de cette thèse, la variabilité liée au comportement des occupants est d'abord prise en compte de manière simplifiée dans le chapitre 3. Nous utilisons un scénario moyen de comportement des occupants, généré à partir de distributions statistiques obtenues en générant plusieurs centaines de ménages avec le modèle de Vorger (2014). Puis, pour les séries temporelles décrivant la présence, la consigne de chauffage et les apports internes, des variations constantes sont appliquées à chaque heure de l'année. Cette approche utilisée en premier lieu ne permet pas une modélisation réaliste de la variabilité liée à l'occupation. Ainsi, dans le chapitre 4, nous utilisons le générateur de scénarios de Vorger (2014) pour obtenir des configurations de ménages différentes à chaque simulation. Dans cette seconde approche, l'occupation est traitée comme une variable catégorielle, afin de tenir compte de l'intercorrélation des facteurs incertains agissant sur les scénarios d'occupation.

Couplage des modèles

Le modèle de comportement des occupants est couplé à la plateforme de simulation multiple pilotée par *R*. À chaque simulation réalisée pour l'outil *Pléiades*+COMFIE, un scénario d'occupation (modélisant la présence, la température de consigne et les apports internes) est tiré au sort parmi un grand nombre de scénarios d'occupation préalablement générés à l'aide du modèle[35].

[35] Notons que depuis peu, l'outil *Pléiades*+COMFIE, dans sa version commerciale, intègre le modèle de comportement des occupants (dans le module AMAPOLA dédié aux études statistiques et d'optimisation). Il n'est donc plus nécessaire de passer par une génération préalable des scénarios, ceux-ci sont générés à la volée lors des simulations.

2.3. Bases de données environnementales et indicateurs environnementaux utilisés

L'outil d'ACV des bâtiments novaEQUER utilise actuellement des données environnementales issues de la base de données ecoinvent v2.2 de 2010 ainsi qu'un jeu d'indicateurs environnementaux (tableau 2-1) mis à jour en 2005 (Popovici, 2005). Nous utilisons ces données dans le chapitre 3. Toutefois, des données environnementales et des indicateurs plus récents et recommandés étant disponibles, une mise à jour a été réalisée. Nous décrivons dans la suite, les modifications apportées dans le cadre de cette thèse.

2.3.1. *Données environnementales*

À partir du chapitre 4, des données environnementales plus récentes, issues d'ecoinvent v3.2 de 2015 sont utilisées. Depuis la version 3 de la base de données, ecoinvent offre la possibilité de choisir parmi trois systèmes de modélisation (*cut-off*, APOS et conséquentiel), c'est-à-dire, trois manières de lier les activités de la base de données entre elles. Le système de modélisation *cut-off* de la base de données a été choisie. Ce système de modélisation reprend le modèle des bases précédentes. Il comptabilise les impacts bruts de chaque procédé élémentaires : aucun bénéfice environnemental n'est accordé au fournisseur d'un produit à recycler, et aucun impact (à part celui du procédé de recyclage) n'est alloué à l'utilisateur d'un matériau recyclé[36]. Le choix de comptabiliser les impacts évités, par exemple concernant le recyclage, revient alors au modélisateur dans le développement de l'outil d'ACV des bâtiments. Les hypothèses du système *cut-off* sont donc plus transparentes, et leurs effets sont plus faciles à analyser que celles du système de modélisation conséquentiel, qui nécessiterait la réalisation d'analyses de contributions fines pour une bonne interprétation des résultats. De plus, contrairement au système de modélisation APOS, le système *cut-off* offre un cadre cohérent de modélisation pour l'ensemble des activités. C'est pour ces raisons que ce système de modélisation a été jugé plus pertinent lors du séminaire sur l'application de l'ACV dans les projets urbains organisé par la Chaire écoconception des bâtiments et des infrastructures (voir le compte rendu en Annexe I).

[36] Pour plus d'information sur le système de modélisation *cut-off* : http://www.ecoinvent.org/database/system-models-in-ecoinvent-3/cut-off-system-model/allocation-cut-off-by-classification.html

2.3.2. *Indicateurs environnementaux*

Concernant les indicateurs environnementaux, des recommandations ont été publiées par l'ILCD (EC-JRC, 2011) et des travaux récents ont permis le développement de nouvelles méthodes et l'amélioration des méthodes concernant la différentiation spatio-temporelle des impacts. Afin d'élaborer un nouveau jeu d'indicateurs adapté à l'ACV des bâtiments, un séminaire international, regroupant des experts de l'ACV, a été organisé par la Chaire écoconception des bâtiments et des infrastructures en décembre 2015. Le compte rendu de cette réunion est disponible en Annexe H. Au cours du séminaire, il a été conseillé d'utiliser des méthodes recommandées, ou faisant consensus dans la communauté ACV. De plus, l'importance de pouvoir regrouper les indicateurs par aires de protection a été soulignée. Cela permet d'évaluer l'influence relative des différentes catégories d'impacts aux aires de protection associées et offre une alternative à la normalisation. Le choix du jeu d'indicateurs actualisé qui a été proposé suite au séminaire est rappelé dans le tableau 2-2.

Tableau 2-2 : Mise à jour du jeu d'indicateurs environnementaux

Aire de protection	Catégorie d'impact	Indicateurs orientés problème / flux	Unité
Ressources	Énergie primaire	CED (Weidema et al., 2013)	MJ
	Ressources abiotiques minérales	CML 2001 – sans les flux fossiles et sans l'uranium - (Guinée, 2002)	kg Sb
	Eau	Flux d'eau (Weidema et al., 2013)	l
Transverse (ressources / biodiversité)	Usage des sols	ReCiPe (Goedkoop et al., 2013)	m².an et m²
Biodiversité	Eutrophisation	CML 2001 (Guinée, 2002)	kg PO_4^{3-} eq
	Acidification	CML 2001 (Guinée, 2002)	kg SO_2 eq
	Écotoxicité	USEtox (Rosenbaum et al., 2008)	CTU_e
Transverse (biodiversité / santé humaine)	Changement climatique	IPCC 2013, 100 ans (IPCC Working Group I, 2013)	kg CO_2 eq
	Radiations ionisantes	ReCiPe (Goedkoop et al., 2013)	kg U_{235} eq
Santé humaine	Formation d'ozone photochimique	ReCiPe[37] (Goedkoop et al., 2013)	kg NMVOC eq
	Particules fines	ReCiPe (Goedkoop et al., 2013)	kg PM10 eq
	Toxicité humaine	USEtox (Rosenbaum et al., 2008)	CTU_h
Indicateurs complémentaires	Déchets	Flux de déchets pondérés par leur dangerosité (Weidema et al., 2013)	kg
	Déchets radioactifs	Volume occupé par les déchets radioactifs (Weidema et al., 2013)	m^3

[37] Pour la méthodologie ReCiPe, le profil moyen (hiérarchiste) est utilisé.

2.3.2.1. Aire de protection« ressources »

L'énergie primaire consommée ne fait pas partie des catégories d'impacts recommandées par l'ILCD. Cependant, cet indicateur est très répandu dans la communauté du bâtiment, il peut correspondre à la préservation des ressources énergétiques et intègre la problématique de l'efficacité énergétique. Le même indicateur que dans la version commerciale de novaEQUER est donc conservé. Les énergies comptabilisées dans cet indicateur sont celles limitées en flux, c'est-à-dire celles pour lesquelles l'utilisation de la ressource limite le potentiel d'utilisation des autres consommateurs, comme précisé en Annexe H.

L'indicateur d'épuisement des ressources abiotiques du CML est recommandé par l'ILCD au niveau II[38] (il est proposé de réaliser une analyse de sensibilité sur le type de réserve – ultime ou exploitable économiquement – pris en compte). Afin d'éviter un double comptage concernant la préservation des ressources énergétiques, seuls les flux de minéraux sont pris en compte. Notons que l'uranium, considéré comme une ressource minérale dans la méthode du CML, n'est pas comptabilisé ici puisqu'il sert essentiellement à produire de l'énergie.

L'eau consommée est comptabilisée en sommant les flux d'eau utilisés au cours du cycle de vie du bâtiment, sans modification par rapport au jeu de la version commerciale. Toutefois, la disponibilité de l'eau étant une problématique locale, des approches prenant en compte la rareté de la ressource en eau douce sont préférées. La méthode AWARE – *Available WAter REmaining* (Boulay et al., 2017), qui fournit des facteurs de caractérisation à l'échelle du bassin versant et pour chaque mois de l'année, fait aujourd'hui consensus. Elle constituerait une amélioration du jeu d'indicateurs, même si elle requiert des données complémentaires, mais n'est pas disponible actuellement dans ecoinvent.

En l'état, il n'est pas possible d'évaluer un indicateur orienté dommage pour les trois thèmes environnementaux inclus à l'aire de protection « ressources ». Afin de prioriser les catégories d'impact pour cette aire de protection, une normalisation peut être réalisée.

2.3.2.2. Thèmes transverses

Concernant l'usage des sols, les indicateurs recommandés par l'ILCD et par LC-impact ne sont pas disponibles dans la version 3.2 de la base de données ecoinvent. La méthode ReCiPe, jugée simple et robuste, qui comptabilise les surfaces occupées et transformées, mais ne dispose pas de méthode de caractérisation, est retenue. Pour cet indicateur, les effets de l'usage des sols urbains et agricoles, et de la transformation des sols ont été regroupés au niveau *endpoint* dans la suite.

[38] Le niveau II est attribué aux méthodes recommandées pour lesquelles des améliorations sont souhaitables.

Le changement climatique qui intervient aussi bien dans l'aire de protection santé humaine que dans celle relative à la biodiversité est étudié en utilisant la méthode du GIEC pour un horizon temporel de 100 ans, comme recommandé au niveau I[39] par l'ILCD au niveau *midpoint*.

Concernant l'indicateur de radiations ionisantes, nous utilisons celui recommandé au niveau II voire III[40] par l'ILCD. C'est l'indicateur utilisé dans la méthodologie ReCiPe.

2.3.2.3. Aire de protection: biodiversité

Dans l'ILCD, des indicateurs différents sont recommandés pour l'eutrophisation terrestre et aquatique. Cette catégorie d'impact ayant généralement peu d'influence sur les résultats d'ACV des bâtiments, nous choisissons de continuer à utiliser la méthode CML, malgré ses limitations (pas de prise en compte du médium d'émission, de la sensibilité de l'environnement récepteur ou encore du facteur limitant des nutriments dans les différents environnements : eaux fluviales ou côtières). Cela permet de ne conserver qu'un indicateur sur cette thématique.

Concernant l'acidification, la méthode d'*Accumulated Exceedance* (Seppälä et al., 2006) est recommandée par l'ILCD, mais non disponible dans la version 3.2 d'ecoinvent. La méthode CML qui se trouve bien notée par l'ILCD malgré son ancienneté, est donc conservée.

Pour l'écotoxicité (eau douce), l'indicateur recommandé au niveau II/III par l'ILCD (et en intérim pour certaines substances) est utilisé.

Pour cette aire de protection, les méthodes utilisées sont issues de plusieurs méthodologies, ce qui rend difficile la priorisation des indicateurs en utilisant l'unité *endpoint* associée à la biodiversité.

2.3.2.4. Aire de protection: santé humaine

Pour la formation d'ozone photochimique, l'indicateur est modifié par rapport à celui de la version commerciale de novaEQUER, afin de correspondre à celui recommandé (au niveau II) par l'ILCD : l'indicateur de la méthodologie ReCiPe (Goedkoop et al., 2013).

L'indicateur recommandé par l'ILCD pour les particules fines n'étant pas disponible dans la version 3.2 de la base de données ecoinvent, un autre indicateur a été sélectionné pour cette catégorie d'impact. Il s'agit de l'indicateur de la méthodologie ReCiPe. Cette méthode, qui manque de données pour les PM 2,5, est proposée dans l'ILCD pour la réalisation d'analyses de sensibilité au choix de la méthode de caractérisation. De plus, l'utilisation d'un indicateur issu de ReCiPe permet d'utiliser une méthode issue de la même méthodologie que pour la formation d'ozone photochimique.

[39] Le niveau I est attribué aux méthodes recommandées et satisfaisantes.

[40] Le niveau III est attribué aux méthodes recommandées mais qui doivent être utilisées avec précaution.

Pour la toxicité humaine, la méthode USEtox est utilisée. Elle fait consensus en ACV et est recommandée par l'ILCD au niveau II voire III (à l'exception de certaines substances telles que les métaux, pour lesquelles les effets sont encore trop incertains, mais dont les facteurs de caractérisation peuvent être utilisés en attendant des données plus précises). Les effets cancérigènes et non-cancérigènes sont pris en compte.

Afin de prioriser les catégories d'impact de l'aire de protection santé humaine, il est possible de calculer la contribution au dommage de chaque indicateur précédemment cité, ainsi que du changement climatique et des radiations ionisantes. Afin de convertir les indicateurs *midpoint*, dans l'unité *endpoint*, exprimée en DALY, les facteurs de conversion donnés dans ReCiPe (Goedkoop et al., 2013) sont utilisés pour la formation d'ozone photochimique, les particules fines, les radiations ionisantes et le changement climatique. Pour la toxicité humaine, les facteurs de conversion de Huijbregts et al. (2005) sont utilisés. Nous notons que les facteurs de caractérisation pour le passage des *midpoints* vers les *endpoints* ne sont pas issus des mêmes sources de données et ne sont potentiellement pas homogènes. De plus, le passage en *endpoint* n'est recommandé par l'ILCD (au niveau II) que pour la formation d'ozone photochimique et pour la toxicité humaine liée aux effets cancérigènes. Pour les autres indicateurs, le passage en *endpoint* n'est pas recommandé. Malgré ces limitations, nous choisissons d'effectuer le passage en *endpoint* dans une perspective de priorisation des impacts.

2.3.2.5. Indicateurs complémentaires

Les déchets ne font pas partie des catégories d'impact recommandées par l'ILCD. Cependant, le secteur du bâtiment et des travaux publics est responsable de près des trois quarts de la production de déchets en France (Ghewy, 2013), et il convient de prendre en compte la thématique associée au devenir de ceux-ci et de l'encombrement lié à leur stockage. Notons qu'une limitation des déchets produits, en valorisant ou recyclant les composants du bâtiment, permet de limiter l'utilisation de ressources neuves. Ce flux environnemental est maintenu à l'identique dans le jeu d'indicateurs.

En complément de l'indicateur de radiations ionisantes et afin de tenir compte de la problématique du stockage et de la dangerosité des déchets radioactifs sur une longue période, les volumes de déchets radioactifs produits au cours de la vie du bâtiment sont comptabilisés, comme dans la version précédente du jeu d'indicateurs.

2.3.2.6. Perspectives d'évolution du jeu d'indicateur

Pour les indicateurs du jeu proposé, qui ont été conservés à l'identique alors qu'ils ne sont pas recommandés (ressource en eau, particules fines, acidification, eutrophisation et usage des sols), une mise à jour est prévue afin d'utiliser des méthodes recommandées ou plus récentes. Cela nécessite

une mise à jour de la version d'ecoinvent utilisée ou bien d'implémenter les méthodes dans un outil d'ACV généraliste tel que Brightway2.

Depuis l'édition du guide de l'ILCD, des travaux de recherche ont permis d'enrichir certaines méthodes et d'en développer de nouvelles (proposant notamment une différentiation spatiale importante) qui sont prises en compte dans de nouvelles méthodologies telles que IMPACT World+[41] ou LC-IMPACT[42] (Verones et al., 2016). En particulier, IMPACT World+ intègre des méthodes récentes, utilisant des systèmes de modélisation homogènes pour les différentes catégories d'impacts et permet de regrouper facilement les impacts par aires de protection. L'utilisation des méthodes de cette méthodologie constitue une perspective intéressante d'amélioration du jeu d'indicateurs.

2.4. Description des cas d'étude

Les études menées dans cette thèse se baseront sur les trois maisons passives[43] de la plateforme INCAS, située sur le site de l'INES, au Bourget-du-Lac. Leurs géométries sont quasiment identiques, seuls leurs modes constructifs diffèrent :

- maison INCAS double mur (IDM) : deux couches de blocs creux en béton séparées par de la laine de verre ;
- maison INCAS en béton banché (IBB) : enveloppe en béton et isolation par l'extérieur avec du polystyrène extrudé ;
- maison INCAS à ossature bois (IOB) avec de la laine de bois pour l'isolation.

Figure 2-4. Photos de trois des maisons construites sur la plateforme INCAS (IBB à gauche, IDM au milieu et IOB à droite)

[41] http://www.impactworldplus.org (rubrique méthodologie)

[42] http://www.lc-impact.eu/methodology-home

[43] Les performances visées correspondent au label allemand «*PassivHaus* » qui limite les besoins de chauffage à 15 kWh/m²/an, la consommation énergétique primaire totale (chauffage, climatisation, ECS, auxiliaires et électricité domestique) à 120 kWh/m²/an et le débit d'infiltration d'air à 0,6 Vol/h en surpression à 50 Pa.

Les maisons IBB, IDM et IOB seront utilisés dans les cas d'étude de cette thèse et différents systèmes énergétiques seront analysés. Les données relatives à ces bâtiments sont décrites précisément dans les rapports finaux et les livrables des projets ANR Maison Passive, ANR HABISOL-SIMINTHEC, ANR Fiabilité, dans les rapports de suivi de chantier des maisons et des travaux de recherche (Spitz, 2012 ; Munaretto, 2014). Les hypothèses de modélisation de ces bâtiments, se basant sur les documents précédemment cités, sont rappelées, et les résultats de SED et d'ACV sont présentés dans la suite.

2.4.1. *SED des cas d'étude*

2.4.1.1. Hypothèses de modélisation

Site

Les maisons se situent au Bourget du Lac. Les données météorologiques utilisées pour la simulation correspondent à celles de la réglementation thermique de 2012 pour la ville de Mâcon, représentant la zone climatique H2c. Aucun masque proche n'a été pris en compte. Du sable blanc entoure les maisons. L'albédo autour des maisons est fixé à 0,35, d'après des mesures effectuées par l'INES.

Géométrie et orientation

Les trois maisons ont une surface habitable de 90 m². Elles sont composées d'un rez-de-chaussée, d'un étage, de combles et sont construites sur un vide sanitaire ; les plans des niveaux habitables sont donnés dans la figure 2-5. Dans *Pléiades*+COMFIE, 11 zones thermiques sont considérées, ce qui représente environ une zone par pièce.

Plan du RdC **Plan du 1er étage**

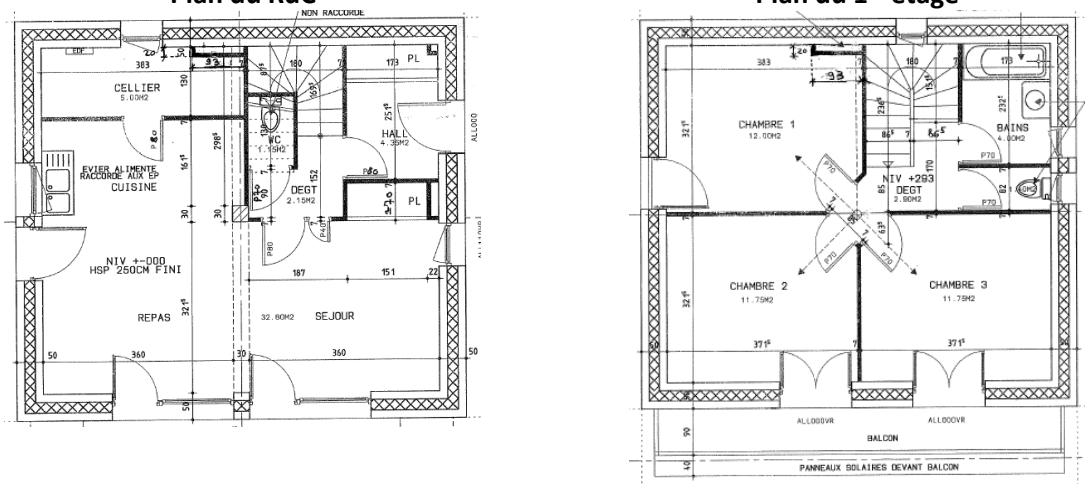


Figure 2-5. Plans des niveaux habitables de la maison IDM

En pratique, la géométrie de la maison IOB est légèrement différente de celle des deux autres. Toutefois, dans l'étude, les géométries des trois maisons ont été considérées comme strictement équivalentes. Les trois maisons sont décalées dans le sens trigonométrique de 15° par rapport au sud.

Enveloppe

Les compositions des parois des trois maisons sont présentées en Annexe J. Une harmonisation a été réalisée au niveau des épaisseurs d'isolant des trois maisons, afin qu'elles aient des résistances thermiques équivalentes (au niveau de l'isolant), de manière à comparer les matériaux toutes choses égales par ailleurs. Les menuiseries sont supposées identiques dans les trois maisons.

Même si les maisons sont très performantes et possèdent de nombreux rupteurs de ponts thermiques, ceux considérés dans l'étude correspondent à la réglementation thermique de 2012. La valeur réelle des ponts thermiques peut donc s'écarter de la valeur considérée dans la RT puisque les configurations proposée ne reflètent pas toujours les configurations réelles, ce qui crée un biais dans le calcul des déperditions liées au pont thermique[44], en particulier pour la maison IOB. Pour limiter ce biais, nous avons choisi de modéliser le même plancher bas dans les trois maisons. Malgré cette harmonisation, des biais subsistent.

Scénarios de fonctionnement

Nous considérons une occupation équivalente dans les trois maisons. Les scénarios de fonctionnement retenus pour les consignes de température, les apports internes liés aux appareils et la présence des occupants correspondent aux scénarios moyens pour une maison ayant quatre pièces principales (voir § 2.2.3.4), conformément au modèle de comportement des occupants de Vorger (2011). Dans ce scénario moyen, 2,5 occupants sont considérés. La température de consigne varie de 20,5°C à 21,1°C dans les pièces à vivre et de 18,2 à 19,6°C dans les chambres. La puissance dissipée liée aux équipements varie de 150 à 615 W en fonction des heures. Les scénarios de fonctionnement détaillés sont présentés en Annexe J.

Les débits de ventilation pris en compte sont ceux décrits dans Munaretto (2014). Les débits d'air soufflé et extrait valent 110 m^3/h et les infiltrations sont négligées. Des flux d'air internes sont considérés entre les pièces incluant des bouches d'insufflation (séjour, chambre) et les pièces humides. Des infiltrations de respectivement 1 vol/h et 3 vol/h sont considérés dans le vide sanitaire et dans les combles. Une sur-ventilation nocturne de 15 vol/h est considérée lorsque la température des pièces de vie dépasse 26°C et que la température extérieure est inférieure à celle des pièces de vie.

[44] Dans les chapitres suivants, des incertitudes seront considérées sur les valeurs des ponts thermiques afin de prendre en compte ce biais.

Systèmes

La ventilation des maisons est assurée par un système de ventilation mécanique à double flux pour lequel l'efficacité de l'échangeur est fixée à 0,9. L'échangeur n'est utilisé que pendant la période de chauffe. La consommation des ventilateurs est fixée à 0,37 Wh/m^3. Une résistance chauffante assure le chauffage par air des maisons. L'ECS est produite grâce à une résistance dans le ballon d'eau chaude. Toutefois, nous considérerons dans certaines variantes l'utilisation de vecteurs gaz, bois ou d'une pompe à chaleur (PAC et chauffe-eau thermodynamique – CETHI) pour le chauffage et la production d'ECS. Les besoins pour l'ECS et les consommations pour les appareils et les ventilateurs sont donnés dans le tableau 2-3.

Tableau 2-3 : Besoins et consommations liés aux systèmes

	Besoin énergétiques pour l'ECS	**Consommation des appareils**	**Consommation des ventilateurs**
Pour les trois maisons	1638 kWh	3046 kWh	660 kWh

2.4.1.2. Résultats de SED

Les résultats de la SED, donnés par *Pléiades*+COMFIE, sont indiqués dans le tableau 2-4 pour les trois maisons. Les besoins de chauffage sont très proches pour les trois maisons en raison des harmonisations réalisées. En particulier, l'existence d'un plancher bas identique, incluant une dalle de 16 cm et une chape de 8 cm, réduit l'écart entre les variantes en termes d'inertie thermique. D'autre part, la RT 2012 considère des ponts thermiques assez élevés pour la variante bois, ce qui ne correspond sans doute pas à la réalité (Munaretto, 2014). Les résultats comparatifs issus de cette thèse doivent donc être considérés avec prudence, comme une illustration d'une démarche de quantification des incertitudes. Chaque simulation nécessite une quinzaine de secondes étant donné le nombre de zones important considéré (11 zones).

Tableau 2-4 : Résultats de la SED

	Besoin de chauffage annuel	**Température maximale dans les zones chauffées**
IBB	1400 kWh	29,4 °C
IDM	1379 kWh	30,0 °C
IOB	1449 kWh	30,0 °C

2.4.2. *ACV des cas d'étude*

2.4.2.1. Définition des objectifs

L'objectif de cette ACV est d'étudier la conception d'une maison individuelle située au Bourget-du-Lac. Plusieurs alternatives sont comparées (maisons IBB, IDM et IOB, et énergies électricité – avec ou sans PAC –, gaz et bois), afin de déterminer la variante la plus durable. Dans un objectif de conception, une approche orientée conséquentielle est préférée, puisqu'elle permet d'évaluer les effets des décisions prises en conception sur le système et son contexte. Le cadre méthodologique de l'approche « conséquentielle-projet », proposé par Roux (2016), est suivi dans cette étude. En particulier :

- Un bilan différencié entre les phases du cycle de vie (captage de CO_2 en phase de fabrication et émission en fin de vie) est réalisé pour le carbone biogénique afin de tenir compte de la provenance du bois (forêt bien gérée ou non) et de son mode d'élimination (incinération, décharge ou recyclage).
- La méthode des impacts évités est utilisée pour les produits de premier plan : matériaux recyclés, ou valorisés en fin de vie, car le concepteur a un levier d'action sur ces produits.

Des technologies moyennes sont prises en compte dans un premier temps pour les procédés utilisés au cours de la vie du bâtiment. Dans un second temps, des technologies marginales sont considérées pour la production d'électricité afin de mieux correspondre à la philosophie de l'approche « conséquentielle-projet ».

L'unité fonctionnelle retenue est une maison individuelle de 90 m² étudiée sur 80 ans[45]. Cette maison est occupée par une famille typique, correspondant à l'occupation moyenne en France pour une maison possédant quatre pièces principales.

Dans cette étude, les frontières du système correspondent à l'enveloppe et aux réseaux et systèmes nécessaires à son utilisation. Nous considérons le cycle de vie complet du bâtiment, en incluant les matériaux de construction, leur fabrication et leur transport jusqu'au site, leur éventuel remplacement au cours de la vie du bâtiment ainsi que leur élimination. Concernant la phase d'utilisation du bâtiment, les consommations d'énergie et d'eau sont prises en compte, ainsi que les équipements nécessaires à son utilisation (réseau de transport d'électricité et d'eau). En revanche, le transport des occupants et les déchets ménagers produits en phase d'utilisation n'ont pas été inclus à cette étude. En effet, l'objectif n'est pas de comparer différents sites pour la maison, ni d'étudier les conséquences de l'occupation, mais bien d'étudier les effets des choix de conception du bâtiment.

[45] Les effets du choix de cette unité fonctionnelle seront étudiés dans les chapitres suivants.

2.4.2.2. ICV

Les hypothèses faites aux différentes phases du cycle de vie sont récapitulées ci-dessous. De plus, en Annexe J, l'ensemble des matériaux et procédés utilisés sont listés et liés à un inventaire de la base de données ecoinvent.

Construction

Lors de la construction des maisons, un surplus de matériau de 5 % est pris en compte pour représenter les pertes à la mise en œuvre. Certains matériaux non considérés lors de l'étude SED, puisqu'ils n'influencent pas la thermique du bâtiment, sont décrits lors de l'ACV ; parmi eux, la charpente, les fondations, le balcon[46], les tuyauteries et conduits de ventilation. Certains éléments tels que l'électricité ou les équipements sanitaires n'ont pas été pris en compte. Dans le béton, les parpaings et la dalle, une armature en acier (représentant 3 % en masse du matériau) est considérée.

Utilisation

En phase d'utilisation, le chauffage et la production d'ECS sont à l'électricité dans la variante de base et dans la variante PAC, mais des options au gaz ou au bois sont aussi explorées. Pour la PAC, un COP moyen annuel de 3 est retenu pour une PAC de 10 kW. Les rendements PCI des systèmes au gaz et au bois sont fixés à 102 % et 75 % respectivement pour une chaudière gaz à condensation modulable d'une puissance inférieure à 100 kW et pour un poêle à bois bûche de 6 kW.

Le mix de production d'électricité retenu en première approche (et utilisé au chapitre 3) correspond à un mix dynamique, variant au pas de temps horaire, et se basant sur les travaux de Herfray (2011). Cinq technologies de production d'électricité sont prises en compte dans cette configuration. Un mix marginal dynamique, se basant sur les travaux de Roux (2016) est utilisé par la suite puisque nous cherchons à évaluer les conséquences de la construction d'un nouveau bâtiment. Quatorze technologies de production d'électricité sont alors retenues.

Le rendement du réseau d'eau est fixé à 80 %. La consommation d'eau totale par occupant est de 137 l par jour dont 34 l d'eau chaude, d'après les données statistiques utilisées dans la thèse de Vorger (2014). Les températures d'eau chaude et froide retenues pour le calcul de la consommation d'eau chaude sont les suivantes : l'eau chaude est à 55°C (température en sortie de ballon ou de chaudière) et étant donnée la latitude du bâtiment, la température de l'eau froide varie de 7,5°C à 16,5°C en fonction du mois.

[46] Le balcon ne constitue pas un prolongement de la dalle du premier étage des maisons. Toutefois, le rôle de casquette permis par le balcon a bien été modélisé en SED.

Rénovation

Les menuiseries (portes et fenêtres) sont remplacées tous les 30 ans, les surfaces (revêtement de sol, enduit, peinture) tous les 10 ans et les équipements, tous les 20 ans. Un pourcentage de surplus de chantier de 5 % est appliqué à l'ensemble des matériaux remplacés. Au cours des 10 derniers pourcents de la vie du bâtiment, c'est-à-dire à partir de la 72^{e} année, celui-ci n'est plus rénové et ses composants non structurels ne sont plus remplacés.

Fin de vie des matériaux

En première approche nous avons considéré que l'ensemble des matériaux étaient mis en décharge en fin de vie, à l'exception des matériaux issus de la filière bois qui sont incinérés[47]. Afin d'affiner cette modélisation, nous reprenons, dans une seconde itération, les fins de vie des matériaux présentées dans Roux (2016) et issues de rapports de l'ADEME (2015c ; 2015d)[48]. Les hypothèses sur les fins de vie, qui diffèrent en fonction des types de matériaux, sont regroupées dans le tableau 2-5. Dans certains cas, les matériaux sont valorisés (valorisation énergétique ou matière). Ils évitent alors l'utilisation de matériaux neufs ou d'énergie, et les impacts évités ou générés par cette valorisation sont comptabilisés dans le bilan environnemental conformément au cadre de l'approche conséquentielle-projet.

Tableau 2-5 : Fin de vie des matériaux

Matériaux	Fin de vie	Impacts évités
Déchets inertes (ADEME, 2015c)	66 % de valorisation matière (remblai routier ou granulats de béton)	Granulats naturels concassés
	34 % envoyés en décharge pour déchets inertes	-
Matériaux bois (ADEME, 2015d)	43 % de valorisation matière (panneau de particules)	Rondin de bois
	34 % de valorisation énergétique	Gaz naturel
	23 % envoyés en décharge pour déchets non dangereux	-
Autres combustibles (ADEME, 2015c)	31 % de valorisation énergétique	Gaz naturel
	69 % envoyés en décharge pour déchets non dangereux	-
Plâtre	100 % en centre d'enfouissement non dangereux	-
Laine de verre	100 % en centre d'enfouissement non dangereux	-
Armature acier (World Steel Association, 2011)	85 % recyclés	Acier neuf
	15 % mis en décharge pour déchet inerte	-

Correspondances avec les données ecoinvent

Les correspondances entre les données environnementales d'ecoinvent et les matériaux et procédés utilisés lors du cycle de vie des maisons INCAS sont précisées en Annexe J. Certaines

[47] C'est l'hypothèse de fin de vie prise en compte dans le chapitre 3.

[48] Dans le chapitre 4, les fins de vie prises en compte correspondent à celles présentées dans le tableau 2-5.

données ecoinvent ont été contextualisées : le mix de production d'électricité initialement retenu suisse ou européen a été remplacé par un mix français ou européen pour mieux correspondre au contexte local, dans le cas où il est plus probable qu'un produit soit fabriqué en France (béton, parpaings…), ou en Europe. Dans le chapitre 3, la contextualisation a été réalisée avec un mix moyen alors qu'un mix marginal dérivé constant (en appliquant un profil de demande constant sur l'année) a été utilisé ensuite.

2.4.2.3. AICV

Deux jeux d'indicateurs environnementaux sont étudiés. Ils correspondent à ceux présentés dans les tableau 2-1 et tableau 2-2.

Jeu d'indicateurs de la version commerciale de novaEQUER

Les résultats présentés ici sont obtenus en utilisant un mix dynamique horaire, en réalisant une simplification pour les fins de vies (mise en décharge de tous les matériaux sauf ceux issus de la filière bois qui sont incinérés), avec le jeu d'indicateurs disponible dans la version commerciale de novaEQUER (jeu d'indicateurs du tableau 2-1) et en utilisant les données environnementales de la base de données ecoinvent v2.2. Les résultats pour la maison IBB, utilisant l'énergie électrique pour le chauffage et l'ECS, sont présentés à la figure 2-6 ci-après sous la forme d'une analyse de contribution.

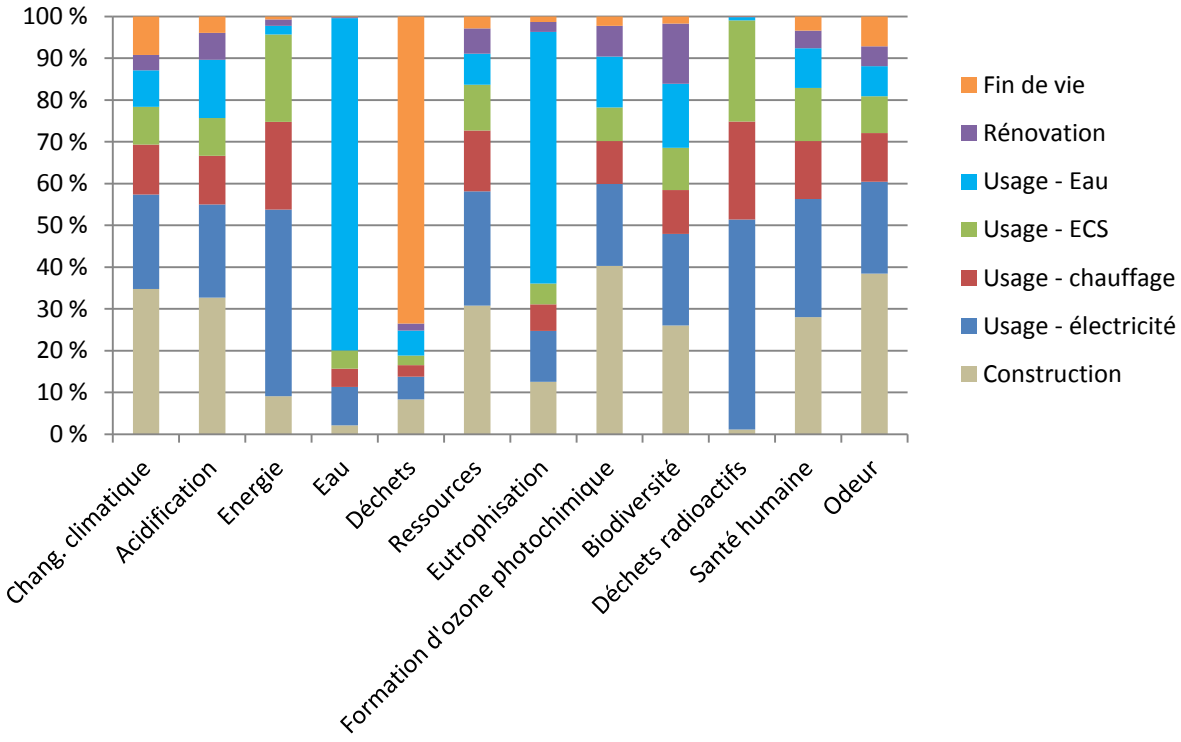


Figure 2-6. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité

Ces résultats illustrent l'importance de la phase d'utilisation du bâtiment. Pour tous les indicateurs (sauf la production de déchets), cette phase représente au moins 50 % des impacts. La phase de construction peut représenter jusqu'à 40 % des impacts pour certains indicateurs. Enfin, pour les déchets produits, l'étape de fin de vie est le principal contributeur.

À la figure 2-7, les impacts sont normalisés afin de déterminer l'importance relative des thèmes environnementaux. Cela est réalisé en normalisant les données par rapport à des valeurs moyennes par habitant et par an dans un contexte français ou européen. Les valeurs de normalisation utilisées sont présentées en Annexe K. Notons que ces facteurs ne sont pas tous valables pour la même zone géographique, ni pour la même période temporelle, ce qui constitue une limite à leur utilisation. L'indicateur d'odeur n'ayant pas de données de normalisation, il n'est pas représenté dans la figure 2-7.

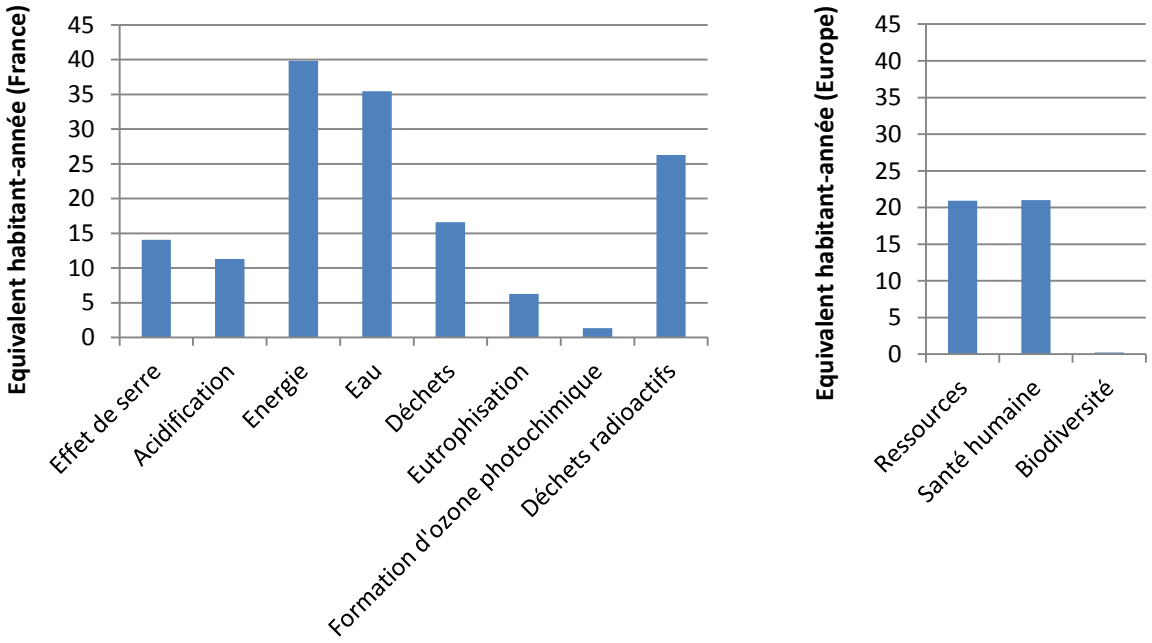


Figure 2-7. Résultats normalisés pour la maison IBB, énergie électricité

Dans cette étude, l'énergie et l'eau consommées sont les deux thèmes environnementaux les plus importants. Viennent ensuite la production de déchets radioactifs, la santé humaine et l'épuisement des ressources. Les indicateurs de biodiversité et de formation d'ozone photochimique ont une importante relative moindre.

Jeu d'indicateurs mis à jour

Les résultats présentés dans cette partie sont obtenus en utilisant un mix marginal dérivé, avec le jeu d'indicateurs mis à jour (jeu d'indicateur du tableau 2-2.), en utilisant les données environnementales de la base de données ecoinvent v3.2, et en précisant les hypothèses sur les fins

de vie. L'effet de chacun de ces changements est illustré en Annexe J. Le changement de la base de données induit des écarts parfois importants en terme de valeurs d'impacts, pour certains indicateurs. Ces écarts s'expliquent par des modifications faites dans la base de données ecoinvent (correction dans les données d'inventaire, sur les prix de certains produits – ce qui affecte les allocations, ou encore sur les volumes de production). À chaque nouvelle version de la base, les modifications apportées sont documentées[49]. Malgré ces écarts, les contributions relatives des différentes phases, sont similaires. Le passage à un mix marginal dérivé renforce l'importance de la phase d'utilisation. La réalisation d'une contextualisation avec un mix marginal au lieu d'un mix moyen pour les matériaux produits en France, affecte peu les résultats. Finalement, la modélisation affinée des fins de vies contribue à réduire les impacts de cette phase pour la plupart des indicateurs. Les résultats sont présentés ci-après pour les maisons IBB, IDM et IOB, en considérant différentes énergies (électricité avec et sans PAC, gaz et bois).

- *Analyse de contribution pour la maison IBB*

Les résultats de l'analyse de contribution sont présentés à la figure 2-8 pour la maison IBB.

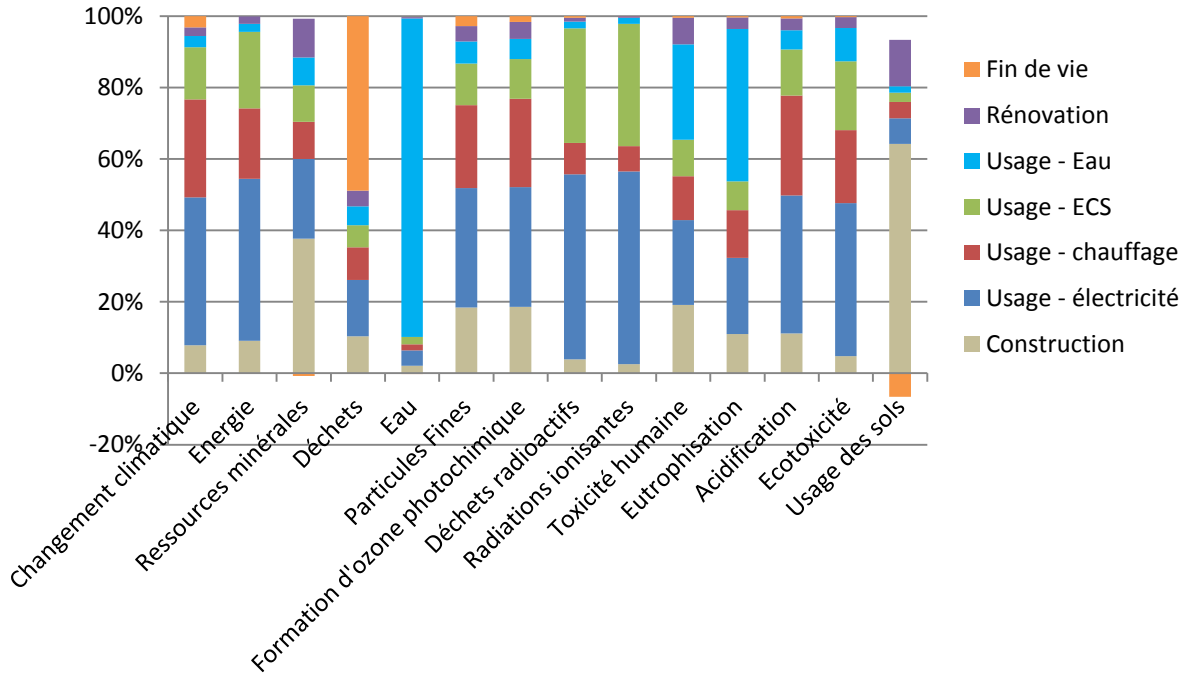


Figure 2-8. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité

La phase d'utilisation est également la plus importante dans cette étude. Elle représente plus de 50 % des impacts pour tous les indicateurs à l'exception de l'usage des sols et des déchets produits.

[49] http://www.ecoinvent.org/database/older-versions/ecoinvent-30/report-of-changes-ecoinvent-30/report-of-changes-ecoinvent-30.html
http://www.ecoinvent.org/database/older-versions/ecoinvent-31/report-of-changes-ecoinvent-31/report-of-changes-ecoinvent-31.html
http://www.ecoinvent.org/database/older-versions/ecoinvent-32/report-of-changes-ecoinvent-32/report-of-changes-ecoinvent-32.html

Pour les indicateurs communs aux deux études (effet de serre, énergie, déchets, eau, déchets radioactifs, eutrophisation et acidification), on observe que la contribution de la phase d'utilisation est plus importante dans cette étude que dans la précédente (voir figure 2-6). Cette différence est principalement liée à l'utilisation du mix électrique marginal dérivé (voir Annexe J).

Pour l'indicateur d'usage des sols, c'est la phase de construction qui contribue majoritairement aux impacts. Cela est lié à l'utilisation de matériaux issus de l'exploitation forestière (bois pour portes, charpente et balcon de la maison).

En fin de vie, les valorisations énergétiques et matières ou le recyclage de certains matériaux évitent l'utilisation de matériaux neufs ou d'énergie, ce qui peut se traduire par des impacts négatifs. C'est le cas pour les ressources abiotiques minérales où l'utilisation d'acier recyclé évite l'utilisation d'acier neuf, et pour l'usage des sols pour lesquelles la valorisation matière du bois évite l'utilisation de rondins de bois. Pour l'aire de protection santé humaine, il est possible d'étudier la contribution relative des différents indicateurs aux dommages (figure 2-9).

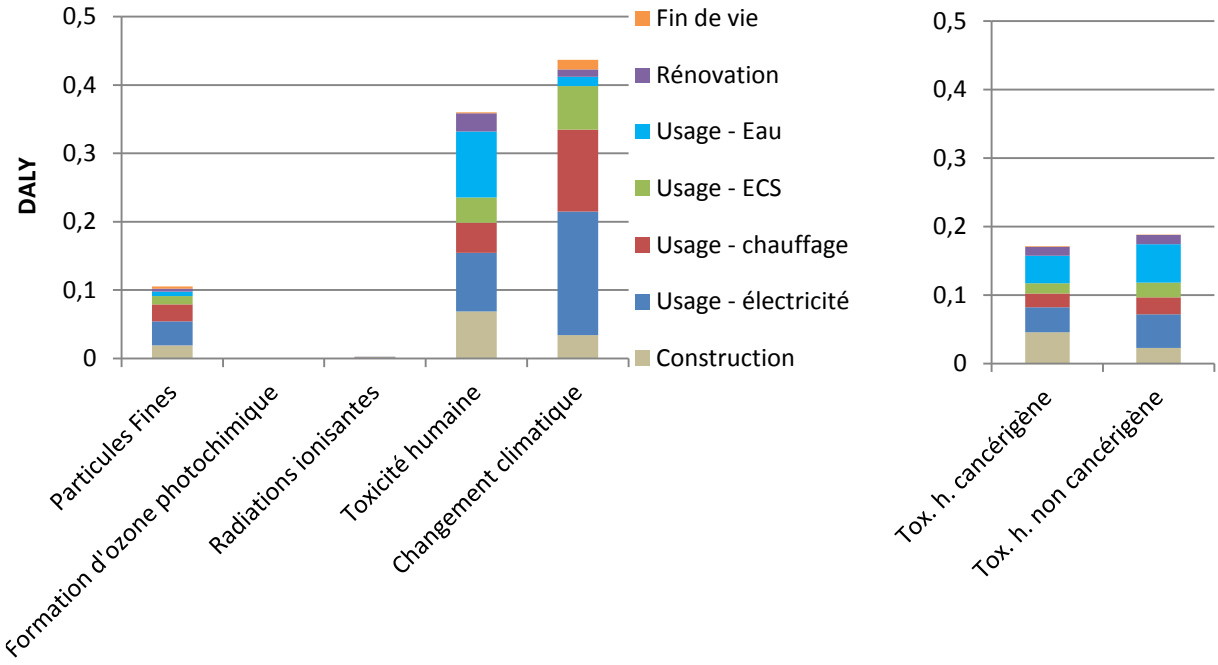


Figure 2-9. Analyse de contribution pour l'aire de protection santé humain, pour la maison IBB, énergie électricité

Pour la maison en béton banché utilisant l'électricité pour le chauffage et la préparation de l'ECS, l'effet de serre et la toxicité humaine (effets cancérigène et non cancérigènes) contribuent fortement aux dommages à la santé humaine. Il en va de même, dans une moindre mesure, pour les particules fines.

- *Comparaison des trois modes constructifs*

Les résultats obtenus pour les trois modes constructifs, utilisant l'énergie électrique (sans PAC), sont comparés. Les résultats sont présentés pour chaque indicateur, dans la figure 2-10. La variante IBB est prise à chaque fois comme référence ; ses impacts valent 100 %. Les impacts des autres variantes sont calculés relativement à ceux de cette variante.

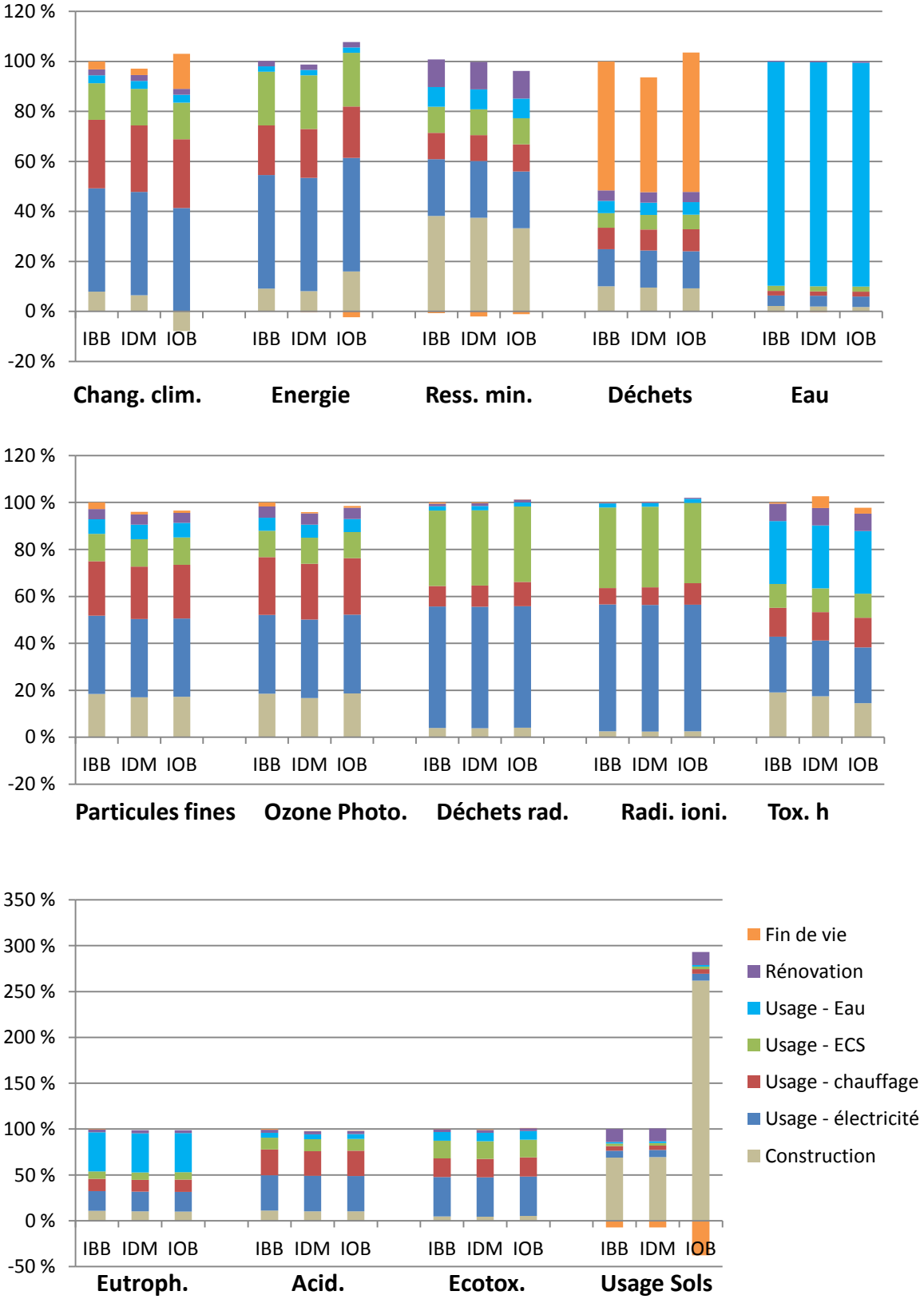


Figure 2-10. Comparaison des variantes constructives (la variante IBB sert de référence, et les impacts des autres variantes sont exprimés relativement à cette variante)

Pour certains indicateurs, des valeurs négatives sont observées pour la construction ou en fin de vie. Pour obtenir les impacts totaux de la variante, relativement à la variante IBB, il convient alors de retrancher la partie négative au total. Ainsi, dans le cas de l'effet de serre, la maison IOB, qui semble avoir les impacts les plus importants dans la figure 2-10, est la variante la plus favorable.

Pour l'ensemble des indicateurs, à l'exception de l'usage des sols, des tendances similaires sont observées pour les trois modes constructifs. Les impacts en phase d'utilisation des trois variantes sont sensiblement identiques dans les trois maisons. Cela est lié aux harmonisations réalisées sur l'enveloppe du bâtiment qui conduisent à des besoins énergétiques similaires.

En phase de construction, des différences sont observées sur l'indicateur d'effet de serre. Pour la variante IOB, les impacts négatifs s'expliquent par la prise en compte différenciée du carbone biogénique, qui est stocké pendant la croissance du bois. En fin de vie, celui-ci est en partie incinéré avec valorisation énergétique. Le carbone biogénique est alors réémis, ce qui explique la part importante de la fin de vie pour cet indicateur. Le procédé de broyage du bois, nécessaire à la valorisation matière, est également responsable d'une part importante d'émission de gaz à effet de serre en fin de vie.

Pour l'indicateur d'énergie, les impacts en construction sont plus importants pour IOB que pour les deux autres maisons. Cette différence est liée principalement à la prise en compte de l'énergie matière, correspondant au pouvoir calorifique du matériau bois. Pour les déchets produits, la maison IOB a les plus faibles impacts ce qui s'explique par l'envoi d'une partie du bois en décharge pour déchets non inerte non dangereux alors que pour les deux autres maisons, la part des matériaux pondéreux non recyclés est envoyée en décharge pour déchets inertes. De plus, l'impact de ce premier type de mise en décharge est plus important du fait du coût de traitement supérieur. D'autre part, la maison IOB a les impacts les plus faibles sur la toxicité humaine ce qui s'explique par le fait qu'aucun procédé de traitement du bois n'a été considéré ici. Enfin, pour l'indicateur d'usage des sols, la phase de construction contribue majoritairement aux impacts ce qui est lié aux impacts de l'exploitation forestière.

Les valeurs d'impact des différentes variantes sont très proches. L'écart entre les deux meilleures variantes est inférieur à 5 % pour tous les indicateurs sauf pour les déchets. Il est difficile de conclure sur le choix d'une meilleure variante. Pour l'indicateur de déchets produits, la maison IOB a les plus faibles impacts.

- *Comparaison des quatre énergies*

La comparaison des quatre variantes énergétique (pour le chauffage et la production d'ECS) est présentée dans la figure 2-11. La maison IBB a été utilisée comme exemple. Cependant, les mêmes conclusions peuvent êtes faites en considérant les autres maisons, comme le montrent les résultats pour les 12 combinaisons de variantes en Annexe J.

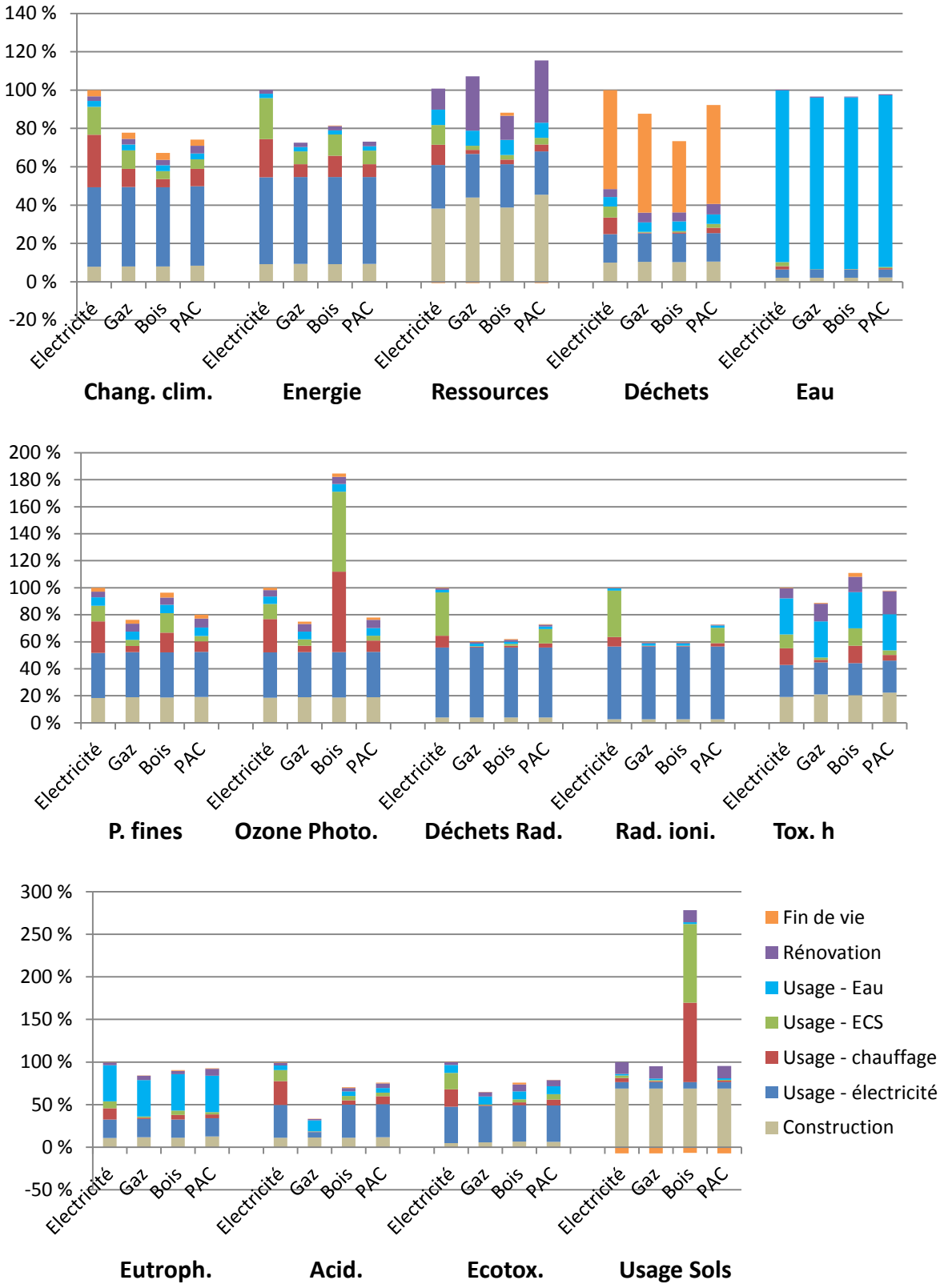


Figure 2-11. Comparaison des variantes énergétiques (la variante électricité sert de référence, et les impacts des autres variantes sont exprimés relativement à cette variante)

Dans cette comparaison, les procédés en phase d'utilisation du bâtiment sont affectés par le changement de variante. Étant donné que la phase d'utilisation est prépondérante, le choix d'une variante ou d'une autre peut changer significativement les résultats.

Pour dix des indicateurs, la variante électricité (sans PAC) est celle ayant les impacts les plus importants. Pour les ressources minérales, la fabrication et le remplacement de la pompe à chaleur font que la variante avec PAC a des impacts plus importants que la variante sans PAC. Pour l'usage des sols et la formation d'ozone photochimique, les impacts de la variante bois sont très importants devant ceux des autres variantes. Cela s'explique pour l'usage des sols par l'importance des impacts liés à l'exploitation forestière pour la production du bois brûlé dans la chaudière. De plus, la formation d'ozone photochimique est favorisée par les émissions importantes de COV lors de la combustion du bois.

L'utilisation de PAC pour le chauffage et pour l'ECS permet une réduction des impacts, comparée à la variante électrique sans PAC. La variante gaz est souvent préférée : c'est le cas pour onze des indicateurs. Toutefois, l'écart en terme de valeur d'impact avec la 2ème meilleure variante est relativement faible (moins de 5 %) pour cinq indicateurs : l'énergie consommée, l'eau consommée, les déchets radioactifs, les radiations ionisantes et l'usage des sols. Pour les trois indicateurs lesquels le gaz n'est pas la meilleure variante (changement climatique, épuisement des ressources minérales et déchets produits), la variante bois est la meilleure et les écarts avec la 2ème meilleure variante sont plus importants (plus de 5 %).

- *Analyse de contribution par procédés et par flux*

Des analyses de contribution détaillées peuvent être obtenues avec l'outil Brightway2. Le détail des substances et des procédés les plus contributeurs, par indicateur, est présenté en Annexe J.

2.4.2.4. Interprétation

Cette étude a permis de comparer différents choix de conception pour une maison individuelle au Bourget-du Lac. Trois variantes constructives ont été comparées (IBB, IDM et IOB). Les impacts liés à la phase d'utilisation sont proches pour ces trois configurations du fait d'harmonisations réalisées sur l'enveloppe. Cette phase du cycle de vie étant le contributeur majoritaire des impacts pour la plupart des indicateurs, de faibles écarts sont observés entre les trois variantes constructives sur l'ensemble du cycle de vie.

Concernant la comparaison des variantes énergétiques (électricité avec ou sans PAC, gaz et bois pour le chauffage et la production d'ECS), des écarts plus importants qu'avec les comparaisons de variantes constructives sont observés pour la plupart des indicateurs. Pour les indicateurs pour lesquels les impacts entre les deux meilleures variantes sont assez grands (plus de 5 % d'écart), la variante gaz a les impacts les plus faibles pour six indicateurs et la variante bois a les impacts les plus faibles pour trois indicateurs.

Certaines hypothèses et choix ont été affinés en cours d'étude. Le jeu d'indicateurs et la base de données ont été mis à jour. De plus, les fins de vie ont été précisées et des procédés marginaux ont été utilisés à la place des procédés moyens pour la production d'électricité. Cette dernière modification a eu pour effet d'augmenter l'importance de la phase d'utilisation du bâtiment.

Les résultats obtenus dans cette étude sont déterministes. Ils résultent de l'utilisation de valeurs spécifiques, parfois choisies de manière arbitraire, pour les produits et procédés intervenants dans le cycle de vie des maisons. Certaines hypothèses nécessiteraient d'être améliorées. Mais la collecte des données peut être fastidieuse et il est utile de savoir sur quelles données les recherches doivent être axées. De plus, les incertitudes sur les facteurs intervenant dans les modèles de bâtiment peuvent modifier les résultats des études. Il est alors important de savoir dans quelle mesure les incertitudes peuvent modfifier les conclusions obtenues. Pour répondre à ces questions, des analyses de sensibilité, d'incertitude et de discernabilité (Heijungs et Kleijn, 2001), qui permettent de quantifier l'effet des incertitudes sur les résultats, seront menées dans les chapitres suivants.

2.4.1. *Incertitudes prises en compte*

Les sources d'incertitude rencontrées en ACV des bâtiments ont été recensées dans le chapitre 1, tableau 1-3. Puisque nous cherchons à quantifier globalement les incertitudes en ACV des bâtiments, nous considérons à la fois des sources d'incertitudes sur lesquelles le concepteur a un levier d'action (bâti) et des sources d'incertitudes liées à des choix dans les outils de modélisation ou à une variabilité des données. Bien que le concepteur puisse choisir un outil de modélisation adapté à ses objectifs d'écoconception, et qu'il conçoive un bâtiment adapté à un climat donné ou pour un type de ménage donné, il maîtrise peu ces deux dernières sources d'incertitudes.

Dans les chapitres suivants, nous étudions l'effet de certaines de ces sources d'incertitudes sur les résultats d'ACV. En particulier, nous étudions les incertitudes sur les paramètres en incluant des facteurs incertains concernant le bâtiment et son contexte, mais aussi la qualité des données environnementales et la contribution des substances à l'impact. Les incertitudes liées aux modèles sont traitées en étudiant, d'une part l'effet de la modélisation statique (annuelle), ou dynamique (horaire) pour les impacts liés à la production d'électricité, et d'autre part en considérant des incertitudes sur des paramètres internes du modèle de SED. Le choix de l'unité fonctionnelle sera étudié en faisant varier la durée de vie du bâtiment. Concernant la variabilité temporelle, les effets de la variabilité du climat et de l'occupation sont étudiés. Outre la variabilité temporelle liée à l'occupation, la diversité des comportements des occupants crée également une variabilité des impacts des bâtiments. Par ailleurs, la méta-incertitude est traitée en étudiant l'effet d'une définition erronée des caractéristiques des incertitudes.

Certaines sources d'incertitude répertoriées ne sont pas prises en compte. C'est le cas de la variabilité spatiale, des incertitudes épistémiques et des erreurs. Les erreurs qui peuvent intervenir à toutes les étapes de l'ACV et être de nature variée, sont très difficilement quantifiables, mais peuvent être limitées en appliquant une procédure de vérification des données saisies. Parmi, les incertitudes épistémiques, les scénarios de long terme nécessiterait l'expertise de prospectivistes pour aboutir à la création de scénarios futurs possibles. Quant à la variabilité spatiale, elle n'a pas été étudiée bien qu'il eût été envisageable de prendre en compte, par exemple, l'effet de la contextualisation appliquée à plusieurs procédés[50]. De plus, pour certains types d'incertitudes, toutes les sources ne sont pas étudiées, c'est le cas pour les incertitudes sur les choix méthodologiques d'ACV. L'étude s'inscrivant dans un objectif d'écoconception, l'approche conséquentielle est plus adaptée. Nous n'avons donc pas étudié l'effet du choix de l'approche d'ACV. D'autre part, si des incertitudes sur le modèle sont prises en compte pour les outils de modélisation de SED et d'ACV des bâtiments, aucune incertitude n'a été prise en compte sur les outils de modélisation complémentaire. Par exemple pour le modèle de mix marginal dérivé, aucune incertitude ou variabilité n'est considérée sur les capacités installées, les disponibilités des moyens de production ou encore le niveau de la consommation nationale. Ces incertitudes influencent toutefois sensiblement le mix marginal (Roux, 2016) et pourraient être prises en compte dans de futures études. Les incertitudes prises en compte dans le chapitre 3, portant sur l'identification de facteurs influents et dans le chapitre 4, portant sur la comparaison de variantes incertaines, sont regroupées dans le tableau 2-6.

[50] Actuellement, une contextualisation française ou européenne du mix de production est réalisée s'il est plus probable que des matériaux soient produits en France ou en Europe que dans le contexte initialement proposé.

Tableau 2-6 : Incertitudes prises en compte

Types d'incertitude	Sources	Chapitre 3	Chapitre 4
Incertitudes sur les paramètres	Hypothèses sur le bâtiment, ses systèmes et le site	✓	✓
	Qualité des données environnementales	×	✓
	Paramètres internes du modèle	×	✓
	Incertitudes sur la contribution relative à l'impact	×	✓
Incertitudes sur le modèle	Calculs énergétiques et environnementaux annuels ou horaires	✓	×
Incertitudes liées aux choix	Choix de l'unité fonctionnelle	✓	✓
Variabilité temporelle	Variables météorologiques Occupation du bâtiment	✓ simplifié	✓
	Choix de l'horizon temporel	✓	×
Variabilité entre individus	Occupation du bâtiment	✓ simplifié	✓
	Différences dans les caractéristiques environnementales (matériaux)	✓	✓
Incertitude épistémique	Définition de scénarios de long terme	×	✓
Méta-incertitude	Estimation de l'incertitude sur l'incertitude	×	✓

2.5. Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis de présenter les outils de modélisation qui seront utilisés dans cette thèse. L'outil de modélisation novaEQUER, couplé à l'outil de SED *Pléiades*+COMFIE est retenu. Afin de réaliser simplement de nombreuses simulations d'un modèle de bâtiment avec ces outils, une plateforme de simulation multiple est utilisée. Elle permet la gestion des simulations et le traitement des résultats grâce à l'outil statistique *R*. Des modèles complémentaires ont également été présentés. Ils serviront pour une prise en compte plus fine des impacts liés à l'usage d'électricité, de la variabilité du climat et de l'occupation et des incertitudes sur les données environnementales.

Les maisons de la plateforme expérimentale INCAS sur lesquelles se baseront les études dans les chapitres suivants ont été décrites. Les hypothèses de modélisation retenues et les résultats d'ACV des maisons ont été présentés dans le cas de base, sans prise en compte d'incertitude. Ces premiers résultats déterministes ont mis en avant la difficulté d'effectuer un choix parmi les variantes constructives (maisons en béton banché, double mur ou à ossature bois) alors que des variantes se dégagent pour les comparaisons de variantes énergétiques (étude des énergies électricité avec ou sans PAC, gaz et bois). Dans la modélisation de ces maisons, de nombreux facteurs sont incertains. Afin de déterminer, d'une part, les facteurs pour lesquels une connaissance plus précise de la valeur inventoriée est nécessaire et d'autre part, l'effet des incertitudes sur les comparaisons de variantes,

des méthodes de quantification des incertitudes sont mises en œuvre et adaptées au contexte de l'ACV des bâtiments dans les chapitres suivants.

Chapitre 3. Identification de facteurs incertains influents

La connaissance des facteurs incertains ayant le plus d'influence en analyse de cycle de vie des bâtiments permet, d'une part, de simplifier la saisie dans les outils ainsi que la collecte des données sans compromettre la robustesse des résultats. En effet, les facteurs incertains les moins influents peuvent prendre des valeurs ou des distributions de probabilité par défaut tandis qu'il faut approfondir la recherche d'informations pour les facteurs les plus influents. L'objectif de ce chapitre est d'étudier la performance de méthodes permettant d'identifier ces facteurs. Plusieurs méthodes d'analyse de sensibilité, pouvant être appliquées dans le cadre de l'ACV des bâtiments et présentant différents compromis coût calculatoire – précision, ont été appliquées au cas d'une maison individuelle performante simulée avec la suite logicielle de Pléiades+COMFIE. Toutes les méthodes ont permis d'identifier le même jeu de facteurs incertains mais la manière de quantifier l'influence des facteurs varie de l'une à l'autre. Ces différences de quantification sont expliquées dans la suite. Pour les réduire, deux adaptations de méthodes sont proposées et appliquées. Elles permettent d'obtenir des résultats précis en un nombre réduit de simulations. Finalement, une aide au choix des méthodes d'analyse de sensibilité adaptées au cas de l'ACV des bâtiments est proposée.

3.1. Démarche d'identification des facteurs influents

En ACV, la collecte d'informations en amont d'une étude est une étape particulièrement importante qui influence la qualité des résultats. Cette étape doit donc être réalisée avec soin et peut être chronophage. Or dans le domaine de la construction, l'objet à l'étude n'est pas produit en série contrairement aux produits généralement étudiés en ACV. Les bâtiments sont souvent uniques et le temps imparti à l'ACV est restreint. Une connaissance approfondie des facteurs influents en ACV des bâtiments peut permettre de réduire le temps consacré à la phase de collecte de l'information. Les facteurs identifiés comme peu influents, c'est-à-dire pour lesquels le choix d'une valeur ou d'une autre induit peu d'incertitudes sur les sorties du modèle d'ACV, seront maintenus à leurs valeurs par défaut, ou à leurs distributions par défaut, dans les ACV ou dans les études de quantification des incertitudes menées par la suite. La recherche d'informations se concentrera sur les facteurs les plus influents, responsables d'une grande part de l'incertitude en sortie. Pour déterminer quels facteurs incertains ont le plus d'influence, des méthodes d'analyse de sensibilité (AS) sont utilisées.

De nombreuses méthodes d'AS sont disponibles. En ACV des bâtiments, seules quelques-unes ont été appliquées jusqu'à présent, et sans en justifier le choix. Dans le cadre général de l'ACV, les méthodes d'AS globales, reconnues pour leur précision, sont recommandées. Ces méthodes requièrent toutefois la réalisation d'un grand nombre de simulations. Cela peut être rédhibitoire pour des modèles dont les temps de simulation ne sont pas négligeables, tel que celui retenu pour l'ACV des bâtiments du fait, notamment, de son couplage avec un outil de SED. Nous souhaitons ici étudier l'influence des facteurs incertains d'un modèle d'ACV des bâtiments en utilisant différentes méthodes d'AS, applicables dans ce contexte, et présentant différents compromis entre coût calculatoire et précision. L'objectif est d'orienter le choix vers les méthodes d'analyse de sensibilité les plus adaptées aux caractéristiques des projets étudiés et au temps à disposition pour réaliser l'étude.

Six méthodes d'AS seront étudiées dans la suite dans le cas de la maison en béton banché décrite au chapitre 2, sur laquelle un jeu de 22 facteurs incertains est retenu et en calculant les 12 indicateurs environnementaux actuellement évalués dans l'outil d'ACV novaEQUER. Le choix des méthodes d'AS retenues sera détaillé au § 3.2. L'une des méthodes d'AS servira de référence et permettra l'étude de la précision des autres méthodes selon des critères définis au § 3.3. Les facteurs incertains étudiés sont présentés au § 3.4 avant de présenter les résultats et d'en discuter au § 3.5. Afin d'obtenir un compromis coût calculatoire – précision plus intéressant, des adaptations de certaines méthodes seront enfin proposées. Finalement, une aide au choix des méthodes adaptées au contexte de l'ACV des bâtiments est suggérée.

Les résultats de ce chapitre ont été présentés en partie dans des conférences (Pannier et al., 2016a ; Pannier et al., 2016b).

3.2. Méthodes d'analyse de sensibilité employées

3.2.1. *Sélection des méthodes d'AS*

Les méthodes d'AS existantes ont été présentées dans le chapitre 1 et dans l'Annexe L. Elles sont rappelées dans le tableau 1-5. Dans la suite, nous parcourons ces méthodes et discutons de leur applicabilité dans notre contexte.

Les méthodes graphiques sont simples à mettre en place et permettent d'avoir une idée de l'influence de chaque facteur sur l'ensemble de son domaine de variation. Cependant, dans les modèles d'ACV, un grand nombre de facteurs incertains est généralement retenu et le modèle dispose de nombreuses sorties. L'étude de l'ensemble des graphiques générés (par sortie et par facteur) peut s'avérer fastidieuse. Cette méthode n'a donc pas été retenue.

À l'analyse de sensibilité locale, nous avons préféré les méthodes de criblage qui ne se limitent pas aux variations locales de la valeur des facteurs incertains, mais explorent plus largement leur domaine de variation.

Les méthodes de criblage à très grande dimension sont utilisables sous réserve qu'un faible nombre de facteurs soient influents. Elles nécessitent d'avoir une connaissance du sens de variation du modèle et une idée des facteurs les plus influents (Faivre et al., 2013). Pour s'affranchir de ces contraintes, nous avons choisi de retenir des plans d'expériences et la méthode de Morris. Le plan OAT et la méthode de Morris ont été fréquemment utilisés en ACV ou en SED. Afin d'étudier les résultats donnés par un plan d'expérience possédant de meilleures propriétés mathématiques que l'OAT, et ne nécessitant qu'un nombre limité de simulations, nous avons également retenu un plan d'expérience factoriel fractionnaire de Plackett et Burman.

En AS globale, nous avons retenu deux méthodes fréquemment utilisées en ACV et SED : une méthode de régression utilisant le coefficient de régression standard (SRC) et le calcul d'indices de Sobol. L'indice SRC a été préféré aux autres indices basés sur une régression car, pour un modèle linéaire, son carré forme une décomposition de la variance, ce qui le rend directement comparable aux indices de Sobol. Enfin, parmi les méthodes basées sur l'analyse de la variance, le calcul d'indices de Sobol a été préféré car les résultats donnés par cette méthode sont plus précis (Saltelli et Bolado, 1998). De plus, les méthodes basées sur une analyse fréquentielle ne peuvent pas être utilisées en présence de facteurs discrets (Saltelli et al., 1999 ; Saltelli et al., 2012), et donc catégoriels, que l'on rencontre en ACV – sauf dans le cas où seuls deux niveaux sont considérés pour l'ensemble des facteurs (Pierce et Cukier, 1981).

Finalement, une méthode de régression non-paramétrique, basée sur une régression polynômiale locale a été également retenue pour sa simplicité d'application. Notons que pour les

méthodes de régressions, des adaptations sont nécessaires en présence de variables catégorielles à plus de deux niveaux. Dans ce cas, les N_{cat} niveaux de la variable catégorielle sont recodés en binaire pour obtenir $N_{cat} - 1$ variables catégorielles à deux niveaux (Stockburger, 2016). Mais cela complexifie l'interprétation des résultats.

Remarquons que les méthodes basées sur des tests statistiques (comparaison de l'homogénéité de plusieurs distributions) et les méthodes fiabilistes (influence d'un facteur sur le dépassement d'un seuil), nous semblent plus adaptées dans un contexte de comparaison de variantes incertaines. Ces méthodes n'ont pas été étudiée ici mais leur intérêt sera discuté dans le chapitre 4.Dans les paragraphes suivants, nous décrivons le fonctionnement des six méthodes d'AS retenues, indiquées en bleu dans le tableau 1-5.

Tableau 3-1 : Méthodes d'analyse de sensibilité existantes

Type d'AS	Approche	Méthode
AS qualitative	Graphique	Nuage de points (*scatterplot*), *Cobweb plot* (Kurowicka et Cooke, 2006)
AS locale	Locale	Dérivées partielles
Criblage	Criblage à très grande dimension	Plans supersaturés (Satterthwaite, 1959 ; Lin, 1993)
		Criblage par groupe (Dean et Lewis, 2006), bifurcations séquentielles (Bettonvil et Kleijnen, 1997)
	Plans d'expérience	Plan factoriel complet
		Plan factoriel fractionnaire : OAT, plans simplexes, Plackett et Burman, plans composites centrés, Box et Behnken, plans hybrides…
	Effets élémentaires	Méthode de Morris (1991)
AS globale	Régression	Régression linéaire : Pearson, SRC, PCC
		Régression basée sur les rangs : Spearman, SRRC, PRCC
	Tests statistiques	Sur les moyennes, médianes, variances des échantillons, AS régionalisée
	Basées sur la décomposition de la variance	Calcul d'indices de Sobol (1993)
		Basée sur analyse fréquentielle : FAST (Cukier et al., 1973), EFAST (Saltelli et al., 1999), RBD-FAST (Tarantola et al., 2006 ; Mara, 2009), EASI (Plischke, 2010), COSI (Plischke, 2012)
Exploration du modèle	Méthodes de lissage et métamodèles	Splines de lissage, polynômes locaux (Veiga et al., 2008), polynômes de chaos, krigeage…
Autre	Fiabiliste	FORM et SORM

3.2.2. *Analyse de sensibilité minimum – maximum (MMSA)*

Dans un premier temps, nous avons souhaité mettre en place une méthode d'analyse de sensibilité simple à appliquer et permettant de fournir des informations sur l'influence des facteurs

incertains en un nombre réduit de simulations. Pour cela, un criblage, consistant en un plan d'expérience de type OAT a été appliqué et uniquement deux niveaux ont été retenus pour chaque facteur. Ces niveaux correspondent aux bornes de la plage de variation des facteurs. L'idée est alors d'étudier l'effet du passage d'une borne à la l'autre de la plage de variation $[a_i; b_i]$ d'un facteur x_i alors que tous les autres facteurs restent à leur valeur par défaut. Nous avons nommé cette méthode « analyse de sensibilité minimum-maximum » (*minimum-maximum sensitivity analysis MMSA*). L'indice de sensibilité S_i est calculé comme dans l'équation (3.1) pour chacun des K facteurs incertains :

$$S_i = f(x_{1,ref}, \dots, a_i, \dots, x_{K,ref}) - f(x_{1,ref}, \dots, b_i, \dots, x_{K,ref}) \quad \textbf{(3.1)}$$

Cette approche, nous permet d'étudier l'influence des facteurs incertains, en considérant les domaines de variation complets des facteurs et en réalisant un nombre limité de simulations. Pour cette méthode $2K$ évaluations du modèle sont à réaliser. En effet, pour chaque facteur x_i, il faut simuler la valeur en sortie pour les valeurs des bornes a_i et b_i, (sauf si $x_{i,ref} = a_i$ ou b_i) alors que les autres facteurs restent à leurs valeurs de référence.

Cadre d'application

Avec cette méthode, l'espace de variation des facteurs incertains est exploré grossièrement puisque seules les bornes sont considérées dans cette approche. Si le modèle ne varie pas de la même manière quel que soit l'endroit de l'espace, c'est-à-dire si le modèle présente des non-linéarités, ces méthodes ne les détecteront pas. D'autre part, les interactions ne peuvent pas être détectées puisque la valeur d'un seul facteur est modifiée à chaque simulation.

Dans le cadre de cette étude, le modèle utilisé pour la thermique n'est pas linéaire. De plus, des interactions sont présentes dans le modèle d'ACV. Cependant, en faisant l'hypothèse de plages de variation faibles pour les facteurs induisant des non-linéarités (p. ex : épaisseur de béton, d'isolant…) l'approximation de linéarité peut être envisagée.

3.2.3. *Plan de Plackett et Burman*

Dans un second temps, un compromis entre un plan OAT et un plan factoriel complet est étudié. Il s'agit du plan de Plackett et Burman. Avant de le décrire, nous revenons sur la théorie des plans d'expérience.

Les plans d'expérience complets nécessitant un nombre trop important de simulations, notre choix s'est porté vers un plan d'expérience factoriel fractionnaire. Il s'agit d'un sous-ensemble d'un plan factoriel complet qui conserve de bonnes propriétés mathématiques telles que la minimisation de la matrice de dispersion $\left({}^tXX\right)^{-1}$ (minimisation de la trace, du déterminant ou de la plus grande

valeur propre) et l'orthogonalité (Tinsson, 2015). Par exemple, pour trois facteurs ayant chacun deux niveaux (-1 et 1), le plan d'expérience complet et son plan factoriel fractionnaire associé pour un sous-ensemble de quatre expériences sont :

$$Plan\ complet: \begin{matrix} x_1 & x_2 & x_3 \end{matrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \qquad Plan\ fractionnaire: \begin{matrix} x_1 & x_2 & x_3 \end{matrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.2}$$

Le plan d'expérience fractionnaire présenté est le seul sous-ensemble de quatre expériences vérifiant $x_1(s)x_2(s)x_3(s) = 1$, avec $x_i(s)$ la valeur du facteur x_i pour l'expérience s. Ce sous-ensemble est appelé fraction régulière du plan factoriel complet. En notant les colonnes de ce plan 1, 2 et 3 et en utilisant le produit de Hadamard[51], on peut écrire $123 = I_4$, avec I_4, la matrice identité d'ordre 4. On peut alors dire que 123 est un générateur pour cette fraction régulière. De plus, la taille du générateur étant 3, on dira que la fraction régulière est de résolution III[52].

Remarquons également que dans le plan fractionnaire, $x_1x_2 = x_3$, $x_2x_3 = x_1$ et $x_1x_3 = x_2$. Cela signifie que les effets des interactions entre deux facteurs sont confondus avec les effets principaux du troisième facteur. De même, $x_1x_2x_3 = 1$, implique que l'interaction triple est confondue avec l'identité. En supprimant des lignes du plan d'expérience complet, il n'est donc plus possible d'estimer tous les effets factoriels. Les effets d'interaction supposés négligeables sont confondus avec d'autres effets d'interaction ou avec des effets principaux.

De plus, en ajoutant les colonnes $x_4 = x_1x_2$, $x_5 = x_1x_3$, $x_6 = x_2x_3$ et $x_7 = x_1x_2x_3$ au plan complet pour trois facteurs (3.2), un plan factoriel fractionnaire pour $2^3 - 1 = 7$ facteurs peut-être obtenu (Saltelli et al., 2008), en faisant l'hypothèse que les effets d'interaction sont négligeables.

Si l'on considère un modèle linéaire et sans interaction, une fraction régulière de résolution III[53] constitue un plan d'expérience orthogonal et permet d'estimer tous les effets principaux en faisant l'hypothèse que les interactions sont négligeables. De plus, il faut $N \geq K + 1$ simulations pour évaluer l'influence des K facteurs incertains. Dans le cas où $N = K + 1$, le plan d'expérience est dit saturé (Tinsson, 2015).

[51] Le produit de Hadamard de deux vecteurs est le produit terme à terme de leurs coordonnées : $\binom{x_1}{x_2} \odot \binom{y_1}{y_2} = \binom{x_1 y_1}{x_2 y_2}$.

[52] Plus généralement, des plans factoriels fractionnaires peuvent être définis par plusieurs générateurs. Dans ce cas, la résolution de la fraction régulière correspond à la taille du plus petit générateur.

[53] Dans une fraction régulière de résolution III, tous les groupes de deux colonnes ont autant de combinaisons de (1,1), (1,-1), (-1,1) et (-1,-1) (Saltelli et al., 2008).

Si un modèle linéaire avec interactions d'ordre 2 est considéré, des colonnes peuvent être ajoutées au plan factoriel complet peuvent être enrichis pour évaluer l'interaction. Par exemple, il est possible d'ajouter au plan factoriel complet (3.2), les colonnes, x_1x_2, x_1x_3 et x_2x_3 pour évaluer les interactions entre deux facteurs. Ainsi, il faut $N \geq K + 1 + C_K^2$ simulations pour évaluer l'influence des K facteurs incertains et de l'interaction entre tous les groupes de deux facteurs, ce qui peut poser problème si beaucoup de facteurs incertains sont à prendre en compte. De plus, pour que ce type de plan soit orthogonal, il faut que la fraction régulière soit au moins de résolution V[54] (Tinsson, 2015).

Plus généralement, une fraction de résolution R doit être utilisée pour estimer les termes factoriels d'ordre $< R/2$ si les termes d'ordre $\geq R/2$ sont négligeables (Faivre et al., 2013).

3.2.3.1. Construction du plan de Plackett et Burman

Pour éviter l'augmentation du nombre de simulations lorsque beaucoup de facteurs sont à prendre en compte, nous avons choisi de considérer des modèles linéaires sans interaction. Les plans adaptés sont alors des plans simplexes ou des plans de Plackett et Burman (PB) basés sur les matrices de Hadamard (Tinsson, 2010). Nous avons choisi d'explorer ce second type de plan qui offre la possibilité de construire des plans saturés, orthogonaux pour des facteurs à deux niveaux.

Les matrices de Hadamard sont orthogonales et valables pour des facteurs à deux niveaux valant -1 et 1. Pour les construire, il est possible de se baser sur les hypothèses suivantes (Giesbrecht et Gumpertz, 2011) :

- Si H est une matrice de Hadamard d'ordre n alors $\begin{bmatrix} H & H \\ H & -H \end{bmatrix}$ est une matrice de Hadamard d'ordre $2\,n$;
- Si H et G sont des matrices de Hadamard alors le produit de Kronecker[55] de ces deux matrices donne une matrice de Hadamard.

De plus, en permutant l'ordre des colonnes et/ou des lignes d'une matrice de Hadamard, ou alors en multipliant par -1 la matrice de Hadamard, les matrices obtenues restent des matrices de Hadamard.

Les premières matrices de Hadamard construites étaient d'ordre $N = 2^K$. Elles ont ensuite été étendues aux ordres $N = 12 \times 2^K$. et $N = 20 \times 2^K$. Bien que cela n'ait pas été prouvé, le mathématicien Hadamard a fait l'hypothèse qu'il existe une matrice de Hadamard pour des ordres équivalents à des multiples de 4. Plackett and Burman (1946) ont ensuite trouvé des matrices aux

[54] Dans une fraction régulière de résolution V, la fréquence d'apparition des seize combinaisons (1,1,1,1), (-1,1,1,1), …, (-1,-1,-1,-1), est la même dans tous les groupes de quatre colonnes (Saltelli et al., 2008).

[55] Le produit de Kronecker de deux matrices A et B est obtenu par le produit de chacun des termes de A par la matrice B : $A \otimes B = \begin{pmatrix} a_{11}B & a_{12}B \\ a_{21}B & a_{22}B \end{pmatrix}$.

propriétés similaires pour les multiples de 4 inférieurs à 100. Dans ces matrices, la première ligne n'est constituée que de -1 et les lignes suivantes sont des permutations circulaires les unes des autres avec $\frac{K+1}{2}$ fois la valeur 1 et $\frac{K-1}{2}$ fois la valeur -1. Notons que dans le cas où $N = K + 1$, le plan de Plackett et Burman constitue une fraction régulière de plan factoriel.

Afin d'utiliser les matrices de Hadamard comme des plans d'expériences, la première colonne de la matrice, composée uniquement de 1, est supprimée. Les colonnes restantes sont composées d'autant de -1 que de 1 ce qui permet d'explorer autant de fois les deux niveaux de chaque facteur.

En théorie, il n'est pas possible d'utiliser les matrices de Hadamard pour tous les nombres de facteurs incertains puisque de telles matrices n'existent pas pour tous les ordres. Le nombre de facteurs incertains doit respecter $K \equiv 3\ mod\ 4$ (soit $K = 3$, $K = 7$, $K = 11$…) et le nombre d'ordre associé est $N = K + 1$. En pratique, il est possible d'en construire pour tous les nombres de facteurs incertains. Pour ce faire, la matrice d'ordre $N = K' + 1$ est construite avec K' le premier entier supérieur à K respectant $K' \equiv 3\ mod\ 4$. Puis, les premières colonnes sont supprimées de façon à garder autant de colonnes qu'il y a de facteurs incertains.

Remarque : Bien que les niveaux pour tous les facteurs soient -1 et 1, il est possible, pour chaque facteur de se ramener à des niveaux correspondant aux bornes de sa plage de variation réelle $[a; b]$.

Rappelons qu'avec ce plan d'expérience, le modèle est supposé linéaire et les interactions entre deux facteurs sont confondues avec les effets principaux. Dans le but d'étudier les confusions d'effet, nous avons choisi de répéter plusieurs fois le plan d'expérience en permutant aléatoirement l'ordre des facteurs. De cette manière, l'interaction entre deux facteurs n'est pas toujours confondue avec le même effet principal.

3.2.3.2. Détermination des indices de sensibilité

Des méthodes d'analyse de la variance, par exemple, la fonction *aov* (*Analysis Of Variance*) de l'outil statistique R permet de calculer les parts de variance associée à chaque facteur ainsi que qu'une variance résiduelle ne pouvant être associée à aucun facteur. Finalement, la variance totale du modèle est calculée en sommant toutes les parts de variance. Cela permet d'estimer des indices de sensibilité qui sont le rapport des parts de variance associée à un facteur relativement à la variance totale.

3.2.3.3. Étude de la précision des indices

Le nombre de répétitions du plan d'expérience pour obtenir des résultats stables est étudié en utilisant une procédure de ré-échantillonnage par *bootstrap*. Pour ce faire, la démarche suivante est appliquée :

1. Un tirage aléatoire avec remise est effectué sur les répétitions.
2. Les indices de sensibilité associés à ces répétitions, préalablement évalués, sont retrouvés pour toutes les sorties.
3. Les étapes 1 et 2 sont répétées N_b fois.
4. Des distributions empiriques sont construites à partir des N_b valeurs des indices de sensibilité. Elles permettent d'estimer le biais (écart entre les valeurs des indices estimés avec le jeu de répétitions source et l'espérance de la distribution), l'écart-type et les intervalles de confiance (la détermination des intervalles de confiance ne nécessite pas de simulation supplémentaire du modèle).

3.2.4. *Criblage de Morris*

La méthode de Morris (1991), aussi appelée méthode des effets élémentaires (Saltelli et al., 2008), est une autre méthode de criblage. Elle permet d'avoir des informations sur l'importance d'un facteur mais aussi sur les effets non-linéaires et d'interactions liées à ce facteur. C'est pour ces raisons que cette méthode a été retenue.

3.2.4.1. Méthode d'exploration de l'espace

Pour cette méthode, nous faisons correspondre l'intervalle de variation $[a_i; b_i]$ de chaque facteur à un intervalle sur $[0; 1]$. L'ensemble de l'espace à explorer peut-être représenté par une grille de nœuds dans un hypercube $[0; 1]^K$. Chaque nœud correspond à l'intersection des niveaux pour les différents paramètres. Si chaque facteur a Q niveaux, alors ces niveaux sont $\{0, \frac{1}{Q-1}, \frac{2}{Q-1}, \dots, 1\}$ et la grille est constituée de Q^K nœuds.

La bonne exploration de l'espace repose sur la répétition de r plans d'expérience OAT. Pour ce faire, des chemins sont réalisés aléatoirement sur la grille en faisant des sauts d'un nœud à l'autre sur la grille. À chaque répétition, le nœud de départ est tiré aléatoirement. Les nœuds suivants sont ensuite obtenus en ne modifiant que la valeur d'un facteur à chaque saut. Afin d'explorer tout l'espace, sans favoriser de zones, Morris (1991) conseille de choisir un nombre de niveau de discrétisation Q pair et de faire des sauts de longueur $\delta = \frac{Q}{2(Q-1)}$. Vu le plan d'expérience proposé par la méthode de Morris, le nombre de simulations à réaliser vaut $r(K + 1)$. En effet, pour chaque répétition du plan d'expérience, il faut simuler le nœud de départ et les K nœuds suivants sur le chemin.

À titre d'exemple, deux chemins ont été tracés dans la figure 3-1 dans le cas où deux paramètres incertains sont considérés. Six niveaux de discrétisation ont été retenus, le saut d'un nœud à l'autre a donc pour longueur $\frac{6}{2(6-1)} = \frac{3}{5}$. Les chemins sont représentés par les trajectoires rouge et verte.

Partant de points de départ tirés aléatoirement et représentés par des ronds bleus, les valeurs de chaque facteur varient à tour de rôle et sont modifiées de la valeur du saut. À chaque variation de la valeur d'un facteur, une simulation est réalisée pour connaître la sortie du modèle.

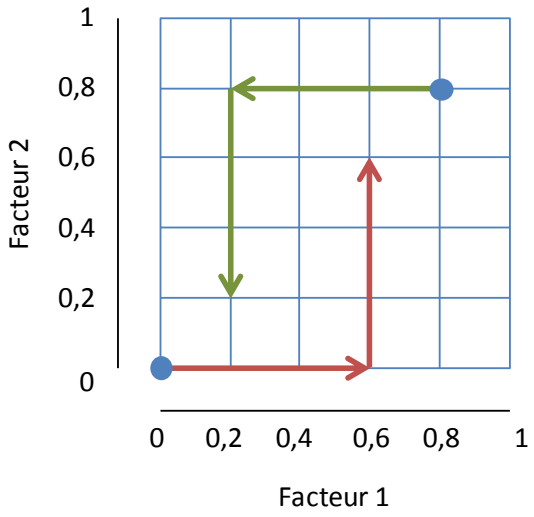


Figure 3-1. Exemple de répétition de deux plans OAT pour deux facteurs incertains 1 et 2 et une discrétisation en six niveaux pour chaque facteur

3.2.4.2. Détermination de l'influence des facteurs

L'étude de l'influence des facteurs repose sur le calcul d'effets élémentaires EE. Pour chacune des r répétitions, lorsque la valeur du i-ème facteur varie, l'amplitude de la variation en sortie du modèle est calculée relativement à l'amplitude de la variation en entrée :

$$EE_i^j = \frac{f(x_1^j, \dots, x_i^j + \delta x_i^j, \dots, x_K^j) - f(x_1^j, \dots, x_i^j, \dots, x_K^j)}{\delta} \quad \textbf{(3.3)}$$

avec j l'indice de la répétition en cours.

La moyenne des effets élémentaires pour un facteur μ_i donne des informations sur l'importance du facteur.

$$\mu_i = \frac{1}{r}\sum_{j=1}^{r} EE_i^j \quad \textbf{(3.4)}$$

Afin d'éviter que des effets élémentaires de signes opposés ne se compensent, la moyenne des valeurs absolues des effets élémentaires μ_i^* peut aussi être calculée comme dans l'équation (3.5). Plus μ_i^* est grand, plus l'effet du facteur est important.

$$\mu_i^* = \frac{1}{r}\sum_{j=1}^{r} |EE_i^j| \quad \textbf{(3.5)}$$

L'écart-type des effets élémentaires σ_i est aussi calculé pour chaque facteur comme dans l'équation (3.6). Un grand σ_i implique que l'effet du facteur varie en fonction de l'endroit de l'espace exploré. Cela traduit des effets d'interactions et / ou des non-linéarités.

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{r-1}\sum_{j=1}^{r}(EE_i^j - \mu_i)^2} \quad \textbf{(3.6)}$$

Il est possible de résumer l'information basée sur le calcul des effets élémentaires en traçant σ_i en fonction de μ_i^*. À chaque facteur correspond un point dans le graphique de Morris et ils peuvent être classés visuellement en trois groupes :

- Les facteurs proches de l'origine du graphique (groupe A, figure 3-2), ayant une faible valeur de μ_i^* et σ_i ont des effets négligeables, ils sont peu influents.
- Les facteurs proches de l'axe des abscisses (groupe B, figure 3-2) sont influents (grand μ_i^*), mais ne présentent pas d'interactions ou n'induisent pas de non-linéarité (faible σ_i).
- Les autres facteurs (groupe C, figure 3-2) sont influents et comportent des interactions ou des non-linéarités.

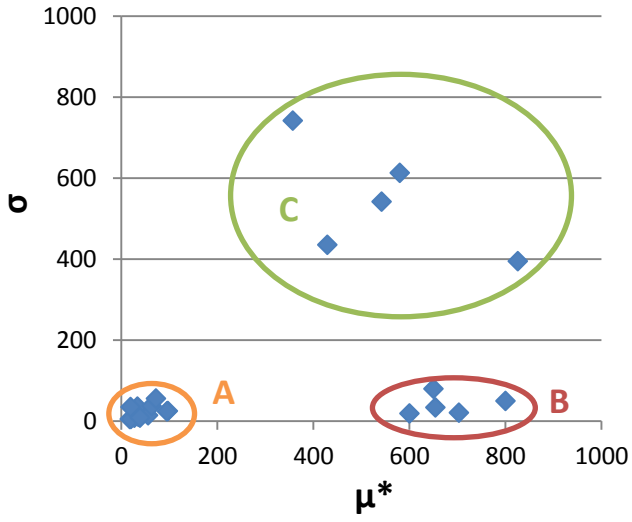


Figure 3-2. Exemple de graphique de Morris montrant une classification des facteurs incertains en trois groupes selon leur influence

Afin d'obtenir un classement de ces facteurs en fonction de leur influence, en considérant à la fois les effets linéaires et additifs et les effets non-linéaires et d'interactions, nous considérons deux indicateurs. D'une part, μ_i^* peut être utilisé comme un proxy d'indice de sensibilité total basé sur la variance (Campolongo et al., 2007), puisque cet indice permet détecter des interactions. De plus, il

permet de prendre en compte les effets non-linéaires. Et d'autre part, nous étudions la distance euclidienne à l'origine du graphique de Morris pour chaque facteur (Munaretto, 2014 ; Recht et al., 2014), en considérant que plus le point correspondant à un facteur est éloigné de l'origine sur le graphique de Morris (c'est-à-dire plus μ* est grand, ou plus σ est grand), plus ce facteur aura de l'influence sur les résultats :

$$d_i^* = \sqrt{(\mu_i^{*2} + \sigma_i^2)} \quad \textbf{(3.7)}$$

3.2.4.3. Influence du type de facteur

La méthode du criblage de Morris a été définie à l'origine pour des facteurs ordonnés. En présence d'entrées catégorielles, il est nécessaire d'adapter le calcul des effets élémentaires. En effet, ce calcul dépend de la variation de la valeur des facteurs et traduit le classement des valeurs les unes par rapport aux autres (effet d'un doublement de la valeur d'une entrée par exemple). Or, les entrées catégorielles sont par définition non ordonnées. Il n'est donc pas possible de réaliser de graduation. Pour solutionner ce problème, nous avons choisi ici de calculer les effets élémentaires pour les variables catégorielles de la manière suivante :

$$EE^j_{i_{Cat}} = \frac{\left|f\left(x_1^j, \dots, x^j_{i\,A1}, \dots, x_K^j\right) - f\left(x_1^j, \dots, x^j_{i\,A2}, \dots, x_K^j\right)\right|}{1} \quad \textbf{(3.8)}$$

avec $A1$ et $A2$, deux alternatives pour la variable catégorielle i_{Cat}.

Nous considérons que le saut vaut toujours 1 pour les variables catégorielles pour ne pas imposer un ordre. De plus, la valeur absolue de l'effet élémentaire permet de conserver toujours le même signe pour les effets élémentaires d'une variable catégorielle, l'ordre des alternatives pouvant être interverti. Cela est utile pour ne pas augmenter artificiellement la variabilité et donc l'importance de la variable lors du calcul du σ. De cette manière, quelle que soit la valeur prise par la variable catégorielle il est possible de calculer un effet, sans classer les valeurs discrètes les unes par rapport aux autres. Le paquet de fonction '*sensitivity*' du logiciel R qui contient la méthode de Morris a été adapté pour que les effets élémentaires des variables catégorielles soient calculés comme dans (3.8)[56] pour les variables catégorielles.

3.2.4.4. Étude de la précision des indices

Il est généralement recommandé de réaliser entre 5 et 10 répétitions de plans d'expérience OAT (Faivre et al., 2013 ; Iooss, 2011). Cependant, dans des études en thermique du bâtiment, un nombre plus important de répétitions, variant de 15 à 100, a été réalisé (Recht et al., 2014 ; Vorger, 2014 ;

[56] Cette modification de fonction *tell.morris* du *package sensitivity* de *R* a été implémentée dans le script cœur de la méthode du criblage de Morris dans la plateforme de simulation.

Robillart, 2015). Nous avons donc étudié le nombre de répétitions d'OAT à faire pour garantir des résultats stables. Pour ce faire, des intervalles de confiance sur les indices ont été calculés en utilisant une procédure de ré-échantillonnage par *bootstrap*. La démarche suivante est appliquée :

1. Un tirage aléatoire avec remise est effectué sur les trajectoires du plan d'expérience de Morris. On obtient alors un nouveau plan d'expérience (de même taille que celui de départ) avec les $K+1$ lignes associées à une trajectoire placées à un autre endroit du plan ou se répétant plusieurs fois.
2. Les sorties du plan d'expérience *bootstrap* sont reprises dans les sorties associées au plan d'expérience de base en se basant sur le nouvel ordre des trajectoires.
3. Les EE_i, μ_i^*, σ_i et d_i^* sont calculés pour toutes les sorties.
4. Les étapes 1, 2 et 3 sont répétées b fois.

Les trois méthodes présentées ci-après sont des méthodes d'AS globales. Elles ne font plus appel à une discrétisation de l'espace en niveaux, mais explorent l'ensemble des plages de variation des facteurs incertains.

3.2.5. *Coefficient de régression standard*

Cette méthode de régression linéaire se base sur les résultats d'une propagation d'incertitude composée de N évaluations du modèle. Elle ne requiert donc pas de plan d'expérience particulier contrairement aux méthodes présentées précédemment. De plus, le nombre de simulations à réaliser ne dépend pas du nombre de facteurs incertains. Cependant, *N* doit être assez grand (souvent de l'ordre du millier) pour assurer la convergence des résultats. L'idée est de réaliser une régression linéaire en utilisant la méthode des moindres carrés entre chaque facteur incertain et la sortie. Le modèle s'écrit alors :

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{K} \beta_i x_i + \varepsilon \qquad \textbf{(3.9)}$$

avec :

- ε un terme d'erreur ;
- β_0 l'effet général moyen ;
- β_i l'effet linéaire du facteur x_i.

Connaissant les β_i, l'indice de sensibilité de chaque facteur s'obtient en calculant les coefficients de régression standard, définis par :

$$SRC_i = \beta_i \sqrt{\frac{Var(x_i)}{Var(Y)}} \quad \textbf{(3.10)}$$

Le carré de cet indice correspond à la part de variance expliquée par le facteur x_i sous l'hypothèse de linéarité du modèle et d'indépendance entre les facteurs incertains (Faivre et al., 2013). En cela, sa forme se rapproche de celle d'autres indices de sensibilité issus de méthodes d'AS globales basées sur la variance. Dans la suite, nous utiliserons donc l'indice SRC_i^2 :

$$SRC_i^2 = \beta_i^2 \frac{\mathrm{Var}(x_i)}{\mathrm{Var}(Y)} \quad \textbf{(3.11)}$$

Afin de tester l'hypothèse de linéarité du modèle, le coefficient de détermination R^2 peut être calculé comme suit :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{s=1}^{N}\left(Y_s - \widehat{Y_s}\right)^2}{\sum_{s=1}^{N}\left(Y_s - \overline{Y}\right)^2} \quad \textbf{(3.12)}$$

avec :

- Y_s la sortie du modèle à la simulation s ;
- $\widehat{Y_s}$ la prévision du modèle linéaire pour la simulation s ;
- $\overline{Y}$ la moyenne des sorties sur l'ensemble des N simulations.

Une valeur de R^2 proche de 1 indique que le modèle est proche de la linéarité et que la régression est de bonne qualité. Saltelli et al. (2004) proposent de considérer que la régression est de bonne qualité si $R^2 \geq 0{,}70$ et qu'elle n'est pas du tout appropriée si $R^2 \leq 0{,}30$.

Étude de la précision des indices

Afin d'étudier la précision des indices SRC_i^2, une procédure de ré-échantillonnage par *bootstrap* a été mise en place. Elle permet d'obtenir, sans simulation supplémentaire du modèle des intervalles de confiance pour les indices de tous les facteurs. Pour cela :

1. Pour une taille d'échantillon, des lignes sont tirées avec remises dans le plan d'expérience initial, de manière à obtenir un nouveau plan d'expérience (de même taille que celui de départ) avec N lignes.
2. Pour ces simulations, les valeurs d'entrée des facteurs et les sorties du plan d'expérience sont identifiées.
3. Les SRC_i^2 sont calculés pour ce plan d'expérience *boostrap*.
4. Les étapes 1, 2 et 3 sont répétées b fois.
5. Des distributions empiriques sont construites à partir des b valeurs des SRC_i^2.

3.2.6. *Calcul d'indices de Sobol*

La méthode des indices de Sobol a été retenue pour son interprétation intuitive et parce qu'elle ne nécessite pas de faire d'hypothèse sur le comportement du modèle. Elle fait partie des méthodes basées sur une décomposition de la variance (cf chapitre 1). Il s'agit de déterminer la part de variance attribuable à un facteur ou à l'interaction de plusieurs facteurs.

3.2.6.1. Estimation des indices de sensibilité par le calcul d'indices de Sobol

Pour déterminer, avec le plus de précision possible, la valeur des indices de Sobol, des estimateurs sont utilisés. Nous allons présenter ici la démarche pour estimer les indices de Sobol ainsi que les estimateurs les plus adaptés pour le calcul des indices de premier ordre et totaux.

Il s'agit dans un premier temps de générer deux échantillons indépendants, les matrices A et B, de taille (N_S, K), avec N_S, le nombre de tirages aléatoires de chaque échantillon. Pour avoir une bonne précision dans l'estimation des indices, N_S doit être assez grand (quelques centaines à quelques milliers de simulations). L'utilisation d'une méthode d'échantillonnage permettant une bonne exploration de l'espace peut toutefois permettre de réduire N_S d'un facteur 10 (Saltelli et al., 2008 ; looss, 2011).

$$A = \begin{bmatrix} a_1^{(1)} & a_2^{(1)} & \cdots & a_j^{(1)} & \cdots & a_K^{(1)} \\ a_1^{(2)} & a_2^{(2)} & & a_j^{(2)} & & a_K^{(2)} \\ \vdots & & \ddots & & \vdots & \\ a_1^{(N_S)} & a_2^{(N_S)} & \cdots & a_j^{(N_S)} & \cdots & a_K^{(N_S)} \end{bmatrix} \quad \textbf{(3.13)}$$

$$B = \begin{bmatrix} b_1^{(1)} & b_2^{(1)} & \cdots & b_j^{(1)} & \cdots & b_K^{(1)} \\ b_1^{(2)} & b_2^{(2)} & & b_j^{(2)} & & b_K^{(2)} \\ \vdots & & \ddots & & \vdots & \\ b_1^{(N_S)} & b_2^{(N_S)} & \cdots & b_j^{(N_S)} & \cdots & b_K^{(N_S)} \end{bmatrix} \quad \textbf{(3.14)}$$

À partir de ces deux matrices, la matrice B_A^i est construite. Sa particularité est de posséder toutes les colonnes de la matrice B à l'exception de la i-ème colonne qui vient de la matrice A. Il existe K matrices B_A^i, c'est-à-dire autant qu'il y a de facteurs incertains. De la même manière, des matrices A_B^i peuvent être construites.

$$B_A^i = \begin{bmatrix} b_1^{(1)} & b_2^{(1)} & \cdots & a_j^{(1)} & \cdots & b_K^{(1)} \\ b_1^{(2)} & b_2^{(2)} & & a_j^{(2)} & & b_K^{(2)} \\ \vdots & & \ddots & & \vdots & \\ b_1^{(N_S)} & b_2^{(N_S)} & \cdots & a_j^{(N_S)} & \cdots & b_K^{(N_S)} \end{bmatrix} \quad \textbf{(3.15)}$$

$$A_B^i = \begin{bmatrix} a_1^{(1)} & a_2^{(1)} & \cdots & b_j^{(1)} & \cdots & a_K^{(1)} \\ a_1^{(2)} & a_2^{(2)} & & b_j^{(2)} & & a_K^{(2)} \\ \vdots & & \ddots & & \vdots & \\ a_1^{(N_S)} & a_2^{(N_S)} & \cdots & b_j^{(N_S)} & \cdots & a_K^{(N_S)} \end{bmatrix} \quad \textbf{(3.16)}$$

Les $N_S\ (K+2)$ simulations du modèle, correspondant aux évaluations du modèle pour les matrices A, B et pour toutes les matrices B_A^i sont réalisées. Les sorties sont notées respectivement Y_A, Y_B et $Y_{B_A^i}$. Les indices de sensibilité sont finalement calculés en appliquant les équations suivantes :

$$S_i = \frac{\frac{1}{N_S}\sum_{s=1}^{N_S}(Y_A)_s\left(Y_{B_A^i}\right)_s - f_0^2}{\frac{1}{K+2}\left(\mathrm{Var}(Y_A) + \mathrm{Var}(Y_B) + \mathrm{Var}\left(Y_{B_A^1}\right) + \cdots + \mathrm{Var}\left(Y_{B_A^K}\right)\right)} \quad \textbf{(3.17)}$$

$$TS_i = \frac{\frac{1}{2N_S}\sum_{s=1}^{N_S}\left((Y_A)_s - \left(Y_{B_A^i}\right)_s\right)^2}{\frac{1}{K+2}\left(Var(Y_A) + Var(Y_B) + Var\left(Y_{B_A^1}\right) + \cdots + Var\left(Y_{B_A^K}\right)\right)} \quad \textbf{(3.18)}$$

avec $f_0 = \frac{1}{N_S}\sum_{s=1}^{N_S}(Y_A)_s$ **(3.19)**

3.2.6.2. Estimateurs des indices de Sobol

Plusieurs estimateurs des indices sont disponibles. Dans le cadre de cette thèse, nous utilisons comme estimateurs des indices de Sobol totaux, les indices de Jansen (1999)[57] :

$$TS_i = \frac{\frac{1}{2N_S}\sum_{s=1}^{N_S}\left((Y_A)_s - \left(Y_{A_B^i}\right)_s\right)^2}{Var(Y)} \quad \textbf{(3.20)}$$

D'après Saltelli et al. (2010), il s'agit de la meilleure estimation des indices totaux.

Pour les indices de premier ordre, nous utilisons ceux présentés par Saltelli et al. (2010) afin d'assurer une cohérence lors de l'estimation conjointe des indices de premier ordre et totaux (Monod et al., 2006 ; Janon et al., 2014) :

$$S_i = \frac{\frac{1}{N_S}\left(\sum_{s=1}^{N_S}(Y_B)_s\left(\left(Y_{A_B^i}\right)_s - (Y_A)_s\right)\right)}{Var(Y)} \quad \textbf{(3.21)}$$

La variance de la sortie est calculée à partir de la variance des deux matrices générées aléatoirement : A et B.

[57] Fonction *soboljansen* dans la librairie *sensitivity* de R.

3.2.6.3. Étude de la précision des indices

L'application de ces méthodes permet d'estimer les indices, mais ne conduit pas aux valeurs exactes de ceux-ci. Il est fréquent que les estimateurs donnent des valeurs des indices sortant de l'intervalle [0,1] (Faivre et al., 2013). Par exemple, il est possible d'obtenir des indices de premier ordre négatifs pour des facteurs très peu influents, des indices totaux supérieurs à 1 pour des facteurs très influents, ou encore des indices de premier ordre supérieurs aux indices totaux alors que ceci est impossible pour les indices exacts. Ce manque de précision est souvent lié à la réalisation d'un nombre insuffisant de simulations, donc une taille trop faible pour l'échantillon N_S.

En pratique, la taille de N_S doit être de l'ordre du millier ou de la dizaine de milliers pour avoir une estimation précise des indices (Faivre et al., 2013), ce qui n'est souvent pas envisageable vu le coût calculatoire engendré. Une solution consiste alors à limiter le nombre de calculs, tout en évaluant la précision des indices estimés. C'est ce que permet de faire la méthode de *bootstrap* en fournissant un intervalle de confiance pour tous les indices, sans évaluation supplémentaire du modèle. Pour obtenir ces indices, la démarche suivante est appliquée :

1. Un tirage aléatoire avec remise est effectué sur les indices de ligne des matrices A et B. Un échantillon *bootstrap* est alors obtenu. Il est composé de deux matrices A^{boot} et B^{boot} de N lignes issues respectivement de A et B et pouvant apparaître plusieurs fois.

   À titre d'exemple, si A et B sont définies par :

$$A = \begin{bmatrix} 0.45 & 0.98 & 0.06 & 0.66 \\ 0.09 & 0.06 & 0.26 & 0.55 \\ 0.31 & 0.86 & 0.07 & 0.54 \\ 0.13 & 0.53 & 0.31 & 0.63 \end{bmatrix} \text{ et } B = \begin{bmatrix} 0.09 & 0.98 & 0.07 & 0.54 \\ 0.31 & 0.53 & 0.31 & 0.63 \\ 0.45 & 0.06 & 0.26 & 0.66 \\ 0.13 & 0.86 & 0.06 & 0.55 \end{bmatrix} \quad \textbf{(3.22)}$$

   et que le tirage aléatoire avec remise des indices des lignes donne $\{2,4,2,1\}$, alors A^{boot} et B^{boot} sont :

$$A^{boot} = \begin{bmatrix} 0.09 & 0.06 & 0.26 & 0.55 \\ 0.13 & 0.53 & 0.31 & 0.63 \\ 0.09 & 0.06 & 0.26 & 0.55 \\ 0.45 & 0.98 & 0.06 & 0.66 \end{bmatrix} \text{ et } B^{boot} = \begin{bmatrix} 0.31 & 0.53 & 0.31 & 0.63 \\ 0.13 & 0.86 & 0.06 & 0.55 \\ 0.31 & 0.53 & 0.31 & 0.63 \\ 0.09 & 0.98 & 0.07 & 0.54 \end{bmatrix} \quad \textbf{(3.23)}$$

2. Les vecteurs des sorties ${Y_A}^{boot}$, ${Y_B}^{boot}$ et ${Y_{B_A^i}}^{boot}$ associés à l'échantillon *bootstrap* sont déterminés en retrouvant les valeurs correspondantes dans Y_A, Y_B et $Y_{B_A^i}$.

3. La méthode de calcul des indices de Sobol est appliquée à ${Y_A}^{boot}$, ${Y_B}^{boot}$ et ${Y_{B_A^i}}^{boot}$ pour estimer les indices de premier ordre et totaux pour tous les facteurs.

4. Les étapes 1, 2 et 3 sont répétées b fois.

5. Des distributions empiriques sont construites à partir des b valeurs des S_i et TS_i.

Dans la suite, la précision des indices de Sobol sera estimée par *bootstrap*.

3.2.7. *Méthode de lissage par régression polynômiale locale*

Les méthodes d'exploration de modèle permettent de déduire la réponse du modèle à partir d'un nombre de simulations réduit. La méthode employée ici est celle décrite par Veiga et al. (2008). Il s'agit d'utiliser une méthode de régression non-paramétrique, et plus précisément de régression polynômiale locale, pour estimer des indices de sensibilité de premier ordre.

3.2.7.1. Régression polynômiale locale

Pour faciliter les notations dans ce paragraphe, nous ne considérerons dans un premier temps qu'un seul facteur incertain x.

N simulations du modèle sont utilisées pour construire le modèle de régression. À chaque point simulé x^{s0}, la régression locale est construite en considérant un nombre limité de points au voisinage de x^{s0}. Un paramètre de largeur de bande h (*bandwidth*) sert à définir l'intervalle autour du point étudié qui contient les points utilisés pour la régression. Ce paramètre régit le lissage : l'utilisation d'une bande large implique un lissage important alors qu'avec une bande réduite, les données d'origine seront plus suivies.

Dans la régression polynômiale locale, la valeur de la prévision du modèle $\hat{Y}$ au point x^{s0} est déterminée en ajustant, avec pondération, un polynôme de degré p aux points au voisinage de x^{s0}, contenus dans l'intervalle h. Plus les points du voisinage sont éloignés de x^{s0}, plus leurs poids sont faibles, et réciproquement. La pondération des points du voisinage en fonction de leur éloignement est effectuée à l'aide d'une fonction noyau k, dépendant de h. Plusieurs types de fonction noyau sont disponibles. Toutefois, le choix de la fonction noyau a peu d'effet sur le lissage comparé au choix du paramètre de largeur de bande (Storlie et Helton, 2008).

L'utilisation du paramètre de largeur de bande est problématique lorsque peu de points sont présents autour de x^{s0}. Une autre approche consiste à fixer le nombre de points N_{pv} au voisinage de x^{s0} qui sera utilisé pour la régression. De cette manière, pour tous les points x^{s0}, le voisinage sera constitué d'autant de points N_{pv}. Un paramètre d'espace α (*span*) permet de définir la taille de N_{pv}.

- Lorsque $\alpha < 1$, N_{pv} points au voisinage de x^{s0} sont utilisés pour la régression ; α est défini comme le ratio entre le nombre de points N_{pv} dans le voisinage de x^{s0} et le nombre de points total :

$$\alpha = \frac{N_{pv}}{N} \quad \textbf{(3.24)}$$

Dans ce cas, on définit d_{max} comme étant la distance maximale entre deux points du voisinage. Ce paramètre est utile pour caractériser la régression.

- Lorsque $\alpha \geq 1$, tous les points N de l'échantillon sont retenus et on définit d_{max} comme étant α fois la distance maximale entre deux points du voisinage.

La pondération s'effectue en considérant une fonction noyau k, dépendant de d_{max} (Storlie et Helton, 2008). Un exemple de fonction noyau utilisé en régression polynômiale locale est donné :

$$k = \left[1 - \left(\frac{|x^{s0} - x^s|}{d_{max}}\right)^3\right]^3 I_{[0,d_{max})}(|x^{s0} - x^s|)$$

$$\text{avec } I_{[0,d_{max})}(|x^{s0} - x^s|) = \begin{cases} 1 \text{ si } 0 \leq |x^{s0} - x^s| < d_{max} \\ 0 \text{ sinon} \end{cases} \quad \textbf{(3.25)}$$

et $s = 1 \dots N$

L'effet du choix du paramètre d'espace est présenté à la figure 3-3 pour le cas d'une régression polynomiale locale de l'effet de serre par rapport aux ponts thermiques. La détermination de la valeur du paramètre d'espace pour une étude donnée est discutée au § 3.2.7.3.

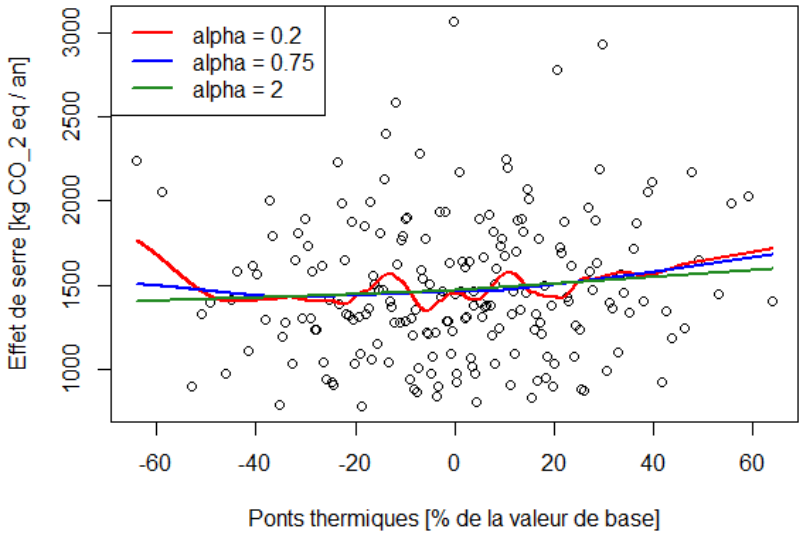


Figure 3-3. Effet du choix du paramètre d'espace

Finalement, la régression polynômiale locale est réalisée. Pour cela, considérons un échantillon $(x^s, Y^s)_{s=1\dots N}$ composé des N valeurs du facteur incertain et des N valeurs simulées de la sortie. Il est possible d'écrire le modèle de régression :

$$\mu(x^s) + \sigma(x^s)\varepsilon^s \quad \textbf{(3.26)}$$

avec :

- $\mu(x) = E(Y|x)$ l'espérance conditionnelle ;
- $\sigma^2(x) = \mathrm{Var}(Y|x)$ la variance conditionnelle ;
- ε un terme d'erreur tel que $E(\varepsilon^s|x^s) = 0$ et $\mathrm{Var}(\varepsilon^s|x^s) = 1$.

La fonction μ est approximée localement par un polynôme de degré p en utilisant une série de Taylor. Pour un point x au voisinage de x^{s0}, on a :

$$\mu(x) \approx \sum_{d=0}^{p} \frac{\mu^{(d)}(x^{s0})}{d!}(x - x^{s0})^d \approx \sum_{d=0}^{p} \beta_d (x - x^{s0})^d \quad \textbf{(3.27)}$$

Ce polynôme est ajusté localement en utilisant les données de l'échantillon (x^s, Y^s) et il s'agit de déterminer les coefficients β_d en résolvant le problème des moindres carrés pondérés :

$$\min_{\beta} \sum_{simul=1}^{N} \left(Y^{simul} - \sum_{d=0}^{p} \beta_d \left(x_i^{simul} - x_i^s\right)^d \right)^2 k \quad \textbf{(3.28)}$$

Les coefficients minimisant la somme sont notés $\hat{\beta}_d$. Des régressions polynômiales locales sont ainsi construites pour tous les facteurs incertains et pour toutes les sorties. Il est conseillé d'utiliser des plans d'expérience assurant une bonne exploration de l'espace, c'est-à-dire basés sur des échantillonnages stratifiés ou quasi-aléatoires, pour réaliser les régressions non-paramétriques (Faivre et al., 2013).

3.2.7.2. Estimation des indices de sensibilité

Afin d'estimer les indices de sensibilité de premier ordre, Veiga et al. (2008) proposent la démarche suivante :

1. N valeurs sont échantillonnées dans les distributions des facteurs incertains puis le modèle est simulé et les sorties Y sont obtenues.
2. Pour un facteur incertain x_i, l'espérance conditionnelle $\mu(x_i)$ est estimée à l'aide d'une régression polynômiale locale de Y sur x_i, en cherchant les valeurs des $(\beta_d)_{d=0\ldots p}$ qui satisfont (3.28). La régression est construite en utilisant un échantillon (x_i^s, Y^s) composé des N valeurs de x_i et des N valeurs simulées de la sortie. L'estimateur de l'espérance conditionnelle au voisinage de x_i^{s0} est $\hat{\mu}(x_i^{s0}) = \widehat{\beta_0}(x_i^{s0})$.
3. Pour le même facteur incertain x_i, la variance conditionnelle $\sigma^2(x_i)$ doit être estimée. Pour cela, on remarque que $\hat{\sigma}^2(x_i) = E\left(\left(Y - \mu(x_i)\right)^2 | x_i\right)$ et $\mu(x_i)$ peut être approximé par $\hat{\mu}(x_i)$. Il est donc possible d'estimer $\sigma^2(x_i)$ à l'aide d'une régression polynômiale locale de $\left(Y - \mu(x_i)\right)^2$ sur x_i, d'approximer σ^2 localement par un polynôme de degré p dont les coefficients sont notés $(\gamma_d)_{d=0\ldots p}$. Ce polynôme est ajusté localement et il s'agit de déterminer

les coefficients $(\gamma_d)_{d=0\dots p}$ satisfaisant (3.29). L'estimateur de la variance conditionnelle au voisinage de x_i^{s0} est $\hat{\sigma}(x_i^{s0}) = \widehat{\gamma_0}(x_i^{s0})$.

$$\min_{\gamma} \sum_{s=1}^{N} \left(\left(Y^s - \hat{\mu}(x_i^s)\right)^2 - \sum_{d=0}^{p} \gamma_d \left(x_i^s - x_i^{s0}\right)^d \right)^2 k \quad \textbf{(3.29)}$$

4. Les estimateurs $\hat{T}_1$ et $\hat{T}_2$, respectivement de $\mathrm{Var}[E(Y|x_i)]$ et $E[\mathrm{Var}(Y|x_i)]$, sont calculés à partir des estimateurs des espérances et variances conditionnelles, en utilisant un échantillon $\left(\widetilde{x_i^s}\right)_{s=1\dots N'}$ de taille N'. Les valeurs de $\widetilde{x_i}$ sont obtenus en échantillonnant dans la distribution du facteur x_i.

$$\hat{T}_1 = \frac{1}{N'-1} \sum_{s=1}^{N'} \left(\hat{\mu}(\widetilde{x_i^s}) - \hat{\bar{\mu}}\right)^2 \quad \textbf{(3.30)}$$

$$\hat{T}_2 = \frac{1}{N'} \sum_{s=1}^{N'} \hat{\sigma}^2(\widetilde{x_i^s}) \quad \textbf{(3.31)}$$

5. Les estimateurs de l'indice de sensibilité de premier ordre sont calculés pour le facteur i.

$$\hat{S}_i^{(1)} = \frac{\hat{T}_1}{\mathrm{var}(Y)} \quad \textbf{(3.32)}$$

$$\hat{S}_i^{(2)} = 1 - \frac{\hat{T}_2}{\mathrm{var}(Y)} \quad \textbf{(3.33)}$$

avec $\mathrm{var}(Y)$, la variance calculée à partir des sorties simulées par le modèle pour le premier échantillon.

6. Cette démarche est répétée pour les K facteurs incertains et toutes les sorties.

Avec cette méthode, le modèle n'est simulé que N fois pour le premier échantillon. Le deuxième échantillon de taille N' est utilisé pour l'estimation des indices et ne nécessite pas de simulations du modèle, ce qui constitue un avantage pour les modèles ayant des temps de calcul importants.

Afin d'estimer les indices de premier ordre avec cette méthode, il convient de définir les tailles d'échantillon N et N', les degrés des polynômes utilisés mais également les fonctions noyau et les paramètres de largeur de bande ou d'espace qui leur sont associés. Le choix de ces éléments a un

effet sur la précision des indices (Veiga et al., 2008). Les paramètres h ou α pouvant avoir une grande influence sur les résultats, nous discutons leurs choix dans le paragraphe suivant.

3.2.7.3. Détermination de h et α

Lors de la détermination des paramètres de largeur de bande ou des paramètres d'espace, un compromis doit être trouvé entre la dégradation de l'estimation de la variance et la dégradation de l'estimation du biais. En effet, lorsque peu de points sont utilisés pour construire la régression, l'espérance est bien estimée, donc le biais est faible ; en revanche, la variance est mal estimée. Réciproquement, lorsqu'un grand nombre de points est considéré autour de x^{s0}, la variance est bien caractérisée mais il est plus difficile de bien décrire l'espérance (Takezawa, 2005). En pratique, des processus de validation croisée (*cross-validation,* CV) ou de validation croisée généralisée (*generalised cross-validation,* GCV) peuvent être utilisés. Les critères PRS et PRS_A (*predicted residual sum of squares,* ou somme des carrés des résidus du modèle prédit) calculés respectivement par CV et GCV correspondent au calcul de la somme des carrés des erreurs entre les prédictions de modèle de régression polynomiale locale et les sorties du modèle simulé. Pour déterminer les valeurs de h et α les plus adaptées, il s'agit donc de calculer PRS ou PRS_A pour plusieurs valeurs de h et α, et de choisir la valeur des paramètres minimisant le critère. Le critère PRS_A obtenu par GCV est généralement préféré (Takezawa, 2005 ; Storlie et Helton, 2008) ; nous l'avons donc utilisé pour déterminer la valeur la plus adaptée pour le paramètre d'espace α.

Lorsque plusieurs facteurs incertains sont pris en compte, d_{max} et $|x^{s0} - x^{s}|$ qui interviennent dans l'équation (3.25) doivent être évalués dans l'hyperespace de dimension K. Il convient donc de réaliser ${S_p}^K \times G$ validations croisées généralisées, avec S_p le nombre de valeurs testées pour le paramètre d'espace, afin de trouver les valeurs des paramètres d'espaces les plus adaptées pour chaque facteur et chaque sortie. La réalisation d'une GCV pouvant être longue, selon la taille N de l'échantillon, il n'est pas envisageable de réaliser autant de GCV. Nous avons donc choisi de déterminer les valeurs de α de manière indépendante pour chaque facteur et chaque sortie du modèle. Nous discutons l'effet du choix du paramètre d'espace lors de la présentation des résultats de la méthode de régression polynômiale locale.

3.3. Critères pour la comparaison des performances des méthodes

Avant de présenter les résultats donnés par les six méthodes d'AS, nous définissons les critères qui nous permettront de comparer leurs performances. Une méthode appropriée pour l'ACV des

bâtiments permettrait d'obtenir un groupe de facteurs incertains influents pertinents, en un temps de calcul réduit et avec une bonne précision par rapport à une méthode de référence.

La méthode de calcul des indices de Sobol a été définie comme méthode de référence pour cette étude. En effet, l'utilisation de méthode d'AS globale est reconnue comme étant une bonne pratique en ACV (Lacirignola et al., 2017). De plus, les méthodes d'AS basées sur la variance sont préférées pour quantifier l'importance des facteurs incertains (Faivre et al., 2013). Enfin, parmi les méthodes basées sur la variance, les indices de Sobol donnent des résultats plus précis (Saltelli et Bolado, 1998).

Afin de comparer la précision des méthodes, nous calculons pour chacune l'influence relative IR d'un facteur pour une sortie donnée. Nous définissons l'influence relative comme le rapport entre l'indice de sensibilité (IS) d'un facteur relativement à la somme des indices de sensibilité de tous les facteurs :

$$IR_i = \frac{IS_i}{\sum_i IS_i} \quad \textbf{(3.34)}$$

En fonction des méthodes, IS_i vaut S_i pour MMSA et PB, μ_i^* ou d_i^* pour Morris, SRC_i pour SRC², TS_i pour Sobol et $\hat{S}_i^{(1)}$ pour la méthode de régression polynomiale.

Il est également possible d'étudier le classement des facteurs en fonction de leur importance pour les différentes méthodes d'AS. Nous proposons aussi de déterminer le groupe de facteurs influents le plus pertinent, c'est-à-dire celui pour lequel des recherches devront être faites en amont d'études d'ACV complémentaires pour mieux définir leurs valeurs ou distributions. Pour cela, le groupe de facteurs à retenir pour expliquer une certaine part de l'influence relative est identifiée, comme dans l'article de Lacirignola et al. (2017). De cette manière, il est possible d'observer si une méthode sélectionne un trop grand nombre de facteurs (ce qui rendra plus longue la collecte des données), ou au contraire si elle échoue dans la sélection de facteurs influents (ce qui conduirait à fixer par défaut les valeurs de facteur potentiellement influents, au lieu de prendre en compte leur incertitude). Dans cette étude, nous sélectionnerons un jeu de facteurs expliquant 90 % de la variance (l'effet du choix de ce niveau de variance sera étudié plus en détail dans la suite).

Le temps de calcul pour aboutir aux indices de sensibilité est également un critère à prendre en compte. Ce temps correspond au temps de simulation du modèle, dépendant du nombre de facteurs incertains pour les méthodes nécessitant un plan d'expérience particulier, mais aussi du temps de calcul des indices par les méthodes d'AS qui dépend directement du nombre de facteurs incertains.

3.4. Facteurs incertains considérés dans le cas d'étude

Les six méthodes d'AS ont été appliquées au cas de la maison IBB présentée au chapitre 2. Pour cette première étude, un nombre limité de facteurs incertains a été pris en compte pour étudier l'applicabilité et les performances des méthodes. Un jeu de 22 facteurs portant sur des aspects de la thermique ou de l'ACV du bâtiment ont été retenus. Dans la plupart des cas, ils décrivent des incertitudes liées à des hypothèses sur le bâtiment ou son contexte, mais aussi des incertitudes sur la méthodologie, l'inventaire de cycle de vie ou les méthodes de calcul des impacts environnementaux. L'incertitude sur ces facteurs a été caractérisée à partir de données trouvées dans la littérature.

Dans le tableau 3-2, les incertitudes sur les facteurs sont caractérisées en indiquant leur distribution de probabilité (normale, uniforme ou discrète) et les paramètres associés à ces distributions (par exemple l'espérance, l'écart-type et les troncatures pour une loi normale tronquée). Les plages de variation pour les méthodes de criblage sont définies à partir des lois de distribution de la manière suivante :

- Pour les facteurs continus suivant une loi normale d'espérance μ et d'écart-type σ, la plage de variation $[a_j, b_j]$ du facteur j, équivaut à $[\mu_j - 2\sigma_j, \mu_j + 2\sigma_j]$. De cette manière, plus de 95 % des valeurs de la distribution sont contenues dans la plage de variation.
- Pour les facteurs continus suivant une distribution uniforme, la page de variation $[a_j, b_j]$ du facteur j correspond aux bornes de la distribution uniforme.
- Pour les variables catégorielles, c'est-à-dire les facteurs discrets et non ordonnés, l'incertitude est caractérisée, dans tous les cas, par les différentes valeurs pouvant être prises par la variable. Nous considérons que toutes les valeurs sont équiprobables. Dans ce chapitre étude, les variables catégorielles n'ont que deux valeurs.

Les incertitudes sont présentées comme des variations relatives (l'indice « r » est alors ajouté au niveau de la loi de distribution) ou absolue autour d'une valeur de référence.

Tableau 3-2 : Facteurs incertains et distributions de probabilité considérés. N = loi normale, U = loi uniforme et C = variable catégorielle, r = variation relative, min et max les troncatures inférieures et supérieures

Facteurs incertains			Valeur de référence	Distribution de probabilité	Unité
Incertitude sur les paramètres	Enveloppe	Épaisseur d'isolant dans les murs	20 cm	N (μ =20 ; σ=0,25 ; min=19 ; max=21)	cm
		Épaisseur de béton dans les murs	15 cm	N (μ =15 ; σ=0,25 ; min=14 ; max=16)	cm
		Résistance thermique des fenêtres U	1,27 à 1,45 W/m²/K en fonction de la fenêtre	N_r (μ =0 ; σ=2,5 ; min=-30 ; max=30)	%
		Facteur solaire des fenêtres Sw	0,6 pour les doubles et 0,45 pour les triples vitrages	N_r (μ =0 ; σ=2,5 ; min=-30 ; max=30)	%
		Ponts thermiques	Valeurs de la RT 2012	N_r (μ =0 ; σ=25 ; min=-75 ; max=75)	%
		Surplus de matériaux (chantier)	5 %	N (μ =5 ; σ =3 ; min=0 ; max=15)	%
	Durée de vie	Durée de vie des fenêtres	35 ans	N (μ =35 ; σ =12 ; min=5 ; max=100)	ans
		Durée de vie des revêtements	22 ans	N (μ 22 ; σ =7 ; min=5 ; max=200)	ans
	Site	Albédo	0,35	Ur (a=-15 ; b=15)	%
		Distance de transport usines-site	75 km	N (μ =75 ; σ =30 ; min=0 ; max=200)	km
		Distance de transport site-décharge	25 km	N (μ =25 ; σ =10 ; min=0 ; max=100)	km
		Efficacité du réseau d'eau	74 %	N (μ =74 ; σ =13 ; min=37 ; max=100)	%
Incertitude sur le modèle		Mix de production d'électricité	-	C [annuel ; horaire]	-
Incertitude liées au choix		Durée de vie du bâtiment	80 ans	N (μ =80 ; σ =20 ; min=40 ; max=500)	ans
Variabilité temporelle	Climat	Température extérieure	Fichier météo Macon RT 2012 ($DJ_{18=}$ 2022)	N_r (μ=0 ; σ=0,25 ; min=-3 ; max=3)	°C
		Rayonnement global horizontal		N_r (μ =0 ; σ =5 ; min=-20 ; max=20)	%
	Scénario	Consigne de température	Scénarios moyens pour une maison de quatre pièces principales (Vorger, 2014)	N_r (μ =0 ; σ=0,25 ; min= -3 ; max=3)	°C
		Nombre d'occupants		N_r (μ =0 ; σ =5 ; min=-60 ; max=60)	%
		Apports internes (équipements)		N_r (μ =0 ; σ =5 ; min=-75 ; max=75)	%
		Débit de ventilation	(Munaretto, 2014)	N_r (μ =0 ; σ =5 ; min=-30 ; max=30)	%
	Choix	Horizon temporal (GIEC)	-	C [20 ans ; 500 ans]	-
Variabilité entre la source et l'objet		Type de béton	-	C [léger ; lourd]	-

Incertitude sur les paramètres

Les caractéristiques de la maison IBB étant bien connues et documentées, une incertitude faible a été prise en compte pour les épaisseurs de matériaux et les propriétés des menuiseries, comme cela est envisagé dans Munaretto (2014). Bien que les ponts thermiques soient également bien décrits dans la documentation associée à la maison IBB, une incertitude importante a été retenue pour représenter la diversité des valeurs rencontrées dans la littérature (CSTB, 2012 ; Munaretto, 2014), pour une configuration de pont thermique donnée.

Le surplus de matériau correspond au taux de chute moyen des produits lors de la construction du bâtiment. L'incertitude sur ce paramètre a été déterminée à partir d'une étude des valeurs de surplus pris en compte dans de la base de données environnementale INIES (2015) pour des gammes de matériaux équivalent à ceux rencontrés dans la maison INCAS.

Les incertitudes sur durées de vie de certains composants du bâtiment : fenêtres et revêtements, sont prises en compte. Les données sont issues de la base de données INIES pour les produits correspondants.

Comme Spitz (2012) et Munaretto (2014), nous avons retenu une valeur de 0,35 pour l'albédo, avec une variation de +/- 15 % autour de la valeur de référence comme Munaretto (2014). Cette valeur, mesurée sur site, diffère de la valeur par défaut de 0,2 généralement considérée.

Les incertitudes sur les distances de transport ont été dérivées de plusieurs rapports et sources disponibles dans la littérature (CETE Sud-Ouest et al., 2002 ; Frischknecht et al., 2007a ; CETE Lyon et al., 2013 ; ADEME, 2014 ; Heeren et al., 2015). La distribution de probabilité pour le rendement du réseau d'eau est issue de données de l'observatoire national des services d'eau et d'assainissement[58]. L'année 2009 étant la plus représentative concernant la mise à disposition de données par les services d'eau potable, c'est celle qui a été utilisée pour créer la distribution de probabilité.

Incertitude sur le modèle

Une variable catégorielle permet de représenter les deux approches méthodologiques possibles pour le mix de production d'électricité. D'une part, un mix fixe sur l'année est considéré pour refléter la pratique courante en ACV (Roux et al., 2016a). D'autre part, un mix variant au pas de temps horaire, issu des travaux de Herfray (2011), est utilisé afin de mieux refléter l'effet de la variation au cours de l'année de la consommation et de la production d'électricité, comme cela est discuté au chapitre 2. Les variations entre le mix moyen annuel et le mix horaire sont illustrés par la figure 3-4, dans laquelle les parts de chaque technologie dans le mix annuel sont représentées par les barres bleues, tandis que les parts minimales et maximales de ces technologies dans le mix horaire sont représentées par les extrémités des barres d'incertitudes rouges.

[58] http://www.services.eaufrance.fr/base/telechargement

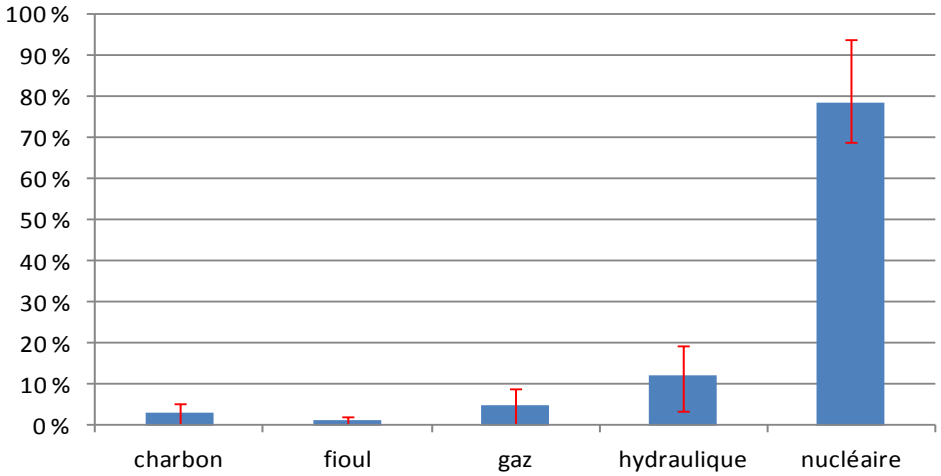


Figure 3-4. Variations entre un mix annuel et un mix horaire

Ces deux mix se répètent à l'identique toutes les années du cycle de vie. Aucune incertitude sur l'évolution du mix de production d'électricité n'est intégrée.

Incertitude liée au choix

Dans les études d'ACV du bâtiment, une grande dispersion est généralement observée sur la durée de vie des bâtiments[59] (Erlandsson et Borg, 2003b ; Sharma et al., 2011 ; Peuportier et al., 2013b ; Cabeza et al., 2014 ; Hoxha et al., 2014 ; Heeren et al., 2015). Pour refléter celle-ci, une forte incertitude a été considérée sur ce facteur définissant l'unité fonctionnelle.

Variabilité temporelle

Dans ce chapitre, nous modélisons la variabilité du climat de manière simplifiée en appliquant une variation constante sur tous les pas de temps, aux séries temporelles (température extérieure et rayonnement global horizontal) du fichier météorologique de Mâcon, issu de la RT 2012. Comme cela a été discuté au chapitre 2, cette approche est utilisée en première approximation et elle ne permet pas de refléter correctement la variabilité du climat. Une approche plus réaliste sera utilisée dans les chapitres suivants.

Il en va de même pour l'occupation où nous utilisons dans un premier temps une approche simplifiée pour refléter la variabilité. Des variations constantes pour tous les pas de temps sont appliquées aux séries temporelles moyennes (température de consigne, apports internes liés au équipements et nombre d'occupants), présentées au chapitre 2, pour l'occupation d'une maison

[59] Nous considérons ici la durée de vie des bâtiments (parfois appelée vie en service), c'est-à-dire qui correspond au temps pendant lequel le bâtiment est utilisé lorsqu'on considère son cycle de vie complet. La durée d'étude, c'est-à-dire la durée pendant laquelle le bâtiment est étudié, n'est pas considérée ici. La durée d'étude peut-être différente de la durée de vie. Certaines études qui considèrent comme trop incertains les procédés agissant sur le système bâti au bout de quelques années, utilisent par exemple une durée d'étude inférieure à la durée de vie du bâtiment (Verbeeck et Hens, 2007).

possédant quatre pièces principales. Le générateur de scénario d'occupation de Vorger (2014), décrit dans le chapitre 2 sera utilisé par la suite pour mieux représenter la variabilité de l'occupation.

Les incertitudes sur le débit d'air soufflé (110 m^3/h) sont plus importantes que celles considérées par exemple pour l'enveloppe de la maison IBB. Cela permet de refléter l'écart entre les débits de soufflage nominaux de la VMC et ceux réellement observés, comme indiqué dans Munaretto (2014).

Finalement, une variable catégorielle concernant le choix de l'horizon temporel pour l'indicateur de changement climatique est pris en compte. Dans cette première étude, nous ne retenons que deux valeurs possibles, autour de la valeur de 100 ans souvent prise comme référence pour ce facteur : un horizon de 20 ans et un horizon de 500 ans (Solomon, 2007). L'effet de serre dépendant de la vitesse de dégradation des gaz, l'horizon temporel retenu fait varier les résultats. Cet horizon reflète également des considérations à court terme (urgence climatique) et à long terme (préservation du climat pour les générations futures).

Variabilité entre individus

Afin de représenter l'écart entre les compositions de matériaux réellement utilisées dans le bâtiment et les compositions des matériaux telles qu'elles sont décrites dans l'inventaire, une variable catégorielle a été introduite. Elle représente l'incertitude sur les données d'inventaire pour le béton. Nous choisissons de ne retenir que deux valeurs pour cette variable catégorielle : des données environnementales pour un béton lourd et un béton léger, issus d'ecoinvent (Frischknecht et al., 2007a).

3.5. Présentation des résultats et discussion

3.5.1. *Résultats des méthodes d'AS*

Les résultats des six méthodes d'AS, appliquées à la maison IBB sur laquelle un jeu de 22 facteurs incertains est pris en compte, sont obtenus en utilisant un ordinateur de bureau performant (Dell Precision T3600), disposant d'un processeur Intel Core i7 (2.8 GHz) de six cœurs et de 16 Go de mémoire. Nous présentons en détail les résultats obtenus avec la méthode de référence (indices de Sobol), puis les résultats comparatifs. Les résultats détaillés des autres méthodes sont présentés en Annexe L et sont synthétisés dans la suite.

3.5.1.1. Résultats pour la méthode de référence

Afin de calculer les indices des Sobol, deux matrices, A et B, de taille $N_S \times K$ doivent être générées. Pour cela, nous utilisons un échantillonnage par hypercube latin, ce qui permet une convergence plus rapide qu'avec la méthode de Monte Carlo.

Les intervalles de confiance à 95 % sur les indices de sensibilité ont été évalués en réalisant un *bootstrap* avec 100 répliques pour plusieurs tailles d'échantillons ($N_S = 100$ à $N_S = 5000$). Ces calculs ont nécessité de 2400 à 120 000 simulations, soit un temps de calcul de 3 h40min à 180 h. Les résultats sont présentés dans les figure 3-5 et figure 3-7 pour l'indicateur de changement climatique.

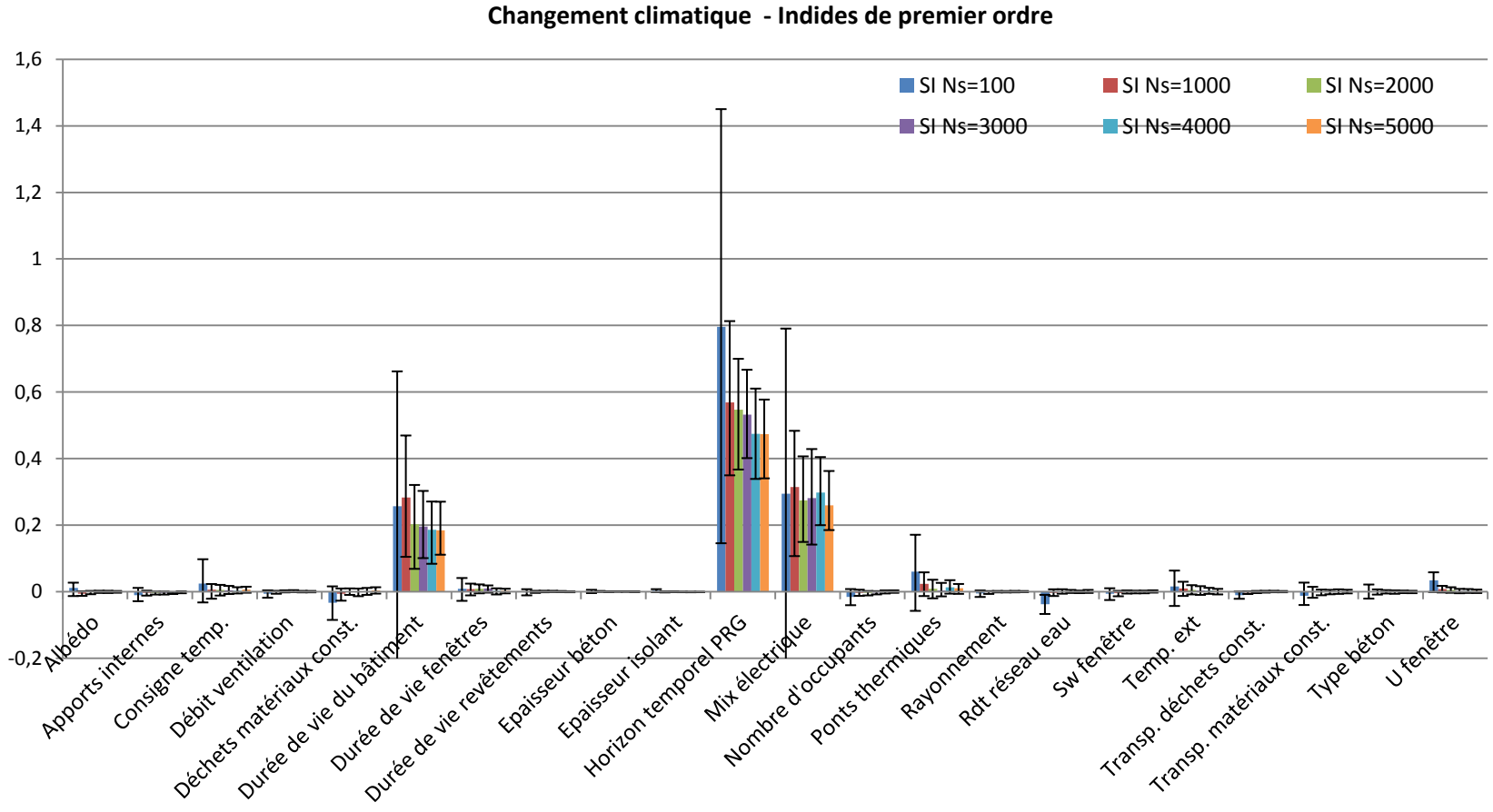


Figure 3-5. Intervalles de confiance à 95 % calculés par* bootstrap *sur les indices de sensibilité de premier ordre pour l'indicateur de changement climatique

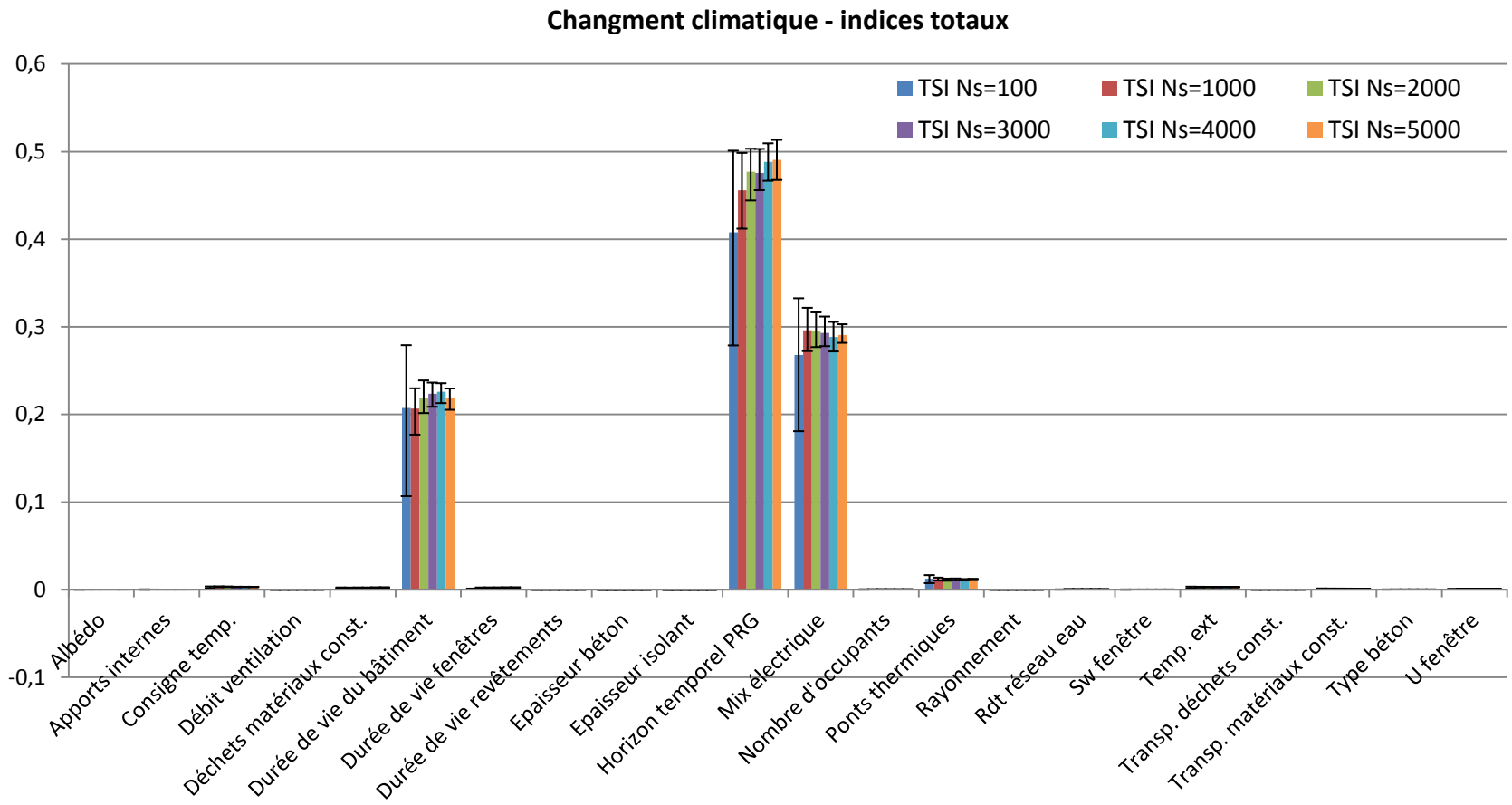


Figure 3-6. Intervalles de confiance à 95 % calculés par bootstrap sur les indices de sensibilité totaux pour l'indicateur de changement climatique

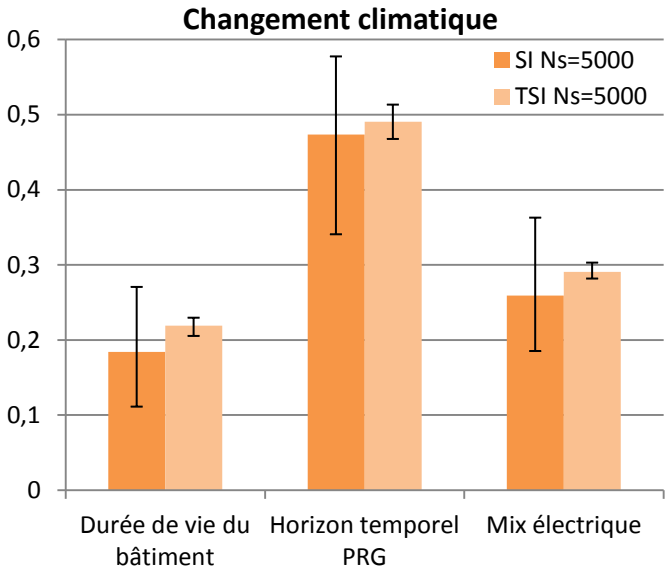


Figure 3-7. Intervalles de confiance à 95 % pour les indices de sensibilité de premier ordre (SI) et totaux (TSI) pour l'indicateur de changement climatique

Les intervalles de confiances à 95 % sont réduits avec l'augmentation de la taille de l'échantillon pour les indices de premier ordre et totaux. Les indices totaux se stabilisent à partir d'une taille d'échantillon de 2000. Cependant, même pour une taille d'échantillon de 5000, les indices de premier ordre n'ont pas convergés, comme en témoigne la taille importante de la barre d'incertitude. Des résultats similaires sont observés pour les autres indicateurs environnementaux. Le coefficient de variance (ratio entre l'écart-type et l'espérance) sur les indices de Sobol totaux est inférieur à 10 % pour les facteurs contribuant à plus de 1 % de la variance pour tous les indicateurs environnementaux à partir de $N_S = 3000$. Ce n'est toutefois pas le cas pour les indices de premier ordre, même à $N_S = 5000$. Pour autant, nous n'avons pas étudié de taille d'échantillon supérieure à $N_S = 5000$ qui aurait nécessité un temps de calcul considérable. À $N_S = 5000$, la comparaison des indices de premier ordre et totaux sur l'indicateur de changement climatique montre des valeurs proches, indiquant de faibles effets d'interactions. Ces résultats quant à la présence d'interactions sont à prendre avec précaution du fait de la non-convergence des indices de premier ordre. Notons toutefois que d'une part, la somme des indices totaux n'est que très légèrement supérieure à 1, ce qui va dans le sens d'effets d'interactions faibles et que d'autre part, les résultats de la méthode de Morris, présentés en annexe, tendent à montrer que les effets non-linéaires ou d'interactions sont faibles. Les valeurs d'indices sont également proches pour les autres indicateurs environnementaux, bien que les indices de premier ordre soient supérieurs aux indices totaux pour quelques-uns des facteurs les plus influents pour l'énergie primaire consommée. Cela illustre à nouveau la non-convergence des indices de premier ordre (en effet, il est théoriquement impossible que les indices de premier ordre soient supérieurs aux totaux pour un facteur donné).

Puisque cette méthode nous sert de référence pour la comparaison, les résultats présentés dans la suite se baseront sur un échantillon de $N_S = 5000$ de manière à avoir des résultats plus précis (bien qu'une valeur $N_S = 1000$ donne des résultats satisfaisant pour les indices totaux). D'autre part, nous considérerons les indices totaux car ils semblent plus stables.

Afin d'avoir un aperçu global des résultats, nous présentons l'influence relative dans la figure 3-8, pour tous les indicateurs environnementaux. L'influence relative est ici définie comme le rapport entre l'indice de sensibilité total d'un facteur et la somme des indices totaux de tous les facteurs.

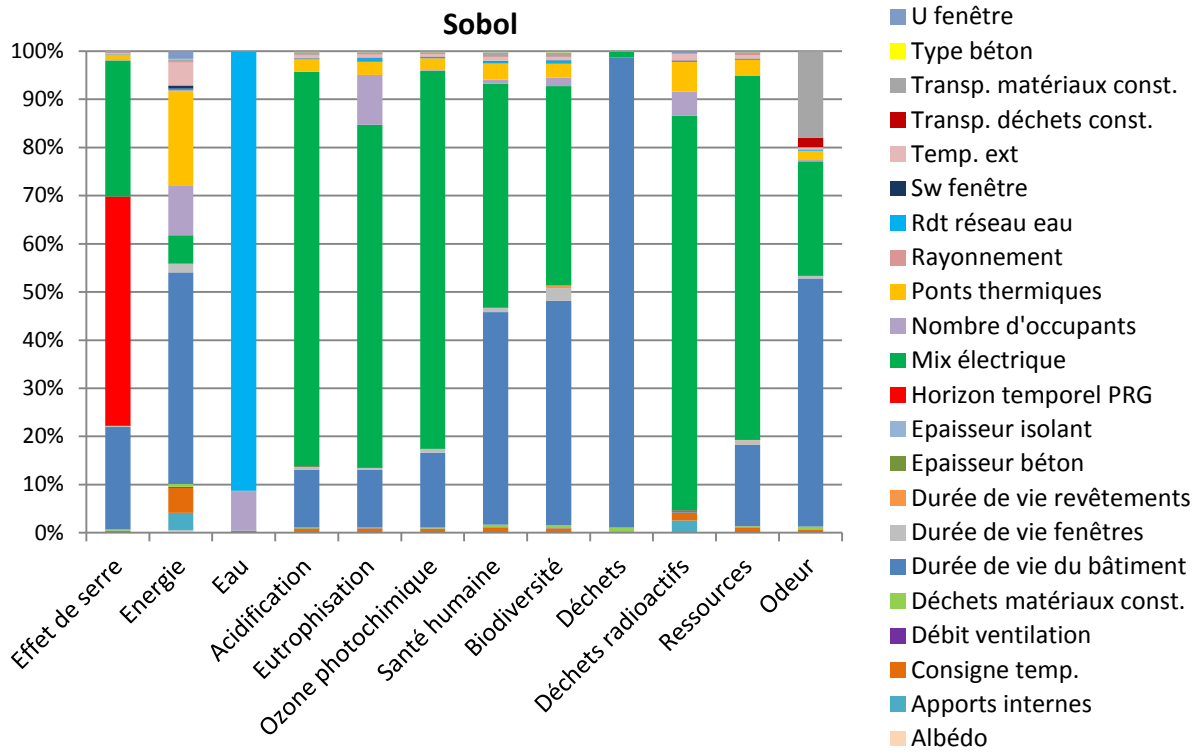


Figure 3-8. Influence relative des facteurs incertains avec la méthode de Sobol

La variabilité du modèle est majoritairement expliquée par le mix de production d'électricité et par la durée de vie du bâtiment pour la plupart des indicateurs environnementaux. Pour l'effet de serre et la consommation d'eau, la plus grande part de la variance est liée respectivement au choix de la méthode d'évaluation des impacts et au rendement du réseau d'eau.

Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de la variance est présenté dans le tableau 3-3 pour l'ensemble des indicateurs. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence. Pour l'ensemble des indicateurs, 10 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (tableau 3-4).

Tableau 3-3 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence, pour Sobol

Changement climatique		Énergie		Eau	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Mix électrique	2	Ponts thermiques		
3	Durée de vie du bâtiment	3	Nombre d'occupants		
		4	Mix électrique		
		5	Consigne temp.		
		6	Temp. ext.		
		7	Apports internes		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique		
		3	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique
3	Nombre d'occupants			3	Transp. matériaux const.

Tableau 3-4 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour Sobol

Tous les indicateurs
Apports internes
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. matériaux const

Influence du choix des bornes

Les résultats présentés ci-avant sont le fruit d'un processus itératif, en particulier sur le choix des bornes de troncature choisies pour les facteurs. Dans une précédente itération, des troncatures physiques avaient été choisies pour caractériser les lois normales de certains facteurs au lieu de valeurs reflétant plus la réalité. Par exemple, la durée de vie d'un bâtiment peut être tronquée à 1 an en considérant une troncature physique puisque cette valeur ne peut pas être négative. Il est aussi possible de dire qu'en pratique, un bâtiment est conçu pour durer au moins 40 ans. Les résultats obtenus avec la méthode de Sobol sous ces deux hypothèses sont illustrées à la figure 3-9 pour $N_S = 5000$ et gardant la même espérance et le même écart-type pour la distribution.

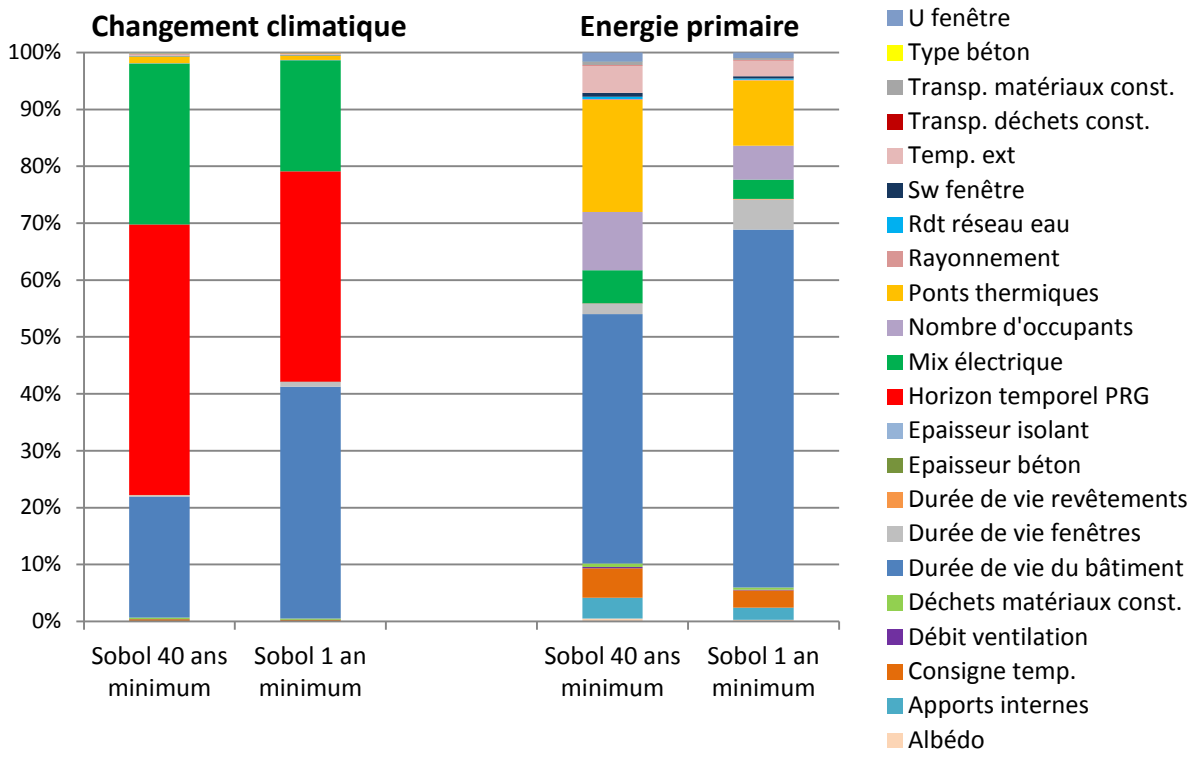


Figure 3-9. Comparaison de l'influence relative des facteurs incertains pour deux troncatures pour la valeur inférieure de la durée de vie

Avec une troncature d'un an, l'influence relative pour la durée de vie du bâtiment est plus importante. De plus, une étude sur les intervalles de confiance obtenus par *bootstrap* a montré que pour $N_S = 5000$, avec la troncature physique pour la durée de vie, la convergence n'est pas atteinte pour les indices de Sobol totaux qui présentent un intervalle de confiance très large pour tous les indicateurs les plus influents.

Ces écarts importants sont liés au fait que nous calculons des impacts par an. Ainsi pour des durées de vie très faibles, les impacts liés aux matériaux (phases de construction, rénovation et fin de vie) influencent très largement les résultats. Comme ces événements sont très peu fréquents vu l'espérance et l'écart-type considérés, la convergence est difficile à atteindre.

Cet exemple illustre l'importance de choix de la caractérisation de l'incertitude sur les facteurs. Dans la suite, nous considérons des valeurs réalistes pour les bornes de troncature.

3.5.1.2. Comparaison des résultats

Les résultats des six méthodes d'AS ont été présentés séparément dans le paragraphe précédent et en Annexe L. Nous allons maintenant les comparer.

Les temps de calcul mis en jeu dépendent des hypothèses prises concernant les nombres de répétitions, tailles d'échantillon ou encore valeur du paramètre d'espace. Ces hypothèses sont résumées dans le tableau 3-5. Les temps de calcul sont présentés dans la figure 3-10.

Tableau 3-5 : Hypothèses sur les méthodes

Méthode	Nombre de répétitions	Taille d'échantillon	Paramètre d'espace	Nombre de simulations du modèle
MMSA	-	-	-	42
Plackett et Burman (PB)	20	-	-	480
Morris	50	-	-	1150
SRC²	-	2000 (échantillonnage aléatoire)	-	2000
Polynômes locaux (PL)	-	500 (séquences de Sobol)	Obtenu par GVC	500
	-	1000 (séquences de Sobol)	Valeur par défaut (0,75)	1000
Sobol	-	5000 (échantillonnage par hypercube latin aléatoire)	-	120000

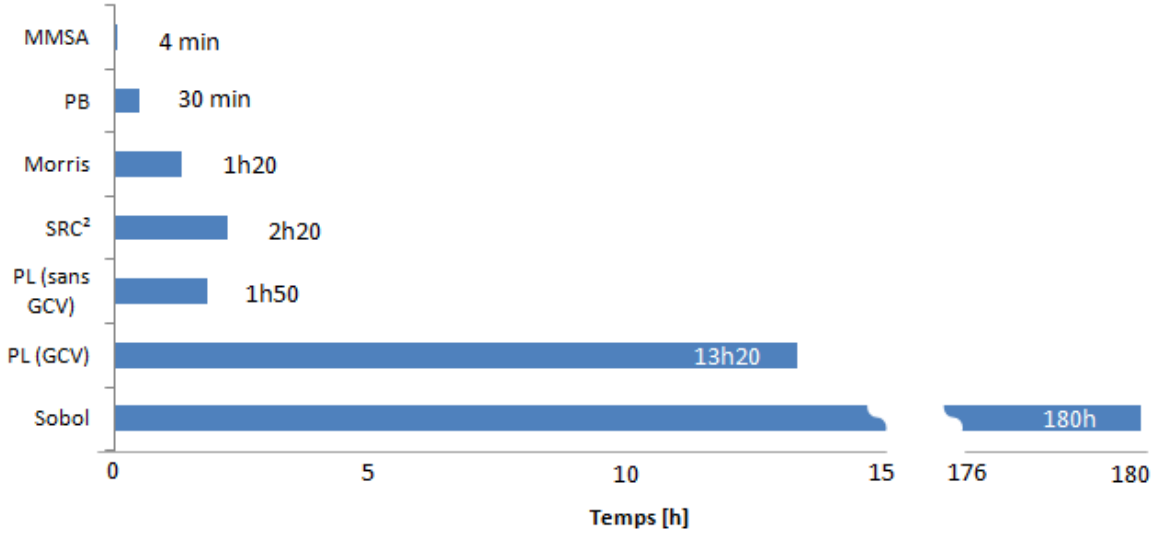


Figure 3-10. Comparaison des temps de calcul des six méthodes d'AS

Si seuls les temps de calcul étaient pris en compte, le choix se porterait vers la méthode MMSA. Afin de comparer la précision des méthodes, les résultats des influences relatives des facteurs pour les six méthodes sont présentés dans la figure 3-11 pour deux indicateurs environnementaux.

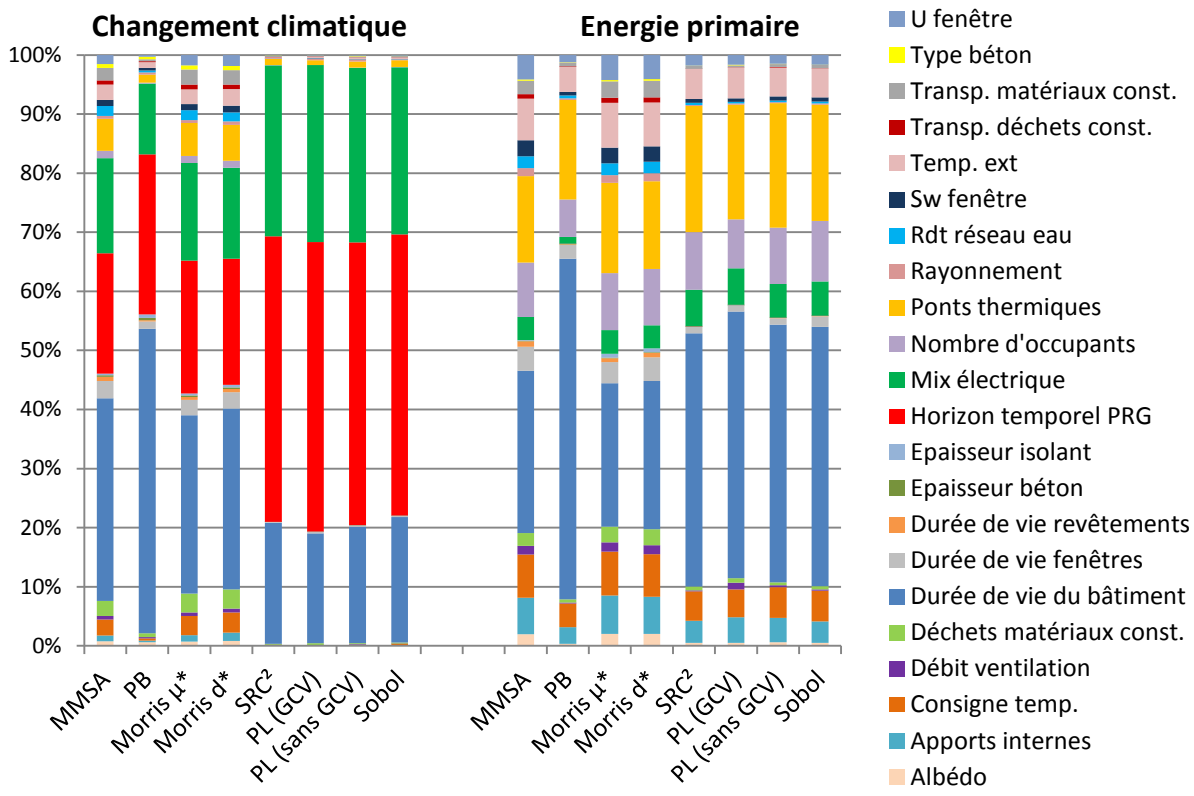


Figure 3-11. Comparaison de l'influence relative des facteurs incertains pour les six méthodes d'AS

Les facteurs incertains identifiés par la méthode de référence (Sobol), sont également identifiés par les autres méthodes. Cependant, leur influence relative peut varier, comme nous pouvons l'observer dans la figure 3-11 pour deux indicateurs (changement climatique et énergie primaire) et en Annexe L pour les autres indicateurs. Ces différences dans l'influence accordée à chaque facteur peuvent induire des remises en question du classement des facteurs incertains. C'est le cas, par exemple, pour l'indicateur de changement climatique pour lequel l'horizon temporel est le facteur le plus influent pour les méthodes globales alors que ce facteur est classé après la durée de vie du bâtiment pour les méthodes de criblage. Dans notre cas, les trois méthodes globales donnent des résultats très proches en terme d'influence relative des facteurs.

Afin d'identifier un jeu de facteurs influents pertinent, les facteurs permettant d'expliquer 90 % de la variance sur au moins un indicateur sont retenus. Ces facteurs sont présentés dans le tableau 3-6 pour les six méthodes d'AS. Dans ce tableau, les facteurs identifiés par la méthode de Sobol sont indiqués en vert. Ils sont indiqués en rouge lorsqu'ils sont identifiés par une autre méthode, mais pas par celle de Sobol.

En fonction des méthodes 9 à 16 facteurs sur les 22 considérés doivent être retenus. Pour la méthode de référence, Sobol, 10 facteurs sont retenus. Tous les facteurs identifiés avec la méthode de Sobol le sont aussi par les autres méthodes, à part pour SRC² pour laquelle les apports internes ne

sont pas identifiés sur l'indicateur d'énergie primaire consommée (voir Annexe L) et ne se retrouvent pas dans le jeu global.

Dans cet exemple, avec l'utilisation de méthodes de criblage, aucun facteur influent n'est oublié. Au contraire, ces méthodes sélectionnent un plus grand nombre de facteurs que la méthode de référence : 16 facteurs pour MMSA et Morris et 12 facteurs pour PB. Si les résultats de cette étude sont utilisés en amont d'une autre étude (ACV déterministe, AS plus détaillée, AI), les caractéristiques de ces facteurs particulièrement influents devront être décrits plus précisément. Cela conduit à consacrer plus de temps pour la collecte des données si un grand nombre de facteurs est influent. Un compromis doit donc être trouvé entre le temps que passe le praticien d'ACV à collecter les données et le temps de calcul engendré par l'utilisation de méthodes plus précises.

Tableau 3-6 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour au moins un indicateur

	MMSA	**PB**	**Morris (μ* et d*)**	**SRC²**	**PL (GCV)**	**Sobol**
Albédo						
Apports internes	✓	✓	✓		✓	✓
Consigne temp.	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Débit ventilation						
Déchets matériaux const.	✓		✓			
Durée de vie du bâtiment	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Durée de vie fenêtres	✓	✓	✓			
Durée de vie revêtements	✓		✓			
Épaisseur béton						
Épaisseur isolant						
Horizon temporel PRG	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Mix électrique	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Nombre d'occupants	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Ponts thermiques	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Rayonnement						
Rdt réseau eau	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Sw fenêtre	✓		✓			
Temp. ext	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Transp. déchets const.	✓	✓	✓			
Transp. matériaux const.	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Type béton						
U fenêtre	✓		✓			
Nombre de facteurs	16	12	16	9	10	10
Temps de calcul	4 min	30 min	1h20	2h20	13h20	180h

Le classement des facteurs en fonction de leur influence, observé pour chaque indicateur et chaque méthode est comparé à celui de la méthode de référence (Annexe L). Pour les méthodes de criblages, les inversions de classement sur les facteurs communs sont plus fréquentes pour SRC² ou PL et concernent près de la moitié des indicateurs. Deux inversions de classement sont observées entre Sobol et SRC² pour les facteurs communs (pour l'énergie et l'eutrophisation) et un facteur identifié par Sobol ne l'est pas par SRC² sur l'énergie. Entre Sobol et la méthode de lissage, trois

inversions de classement sont observées (sur l'énergie, l'eutrophisation et la santé) et pour l'indicateur de biodiversité, PL sélectionne un facteur en moins.

Notons que des rapprochements entre les méthodes peuvent être observés. Les résultats donnés par les méthodes globales, par la méthode de lissage et par PB sont relativement proches, pour la plupart des indicateurs. De même, pour MMSA, les résultats se rapprochent plus de ceux du criblage de Morris.

Enfin, la comparaison des indices de premier ordre et totaux, pour la méthode de Sobol (§ 3.5.1.1), ainsi que le calcul du R^2 (en Annexe L), ont montré que le modèle présente peu d'interactions et est proche de la linéarité. Cela peut s'expliquer par les faibles plages de variations et les troncatures considérées pour les facteurs induisant des non-linéarités.

3.5.2. *Étude de l'origine des écarts*

Les écarts constatés entre les résultats des six méthodes d'analyse de sensibilité peuvent s'expliquer par la nature des méthodes employées. D'abord, les interactions et les non-linéarités sont quantifiées avec les méthodes de Morris et Sobol, mais pas avec les quatre autres méthodes. En effet, pour MMSA les valeurs des facteurs sont modifiées indépendamment les unes des autres, en suivant un OAT ; pour PB et SRC², le modèle est supposé linéaire ; pour la méthode de lissage, nous nous intéressons aux indices de 1er ordre et n'étudions pas les effets d'interaction. Ensuite, la manière de quantifier les incertitudes diffère. Des effets sont calculés avec MMSA et Morris où l'on s'intéresse à l'écart entre les valeurs des sorties, alors que des variances sont calculées avec les quatre autres méthodes. De plus, dans les méthodes de criblage, le nombre de niveaux n'est pas toujours le même : deux niveaux sont utilisés pour MMSA et Plackett et Burman alors que 6 sont retenus pour la méthode de Morris. Enfin, dans les méthodes de criblage, aucune zone de l'espace de variation des facteurs n'est préférée. Cela revient à faire une hypothèse de distribution uniforme pour tous les facteurs, alors que des distributions normales ont été utilisées pour la plupart des facteurs dans les méthodes globales. Les différences observées sont récapitulées dans le tableau 3-7.

Tableau 3-7 : Étude des différences entre les méthodes d'AS

	Interactions et non-linéarités	Quantification de l'incertitude	Niveaux	Distribution sous jacente
MMSA	✘	Effet	2	Uniforme
PB	✘	Variance	2	Uniforme
Morris	✓	Effet	6	Uniforme
SRC²	✘	Variance	∞	Normale
PL	✘	Variance	∞	Normale
Sobol	✓	Variance	∞	Normale

Afin d'améliorer la capacité des méthodes à identifier précisément un jeu de facteurs influents dans un temps de calcul réduit, nous proposons d'adapter les méthodes de Plackett et Burman et de Morris, respectivement en augmentant le nombre de niveaux pris en compte et en calculant une variance à la place d'un effet. De plus, des distributions uniformes seront utilisées pour tous les facteurs pour les méthodes globales afin d'harmoniser les approches. Aucune adaptation n'est réalisée en ce qui concerne les interactions et non-linéarités qui sont faibles dans notre cas (peu d'écart entre les indices de sensibilité de premier ordre et totaux donnés par la méthode de Sobol – figure 3-7 – et R^2 supérieur à 0,90 pour tous les indicateurs – Annexe L). Il faut noter que cette propriété de linéarité est *a priori* valable pour des calculs d'incertitude où les intervalles de variation des facteurs restent limités. Ce ne serait peut-être plus le cas pour un problème d'optimisation en conception.

3.5.3. *Adaptation des méthodes*

3.5.3.1. Plan d'expérience de Plackett et Burman

Le nombre de niveaux de discrétisation choisi peut avoir une influence sur la précision des résultats obtenus. Plus le pas de discrétisation est fin, plus les résultats obtenus sont précis, mais cela implique de réaliser un plus grand nombre de simulations pour mieux explorer l'espace.

Pour PB, seuls deux niveaux sont initialement considérés. Il s'agit des extrémités des plages de variation pour chaque facteur. En conséquence, l'espace de variation des facteurs incertains n'est pas pleinement exploré. Pour remédier à cela, une modification a été apportée à cette méthode pour assurer une meilleure exploration des plages de variations. Nous avons choisi de discrétiser l'espace uniformément en six niveaux, comme cela est fait pour le criblage de Morris. Dans les matrices de Hadamard, seuls deux niveaux peuvent être considérés : un niveau pour la valeur -1 et un autre pour la valeur 1. À partir des six niveaux, trois couples de deux niveaux, notés A, B et C sont alors définis. Pour chaque couple, les deux niveaux sont séparés par une distance qui correspond au saut δ du criblage de Morris. La figure 3-12 reprend la construction des couples de niveaux.

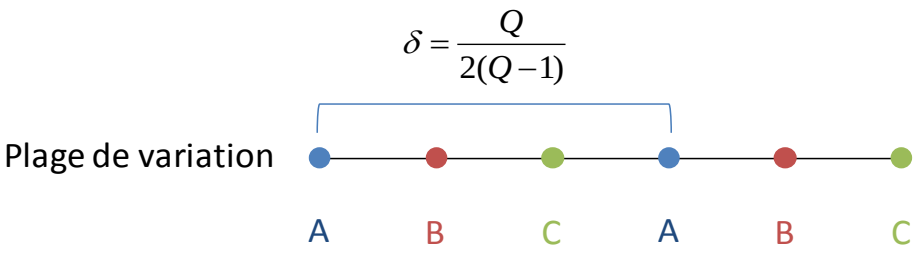


Figure 3-12. Couples de niveaux pour l'adaptation de PB

Ensuite, pour chaque facteur, les couples de niveaux sont tirés aléatoirement. Des répétitions du plan d'expérience sont réalisés à la fois pour s'affranchir des confusions d'effet et pour mieux explorer l'espace. Les résultats détaillés de cette adaptation sont présentés en Annexe L. Nous noterons cette adaptation PB-A (Plackett et Burman adapté).

3.5.3.2. Méthode de Morris

Nous avons cherché à calculer la contribution de la variance des facteurs à la variance totale avec la méthode Morris de manière à comparer les différentes méthodes sur une même base. Pour ce faire, il faut quantifier la variance associée à chaque facteur ainsi que la variance totale dans le criblage de Morris.

Afin de quantifier la variance associée à un facteur et ses interactions avec d'autres facteurs, nous avons repris l'idée de l'estimation des indices de sensibilité totaux de la méthode de Sobol. Il s'agit d'étudier la moyenne de la variance des sorties quand tous les facteurs sauf le i-ème sont fixés. La structure du plan d'expérience de Morris permet une telle estimation puisqu'à chaque répétition, les valeurs de tous les facteurs sont modifiées une à une. Lors du changement de niveau du facteur x_i, tous les facteurs sauf le i-ème sont fixes. À chaque répétition, lorsque la valeur d'un facteur change, une variance élémentaire EV_i^j est calculée à la place d'un effet élémentaire. Il s'agit du carré de la différence de valeur de la sortie avant et après le changement de la valeur du facteur i :

$$EV_i^j = \left(f\left(x_1^j, \dots, x_i^j + \delta x_i^j, \dots, x_K^j\right) - f\left(x_1^j, \dots, i, \dots, x_K^j\right)\right)^2 \quad \textbf{(3.35)}$$

Sur les r répétitions, la moyenne des variances élémentaires est calculée, cela permet de calculer $E[\mathrm{Var}(Y|x_{-i})]$ et d'avoir des informations sur l'importance d'un facteur et de ses interactions et effets non-linéaires.

Pour quantifier la variance totale du modèle, une option consiste à calculer la variance en ne considérant que les points de départ du plan d'expérience de Morris. Mais le but étant de réaliser un nombre limité de répétitions, le nombre de points disponible risque d'être trop faible. Une autre option consiste à réaliser une propagation d'incertitude. Mais cela implique de réaliser des calculs supplémentaires. Nous avons choisi de ne pas calculer la variance totale du modèle, la connaissance de la variance associée à chaque facteur pour tous les indicateurs nous permettant de déterminer l'influence relative de ces facteurs :

$$IR_i = \frac{\frac{1}{r}\sum_{j=1}^{r} EV_i^j}{\sum_i \frac{1}{r}\sum_{j=1}^{r} EV_i^j} \quad \textbf{(3.36)}$$

L'adaptation de la méthode de Morris est notée Morris-A et ses résultats sont présentés en Annexe L.

Des approches similaires, se basant sur le calcul du carré de dérivées sont étudiées (Kucherenko et al., 2009 ; Sobol et Kucherenko, 2009 ; Kucherenko et Iooss, 2014). L'objectif est d'aboutir à des mesures de la sensibilité fiables et estimables en un nombre limité de simulations en utilisant des dérivées (*derivate based global sensitivity measures*). Des équivalences sont alors étudiées entre les indices de Sobol totaux et les mesures basées sur les dérivées en cherchant des encadrements avec des indices de Sobol (Sobol et Kucherenko, 2009).

L'approche des mesures de la sensibilité globale basée sur les dérivées numériques constitue une extension de la méthode Morris qui permet de s'affranchir des niveaux et d'explorer tout l'espace en utilisant par exemple un échantillonnage basé sur des séquences de Sobol. Le classement des facteurs en fonction de leurs influences est identique à celui donné par la méthode de Sobol pour des fonctions proches de la linéarité mais peut dévier pour des fonctions fortement non linéaires.

3.5.3.3. MMSA

Pour cette méthode, aucune adaptation n'a été réalisée. En effet, la structure du plan d'expérience (un seul OAT) et le faible nombre de simulations ne sont pas compatibles avec un calcul de la variance.

3.5.3.4. Méthodes globales et de lissage

Afin de comparer les différentes méthodes avec les mêmes hypothèses, les résultats des méthodes globales ont été calculés à l'aide de distributions uniformes pour tous les facteurs. Les bornes des distributions uniformes correspondent à celles des plages de variation des trois méthodes de criblage. Les résultats de ces trois méthodes avec des distributions uniformes sont présentés en Annexe L.

Remarquons qu'une autre manière d'étudier l'effet du type de distribution aurait consisté à adapter les méthodes de Plackett et Burman et de Morris pour qu'elles utilisent les distributions réelles des facteurs incertains. Dans le cas de la méthode de Morris, Saltelli et al. (2008) proposent, en présence de distribution non-uniforme, de faire correspondre les niveaux aux quantiles de la distribution lors de l'échantillonnage. Toutefois, l'utilisation de loi uniforme pour tous les facteurs permet une réduction de l'effort de collecte de données en amont des analyses de sensibilité, lorsque les distributions ne sont pas connues : en effet, seules des bornes inférieures et supérieures pour les facteurs incertains sont à définir.

3.5.3.5. Résultats des méthodes adaptées

Les hypothèses prises en termes de nombre de répétitions, de taille d'échantillon et de paramètre d'espace sont rappelées dans le tableau 3-8. Les temps de calcul mis en jeu sont présentés dans la figure 3-13.

Tableau 3-8 : Hypothèses sur les méthodes

Méthode	Nombre de répétitions	Taille d'échantillon	Paramètre d'espace	Nombre de simulations du modèle
PB-A	50	-	-	1200
Morris-A	100	-	-	2300
SRC² uniforme	-	2000	-	2000
PL uniforme	-	1000	Valeur par défaut (0,75)	1000
Sobol uniforme	-	1000	-	24000

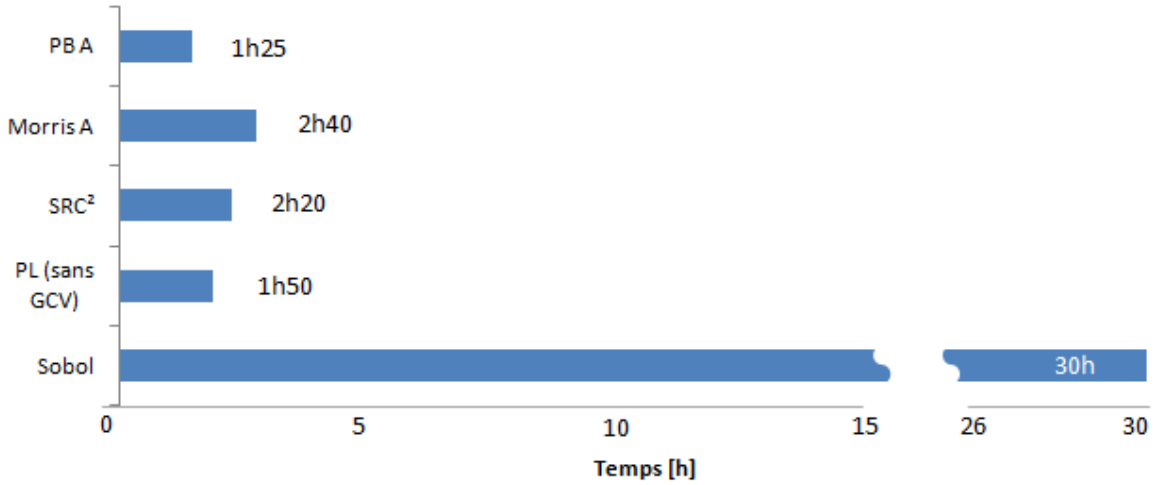


Figure 3-13. Comparaison des temps de calcul des méthodes adaptées

Les temps de calcul ont été limités pour Sobol (en calculant les indices totaux pour une taille d'échantillon de $N_S = 1000$) et pour la méthode de lissage (en utilisant une valeur par défaut pour le paramètre d'espace) afin d'obtenir les résultats plus rapidement. Les résultats de l'influence relative des facteurs pour les méthodes adaptées sont présentés dans la figure 3-14 pour deux indicateurs environnementaux.

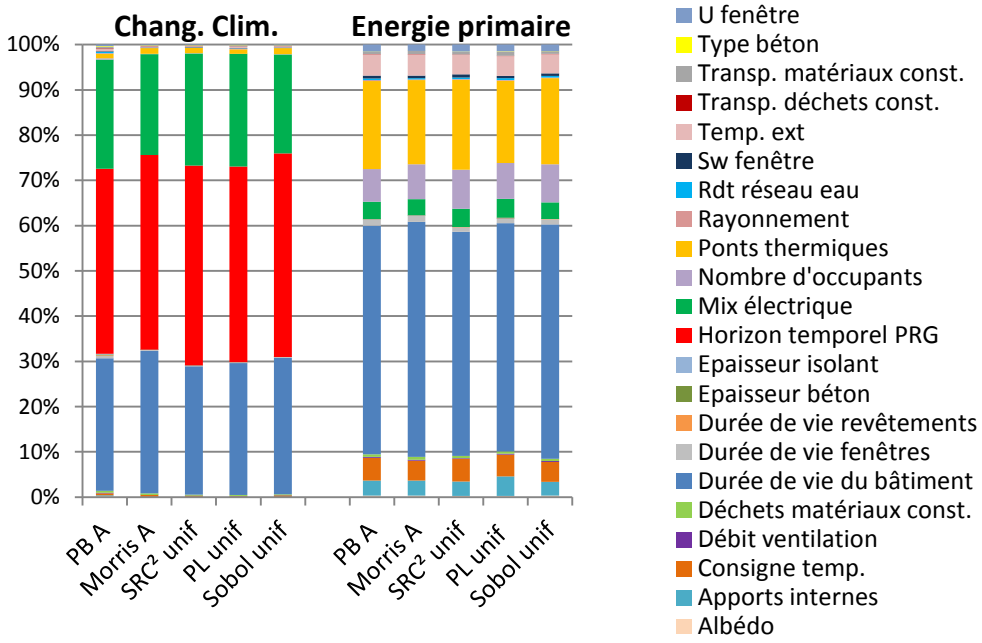


Figure 3-14. Comparaison de l'influence relative des facteurs incertains pour les méthodes adaptées

Les influences relatives données par les cinq méthodes sont plus proches après les adaptations. Les adaptations des méthodes de Morris et de Plackett et Burman ont contribué à fortement changer les résultats et permettent d'obtenir en un temps de calcul réduit des influences relatives proches de celles données par la méthode de Sobol. Pour les méthodes globales, le passage à des distributions uniformes pour tous les facteurs a eu pour effet de modifier les influences relatives et le classement des facteurs (par exemple, pour le changement climatique, la durée de vie du bâtiment est passée du troisième rang au second).

Les facteurs à retenir pour expliquer 90 % de la variance sur au moins un indicateur sont présentés dans le tableau 3-9 pour les méthodes adaptées. Les facteurs indiqués en verts sont ceux identifiés par Sobol, lorsque des lois uniformes sont considérées. Pour PB-A, les apports internes sont indiqués en orange pour rappeler que ce facteur (bien qu'il ne soit pas identifié par la méthode de Sobol avec les lois uniformes) était identifié par la méthode de Sobol avec les lois normales.

Tableau 3-9 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour au moins un indicateur

	PB-A	Morris-A	SRC² unif	PL unif	Sobol unif
Albédo					
Apports internes	✓				
Consigne temp.	✓	✓	✓	✓	✓
Débit ventilation					
Déchets matériaux const.					
Durée de vie du bâtiment	✓	✓	✓	✓	✓
Durée de vie fenêtres					
Durée de vie revêtements					
Épaisseur béton					
Épaisseur isolant					
Horizon temporel PRG	✓	✓	✓	✓	✓
Mix électrique	✓	✓	✓	✓	✓
Nombre d'occupants	✓	✓	✓	✓	✓
Ponts thermiques	✓	✓	✓	✓	✓
Rayonnement					
Rdt réseau eau	✓	✓	✓	✓	✓
Sw fenêtre					
Temp. ext	✓	✓	✓	✓	✓
Transp. déchets const.					
Transp. matériaux const.	✓	✓	✓	✓	✓
Type béton					
U fenêtre					
Nombre de facteurs	10	9	9	9	9

Quatre des méthodes adaptées sélectionnent le même jeu de neuf facteurs influents permettant d'expliquer 90 % de la variance. De plus, pour ces quatre méthodes, le classement des indicateurs dans l'ordre d'influence, étudié pour chaque indicateur séparément (voir Annexe L), est strictement le même. Pour PB-A, un 10ème facteur est identifié ; il s'agit des apports internes. Ce facteur est sélectionné en plus pour l'indicateur de production de déchets radioactifs (voir Annexe L). Malgré cela, le classement des facteurs influents est le même pour PB-A et les quatre autres méthodes sur les facteurs communs pour tous les indicateurs (voir Annexe L).

Avec les méthodes adaptées, il est possible d'identifier, en un temps de calcul réduit, les mêmes facteurs que ceux identifiés par la méthode de référence : Sobol. Les résultats obtenus sont assez précis en terme d'influence relative, le jeu de facteur influent est le même pour toutes les méthodes (sauf pour PB pour lequel un facteur supplémentaire et sélectionné). De plus, le classement des facteurs communs est le même pour toutes les méthodes.

3.5.4. *Cas d'application réel*

Dans un cas d'application réel, les distributions n'auraient pas été adaptées pour les méthodes globales. Nous présentons donc dans cette section les résultats en termes d'influence relative pour

PB-A et Morris-A (se basant sur des distributions uniformes) et pour les méthodes globales sans adaptations sur les distributions (figure 3-15 et tableau 3-10).

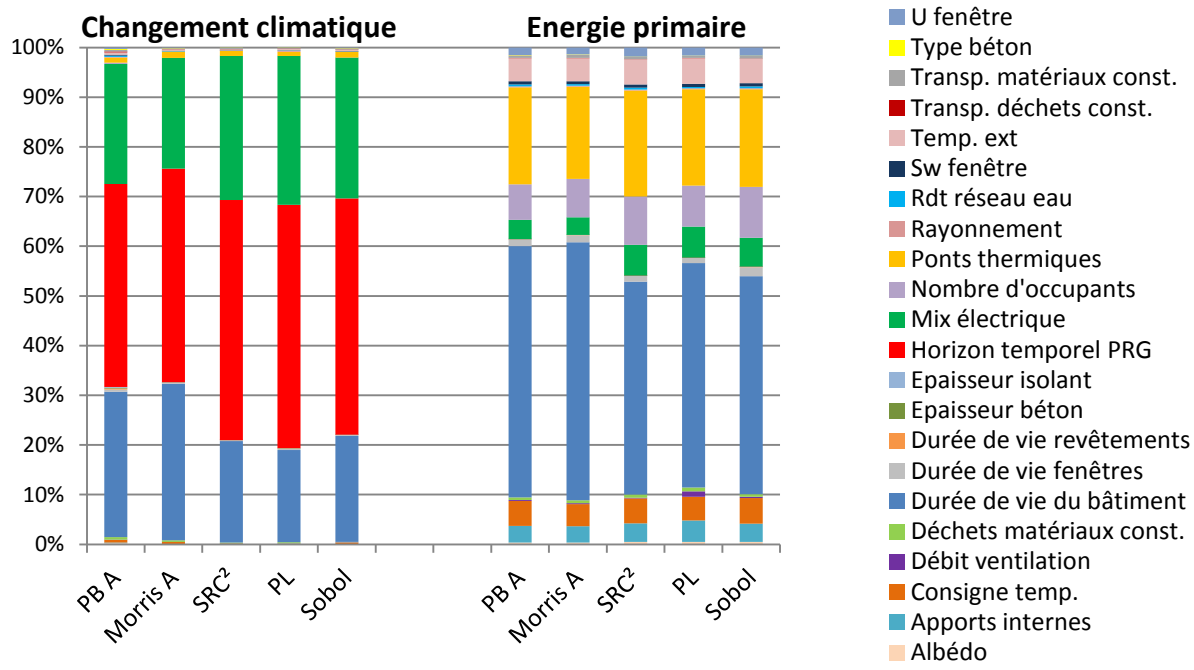


Figure 3-15. Comparaison de l'influence relative des facteurs incertains pour les méthodes adaptées dans un cas réel

Les résultats en termes d'influence relative ne sont pas aussi proches que le cas précédant avec l'adaptation sur les distributions. Cependant, les mêmes tendances sont observées. Cela est confirmé par l'étude du jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de la variance sur l'ensemble des indicateurs (tableau 3-10). Les facteurs identifiés par Sobol y ont indiqués en vert.

Tableau 3-10 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour au moins un indicateur

	PB-A	Morris-A	SRC²	PL (GCV)	Sobol
Albédo					
Apports internes	✓			✓	✓
Consigne temp.	✓	✓	✓	✓	✓
Débit ventilation					
Déchets matériaux const.					
Durée de vie du bâtiment	✓	✓	✓	✓	✓
Durée de vie fenêtres					
Durée de vie revêtements					
Épaisseur béton					
Épaisseur isolant					
Horizon temporel PRG	✓	✓	✓	✓	✓
Mix électrique	✓	✓	✓	✓	✓
Nombre d'occupants	✓	✓	✓	✓	✓
Ponts thermiques	✓	✓	✓	✓	✓
Rayonnement					
Rdt réseau eau	✓	✓	✓	✓	✓
Sw fenêtre					
Temp. ext	✓	✓	✓	✓	✓
Transp. déchets const.					
Transp. matériaux const.	✓	✓	✓	✓	✓
Type béton					
U fenêtre					
Nombre de facteurs	10	9	9	10	10
Temps de calcul	1h25	2h40	2h20	1h50	30h

PB-A, la méthode de lissage et Sobol identifient le même jeu de facteurs influents. Le classement des facteurs pour chaque indicateur peut toutefois varier d'une méthode à l'autre : des inversions de classement sont observées pour l'énergie consommée et l'eutrophisation. De plus, les apports internes sont sélectionnés sur l'énergie pour Sobol et PL, alors qu'ils sont sélectionnés sur les déchets radioactifs pour PB-A. Pour Morris A et SRC², un facteur en moins est sélectionné : il s'agit des apports internes. Pour les facteurs communs des inversions de classement sont aussi observées pour ces indicateurs.

Sur ce cas d'application réel, bien que le groupe de facteur influent varie légèrement entre les méthodes, et que quelques inversions de classement soient observées pour certains indicateurs, les résultats pour toutes les méthodes restent proches de ceux de Sobol. Il est donc possible d'utiliser les méthodes moins coûteuses en temps de calcul pour déterminer les facteurs pouvant être fixés à une valeur par défaut et ceux pour lesquels il est nécessaire de mieux connaître leurs valeurs.

3.5.5. *Étude de l'influence du niveau de variance*

L'effet du choix de la part de variance expliquée est exploré dans cette section en faisant varier ce niveau de variance de 80 % à 95 % avec un pas de 5 %. Le résultat, en terme de facteurs à retenir, se trouve dans le tableau 3-11 pour les méthodes de PB-A, Morris-A ainsi que les méthodes globales utilisant des distributions plus réalistes.

Tableau 3-11 : Facteurs incertains expliquant 80 à 95 % de l'influence pour au moins un indicateur

	PB-A	Morris-A	SRC²	PL	Sobol
Albédo					
Apports internes	90 %	95 %	95 %	90 %	90 %
Consigne temp.	80 %	80 %	90 %	85 %	80 %
Débit ventilation					
Déchets matériaux const.					
Durée de vie du bâtiment	80 %	80 %	80 %	80 %	80 %
Durée de vie fenêtres	95 %	95 %			95 %
Durée de vie revêtements					
Épaisseur béton					
Épaisseur isolant					
Horizon temporel PRG	80 %	80 %	80 %	80 %	80 %
Mix électrique	80 %	80 %	80 %	80 %	80 %
Nombre d'occupants	80 %	80 %	80 %	80 %	80 %
Ponts thermiques	80 %	80 %	80 %	80 %	80 %
Rayonnement					
Rdt réseau eau	80 %	80 %	80 %	80 %	80 %
Sw fenêtre					
Temp. ext	85 %	85 %	85 %	80 %	85 %
Transp. déchets const.	95 %	95 %	95 %		95 %
Transp. matériaux const.	80 %	80 %	80 %	80 %	80 %
Type béton					
U fenêtre	95 %		95 %	95 %	
Nombre de facteurs pour 80 %	8	8	7	8	8
Nombre de facteurs pour 85 %	9	9	8	9	9
Nombre de facteurs pour 90 %	10	9	9	10	10
Nombre de facteurs pour 95 %	13	12	12	13	12

Quel que soit le niveau de variance à expliquer, de petites variations sont toujours observées dans le nombre et le type de facteurs incertains à sélectionner. Par exemple, si on cherche à expliquer 80 % de la variance, PB-A, Morris-A et Sobol identifient le même jeu de 8 facteurs influents. SRC² identifie un facteur en moins : la consigne de température. La méthode de lissage sélectionne également 8 facteurs mais la température extérieure est identifiée à la place de la consigne de température. Cependant, pour un niveau de variance donné, la majorité des facteurs identifiés comme étant influents par la méthode de Sobol le sont aussi pour les autres méthodes. De plus, dans notre cas, la méthode PB-A montre de bonnes performances par rapport à la méthode de Sobol,

puisque, quel que soit le niveau de variance, les facteurs identifiés par Sobol le sont aussi par PB-A, et à 95 % seul un facteur supplémentaire est retenu (U fenêtre).

3.5.6. *Facteurs incertains identifiés*

Les facteurs incertains les plus influents identifiés dans le cadre de cette étude ont également été identifiés dans d'autres études. L'influence du mix de production d'électricité et de la durée de vie du bâtiment ont par exemple été identifiés par Heeren et al. (2015). Ces deux facteurs, qui ont une grande influence sur la plupart des indicateurs environnementaux sont des facteurs sur lesquels le concepteur n'a pas ou peu de levier d'action. Toutefois, l'objectif n'est pas ici d'identifier les paramètres de conception les plus influents, mais bien d'évaluer globalement les effets de nombreuses sources d'incertitudes sur les résultats d'ACV des bâtiments.

Notre étude a également mis en avant des facteurs tels que les ponts thermiques, la température de consigne ou la température extérieure, qui ont déjà été identifié en thermique du bâtiment (Tian, 2013). Cependant, le nombre d'occupants, que Vorger et al. (2014) avaient identifié comme étant très influent, a assez peu d'influence dans notre cas. Cela s'explique par la plage de variation assez faible prise pour ce facteur (entre 2 et 3 occupants) alors que la variabilité de ce facteur était plus grande dans l'étude de Vorger et al. (2014) (1 à 8 occupants pour le même type de maison).

3.6. Choix des méthodes

3.6.1. *Synthèse des performances des méthodes*

Afin d'aider au choix de méthodes d'AS, adaptées au cas de l'ACV des bâtiments, nous synthétisons les performances des méthodes étudiées, en nous basant sur les résultats de notre cas d'étude. La précision des résultats et le temps de calcul des méthodes sont présentés dans le tableau 3-12. La précision est évaluée par rapport aux résultats de la méthode de référence en se basant sur trois critères :

- la capacité d'une méthode à sélectionner au moins tous les facteurs identifiés par la méthode de référence ;
- la capacité d'une méthode à sélectionner un jeu de facteurs proches (en nombre et en type) de celui de la méthode de référence ;
- la conservation du classement des facteurs par rapport à la méthode de référence pour les facteurs communs.

Il est également rappelé si les méthodes peuvent quantifier ou non les interactions et les non-linéarités.

Tableau 3-12 : Comparaison des performances des méthodes

	Sélection d'au moins tous les facteurs identifiés par la référence	**Sélection des mêmes facteurs que la référence**	**Conservation du classement des facteurs**	**Temps de calcul**	**Interactions et non-linéarités**
MMSA	+	- -	-	+ + +	✘
PB	+	-	-	+ +	✘
PB-A	+	++	+	+	✘
Morris	+	- -	-	+	✓
Morris-A	-	+	+	+	✓
SRC²	-	+	+	+	✘
PL	-	+	+	- - à +	✘ (indice de 1er ordre)
Sobol	**Référence**	**Référence**	**Référence**	- - -	✓

Dans notre cas, les méthodes de criblage adaptées ont montré de bonnes performances dans l'identification de facteurs influents en comparaison des méthodes globales avec des lois uniformes ou des distributions plus réalistes.

Bien que les six méthodes d'AS étudiées, dans leurs versions de base, donnent des influences relatives différentes aux facteurs et les classent différemment, elles mettent toutes en avant les facteurs fortement influents. En effet, les facteurs identifiés par la méthode de référence le sont presque toujours par les autres méthodes. Ainsi, si l'objet d'une étude est de déterminer quels facteurs ont le plus d'influence sur les sorties, les méthodes rapides et moins précises (MMSA, PB), peuvent suffire. Puisque les méthodes moins coûteuses tendent à sélectionner un plus grand nombre de facteurs influents, il faudra toutefois faire attention au temps passé à la collecte de données d'ACV pour affiner les distributions de ces facteurs incertains.

Dans le cas où il est nécessaire de connaître précisément l'influence des facteurs incertains, l'utilisation de la méthode de Sobol est préférée, malgré les temps de calcul très importants mis en jeu. Cependant, la méthode SRC² ou celle de lissage permettent d'obtenir en des temps calcul réduits, des résultats assez précis en termes de nombre de facteurs à sélectionner pour expliquer une certaine part de la variance et de classement des facteurs influents. Les adaptations des méthodes de Plackett et Burman et de Morris, présentent également dans notre cas, un bon compromis coût calculatoire / précision puisqu'elles donnent des résultats assez précis en des temps de calcul fortement réduits par rapport à la méthode de référence. Une autre option peut permettre de limiter le coût calculatoire de la méthode de Sobol. Elle consiste à réaliser une méthode d'AS peu coûteuse en amont de la méthode de Sobol, dans laquelle seuls les facteurs les plus influents seront

ensuite inclus. Elle a par exemple été appliquée par Munaretto (2014) ou encore par Mastrucci et al. (2017). Dans notre cas, tous les facteurs identifiés par la méthode de Sobol l'ont aussi été par les méthodes de criblage ; il n'y a donc pas de risque de manquer des facteurs influents en appliquant cette méthode.

Plusieurs des méthodes utilisées sont valables pour des modèles linéaires et ne permettent pas de quantifier les effets des interactions. Elles doivent donc être utilisées avec précaution dans le cas d'un modèle non-linéaire ou présentant de forts effets d'interaction. Dans notre cas, le modèle d'ACV des bâtiments n'est pas linéaire. Toutefois, nous avons considéré de faibles plages de variation sur les facteurs du modèle thermique induisant des non-linéarités. De plus, les troncatures des distributions des facteurs ont été déterminées pour refléter des valeurs réalistes, ce qui réduit la non-linéarité pour certains facteurs en ACV. Ainsi, le modèle s'approche d'un modèle linéaire et les effets d'interactions sont faibles ; mais ceci ne serait sans doute plus vrai pour des plages de variation plus étendues, ou si d'autres facteurs sont pris en compte en phase d'optimisation de la conception (interaction entre inertie thermique et ouverture solaire par exemple). Sous cette approximation de linéarité du modèle, des méthodes telles que PB-A, SRC^2 permettent d'évaluer assez justement les variances des facteurs. En pratique, si un bâtiment est bien connu, l'hypothèse de linéarité peut être faite et des méthodes valables pour des modèles linéaires peuvent être utilisées. De plus, si le modèle est bien connu, et si les interactions entre facteurs sont pressenties comme étant faibles, les méthodes ne quantifiant pas les interactions peuvent être utilisées. Dans le cas contraire, pour des bâtiments moins bien connus (par exemple, ayant de grandes plages de variations sur plusieurs de leurs facteurs), l'hypothèse de linéarité ou de faibles interactions peut ne plus être valide. La performance PB-A, SRC^2 reste à étudier dans ce contexte où Morris, Morris-A, ou PL pour des indices d'ordres supérieurs pourraient être plus adaptés.

Rappelons que parmi les facteurs étudiés, trois sont des variables catégorielles à deux niveaux. Les méthodes utilisées ici peuvent être utilisées dans cette configuration, mais en présence de variables catégorielles à plus de deux niveaux, des adaptations seraient nécessaires pour les méthodes de régression et de criblage. Pour les méthodes de régression, un recodage d'une variable catégorielle en un ensemble de variables binaires est généralement réalisé (Stockburger, 2016), mais cela rend l'interprétation des résultats plus délicate. Ces adaptations n'ont pas été appliquées dans cette étude mais la validité des conclusions mériterait d'être vérifiée en présence de variables catégorielles à plus de deux niveaux.

En se basant sur les recommandations sur le choix des méthodes faites dans le domaine des statistiques (Rocquigny de et al., 2008 ; Iooss, 2011 ; Faivre et al., 2013) et sur les résultats des méthodes sur notre cas d'étude, nous proposons un arbre de décision à la figure 3-16. Il a pour vocation d'aider au choix des méthodes d'AS dans le contexte de l'ACV des bâtiments. Le choix d'une méthode s'effectue en fonction des objectifs de l'étude, de la précision souhaitée et du temps à disposition pour réaliser l'étude. De plus, le temps de calcul associé à chaque méthode est indiqué

dans la figure 3-16 par un code couleur. Les méthodes les moins coûteuses en termes de temps de calcul sont en vert foncé et les plus coûteuses tendent vers le rouge foncé. Nous soulignons que la fiabilité de cet arbre reste à évaluer sur d'autres cas d'études, en particulier, dans le cas de non-linéarités ou d'interactions plus importantes et en présence de variables catégorielles à plus de deux niveaux.

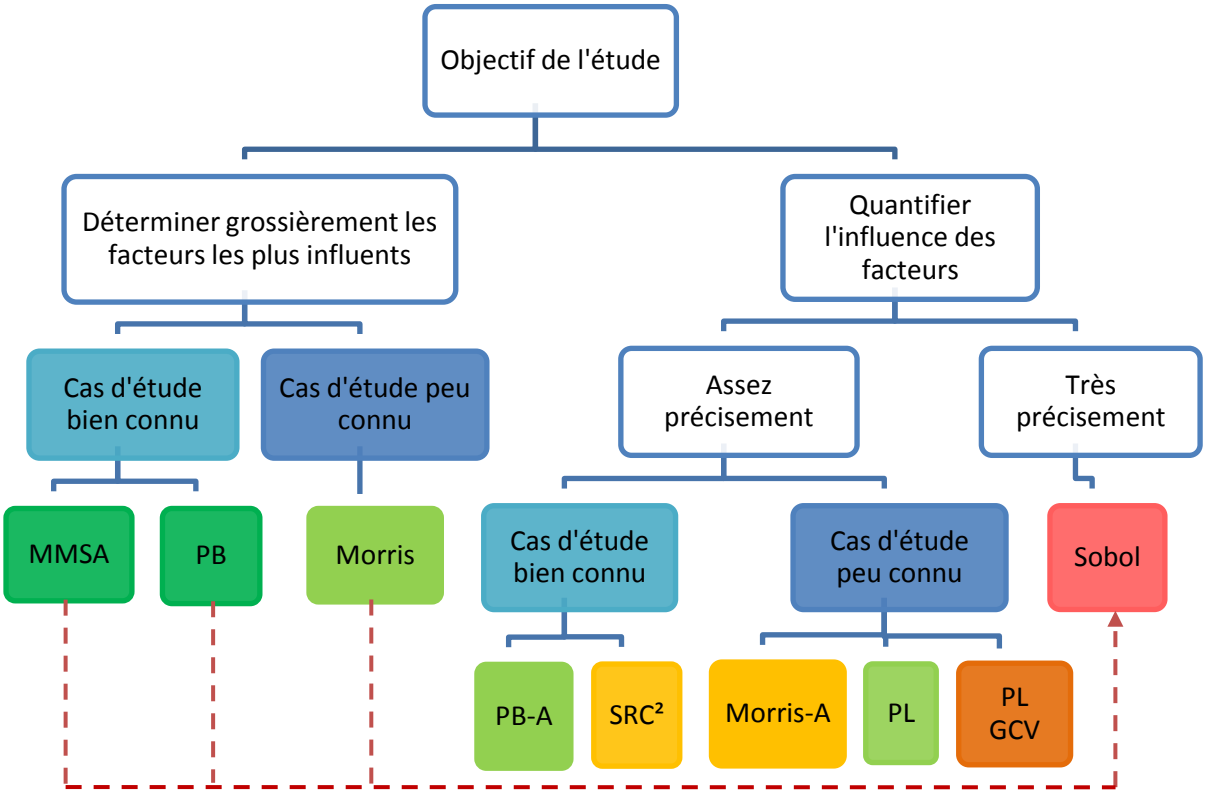


Figure 3-16. Sélection d'une méthode d'AS

En phase d'avant-projet, les concepteurs disposent de nombreux leviers d'actions pour améliorer la performance des projets. Les études d'AS peuvent permettre de déterminer sur quels leviers il est le plus efficace d'agir. Cependant, les concepteurs n'ont que peu de temps à consacrer à de telles études. Ainsi, les méthodes d'AS les plus coûteuses en temps de calcul, malgré leur précision, ne sont pas envisageables. D'autre part, en avant-projet, les caractéristiques du bâtiment ne sont pas bien connues et des plages de variations larges sont à prendre en compte pour définir les incertitudes sur les facteurs. Dans ce cas, il paraît important de tester l'hypothèse de linéarité du modèle, par exemple en calculant le R^2 après une AI, avant de choisir la méthode à utiliser. Une autre option consiste à utiliser une méthode donnant des résultats précis, telle que Sobol, en n'incluant qu'un jeu réduit de facteurs que le concepteur pressent être influents (Lacirignola et al., 2017). Ces deux options permettent d'avoir une première idée des facteurs influents et non-influents.

3.6.2. *Augmentation du nombre de facteurs incertains*

Le temps de calcul exprimé dans la figure 3-16 sous la forme d'un code couleur est valable dans notre cas où un faible nombre de facteurs incertains a été considéré dans l'étude. Cependant, en ACV des bâtiments, un plus grand nombre de facteurs doit généralement être inclus. Cela tend à faire augmenter les temps de calcul puisque le coût calculatoire (temps de simulation et temps de calcul des indices) des méthodes dépend directement du nombre de facteurs incertains. Le nombre de simulations à réaliser pour les différentes méthodes a été étudié en conservant les mêmes hypothèses pour le nombre de répétitions à réaliser et les tailles d'échantillon (figure 3-17).

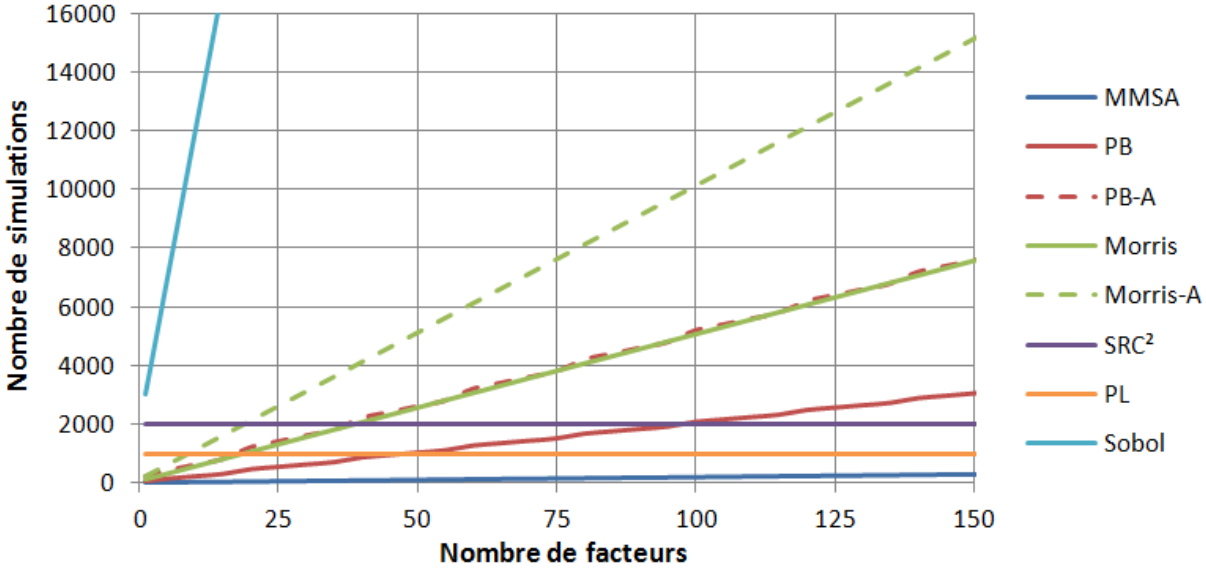


Figure 3-17. Nombre de simulations pour chaque méthode d'AS en fonction du nombre de facteurs incertains

En gardant les mêmes hypothèses, le temps de simulation de SRC² est inférieur à celui de Morris A pour 20 facteurs et à celui de Morris ou PB-A pour 40 facteurs. Remarquons aussi que, si le nombre de simulations n'augmente pas pour SRC² et la méthode de lissage, une augmentation du nombre de facteurs provoquera une augmentation du temps de calcul nécessaire à la détermination des indices de sensibilité. Ces temps de calcul sont proportionnels au nombre de facteurs inclus.

En présence d'un très grand nombre de facteurs incertains, deux options peuvent être envisagées pour obtenir rapidement des résultats précis. D'une part, SRC² ou PL peuvent être utilisés si le coût d'estimation des indices reste acceptable. D'autre part, MMSA ou PB peuvent être utilisées en premier lieu d'avant d'effectuer une AS plus précise pour laquelle les facteurs les moins influents seront fixés à leurs valeurs par défaut et ne seront plus inclus dans la liste des facteurs incertains. Ainsi, le plus petit nombre de facteurs à inclure à l'étude réduira le temps de calcul associé aux méthodes plus précises. Entre MMSA et PB, la méthode PB est préconisée pour son exploration plus

efficace de l'espace de variation des facteurs comparé à un simple OAT. Éventuellement, le nombre de répétitions à mener pour s'affranchir des confusions d'effet pourra être diminué pour réduire les temps de calcul.

3.6.3. *Influence sur la collecte de données*

L'application des méthodes de criblage adaptées et des méthodes globales peu coûteuses permet de réduire le temps associé à la collecte de données : la recherche d'informations supplémentaires pour les études suivantes ne se fera que sur les facteurs effectivement influents. Toutefois, si des méthodes rapides mais moins précises, telles que MMSA ou PB, sont utilisées, un plus grand nombre de facteurs incertains sera identifié. Il faudra alors faire attention au temps passé à la collecte de données d'ACV pour affiner les distributions de ces facteurs incertains. En effet, la collecte de données peut être longue et nécessiter beaucoup de temps au praticien d'ACV. Le temps de calcul pour aboutir au calcul des indices de sensibilité, même s'il est long pour certaines méthodes, est quant à lui un temps que le praticien peut occuper à faire autre chose.

La réalisation d'AS nécessite en elle-même la collecte d'informations sur les caractéristiques des incertitudes des facteurs. Afin de réduire l'effort de collecte en amont des AS, l'incertitude sur les facteurs peut être caractérisée à partir des bornes des plages de variation uniquement. Des méthodes de criblages se basant sur ces intervalles, ou bien des méthodes globales utilisant des distributions uniformes à partir des ces intervalles peuvent alors être utilisées pour définir les facteurs les plus influents. Finalement, dans les études d'ACV, d'AS ou d'AI suivantes, les facteurs les moins influents sont fixés à leurs valeurs ou à leurs distributions par défaut, tandis que les incertitudes sur les facteurs les plus influents sont affinées.

3.7. Conclusion du chapitre

Ce chapitre a permis d'étudier la performance de plusieurs méthodes d'AS pour l'identification des facteurs incertains les plus influents dans le cadre de l'évaluation des incertitudes en ACV des bâtiments. Six méthodes, appartenant à différentes classes d'AS, ont été sélectionnées pour leur applicabilité en ACV des bâtiments. En particulier, ces méthodes devaient pouvoir être utilisées en présence de variables catégorielles. Finalement, trois méthodes de criblage ont été retenues, l'une se basant sur un plan d'expérience OAT (MMSA), une autre utilisant un plan d'expérience plus performant (PB), ainsi qu'un criblage de Morris. Trois méthodes globales ont également été étudiées : une méthode de régression linéaire (SRC^2), une méthode de lissage et la méthode du calcul des indices de Sobol.

La comparaison de la performance des méthodes a été réalisée en étudiant l'influence relative des facteurs incertains ainsi que le jeu de facteurs à sélectionner pour expliquer une certaine part de la variance (90 %). De plus, le temps de simulation du modèle et de calcul des indices de sensibilité a été étudié. Une méthode a été choisie comme référence pour permettre la comparaison. Il s'agit de la méthode de Sobol, réputée pour sa précision. L'ensemble des méthodes a été appliqué au cas de la maison IBB sur laquelle un jeu de 22 facteurs incertains était considéré. Ces facteurs étaient relatifs à différentes sources d'incertitudes : des incertitudes sur les paramètres, sur le modèle, mais aussi de la variabilité temporelle et de la variabilité entre la source et l'objet.

Les résultats obtenus avec la méthode de référence sont proches de ceux obtenus avec les autres méthodes, en particulier de ceux des autres méthodes globales. Cependant, l'influence relative des facteurs incertains varie, surtout pour les méthodes de criblage, et le jeu de facteurs influents à retenir est plus important pour les méthodes de criblage que pour les globales. Le temps de calcul est toutefois fortement réduit en utilisant les méthodes de criblage ou certaines méthodes globales. Les différences entre les méthodes ont donc été étudiées et des adaptations ont été réalisées. Pour PB, le nombre de niveaux a été augmenté et pour le criblage de Morris, des variances ont été calculées à la place des effets. De plus, des distributions uniformes ont été utilisées pour les facteurs incertains. Avec ces adaptations, les résultats donnés par les méthodes sont plus proches, aussi bien en ce qui concerne le jeu de facteurs incertains que l'influence relative et le classement des facteurs. Dans l'application considérée ici, il est ainsi possible d'obtenir des résultats du même ordre de précision qu'avec la méthode de référence, en des temps de calculs fortement réduits (facteur 30 environ entre la méthode de référence et la méthode la plus rapide).

Pour notre cas d'étude, la durée de vie du bâtiment, le choix de la méthode pour comptabiliser les impacts liés à la production d'électricité, ainsi que certains facteurs influents en thermique du bâtiment (ponts thermiques, température extérieure, consigne de température), se sont révélés particulièrement influents. De plus, le modèle a un comportement proche de la linéarité. Cela s'explique par les faibles plages de variations choisies pour certains facteurs et les troncatures définies pour d'autres facteurs.

Une aide au choix des méthodes est introduite dans ce chapitre. Elle se base sur les résultats obtenus sur le cas d'étude. En fonction des objectifs de l'étude et de la connaissance du cas d'étude, des pistes sont données pour choisir les méthodes. La fiabilité de cette aide au choix devra être étudiée dans le cas de non-linéarité plus importante du modèle. En effet, les méthodes PB et SRC^2 sont valides dans un contexte linéaire. De plus, la précision de la méthode du criblage de Morris adaptée dans un contexte non-linéaire reste à étudier. Par ailleurs, un nombre réduit de facteurs incertain a été pris en compte dans cette étude et la variabilité de certains facteurs a été mal représentée (climat, occupation).

Dans la suite, nous étudierons un plus grand nombre de facteurs incertains et traiterons le cas de la variabilité du climat et de l'occupation de manière plus adaptée. Des AS seront réalisées dans le

contexte spécifique de la comparaison de variantes afin d'affiner les distributions sur les facteurs incertains les plus influents en amont d'AI.

Chapitre 4. Comparaison de variantes incertaines

L'ACV étant souvent utilisée comme outil d'aide à la décision, elle doit permettre d'orienter la décision vers les variantes les plus durables. La prise en compte des incertitudes apporte un éclairage complémentaire pour aider à la détermination d'une meilleure variante en indiquant au décideur dans quelle mesure il peut avoir confiance dans les résultats de l'étude. Dans ce contexte, l'objectif de ce chapitre est donc de proposer une méthodologie de comparaison de variantes de bâtiment, en présence d'incertitudes. Pour étudier le classement des variantes en présence d'incertitudes, des méthodes de propagation d'incertitude sont appliquées à plusieurs variantes d'une maison individuelle. Afin d'améliorer la caractérisation des incertitudes sur les facteurs les plus influents avant la réalisation d'analyse d'incertitude, des analyses de sensibilité, sont menées et adaptées au contexte particulier de la comparaison de variantes. Les mêmes plans d'expérience sont utilisés pour les facteurs incertains communs aux différentes variantes afin de rendre les résultats comparables. Finalement, la probabilité qu'une variante soit la meilleure sur le plan environnemental est étudiée. La démarche est illustrée dans le cas de la conception d'une maison individuelle. Trois variantes constructives et quatre variantes énergétiques pour le chauffage et la production d'ECS sont comparées, en considérant un jeu de 161 facteurs incertains (ce qui ne représente qu'une petite part de toutes les incertitudes qui interviennent en ACV des bâtiments). De plus, la robustesse des résultats obtenus est testée en modifiant la caractérisation des incertitudes des facteurs incertains.

4.1. Démarche pour la comparaison de variantes incertaines

L'ACV permet de calculer des impacts environnementaux associés à un produit ou à un procédé. Ces valeurs déterministes d'impact, souvent difficiles à interpréter si elles sont présentées seules, prennent tout leur sens en ACV comparative. En utilisant la même unité fonctionnelle pour plusieurs produits, il est possible de classer les variantes, pour chaque indicateur environnemental, afin de guider le décideur vers les plus durables.

De nombreuses hypothèses étant incertaines en ACV des bâtiments, il est recommandé de ne pas seulement considérer des valeurs déterministes pour les impacts. Dans ce contexte, la prise en compte des incertitudes pesant sur les résultats permet au décideur de faire son choix avec un certain niveau de confiance. Ces incertitudes ne doivent donc pas être considérées comme impliquant une perte de crédibilité des résultats, mais plutôt comme un apport de connaissance supplémentaire. Il est par exemple possible d'estimer la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre en propageant les incertitudes sur les variantes à comparer.

Une méthodologie pour la prise en compte des incertitudes adaptée à la spécificité du contexte de comparaison de variantes est proposée. La démarche est résumée par la figure 4-1 et présentée dans les paragraphes suivants. Elle sera appliquée, par la suite, dans l'objectif de comparer des variantes dans un contexte incertain au cas des maisons décrites au chapitre 2.

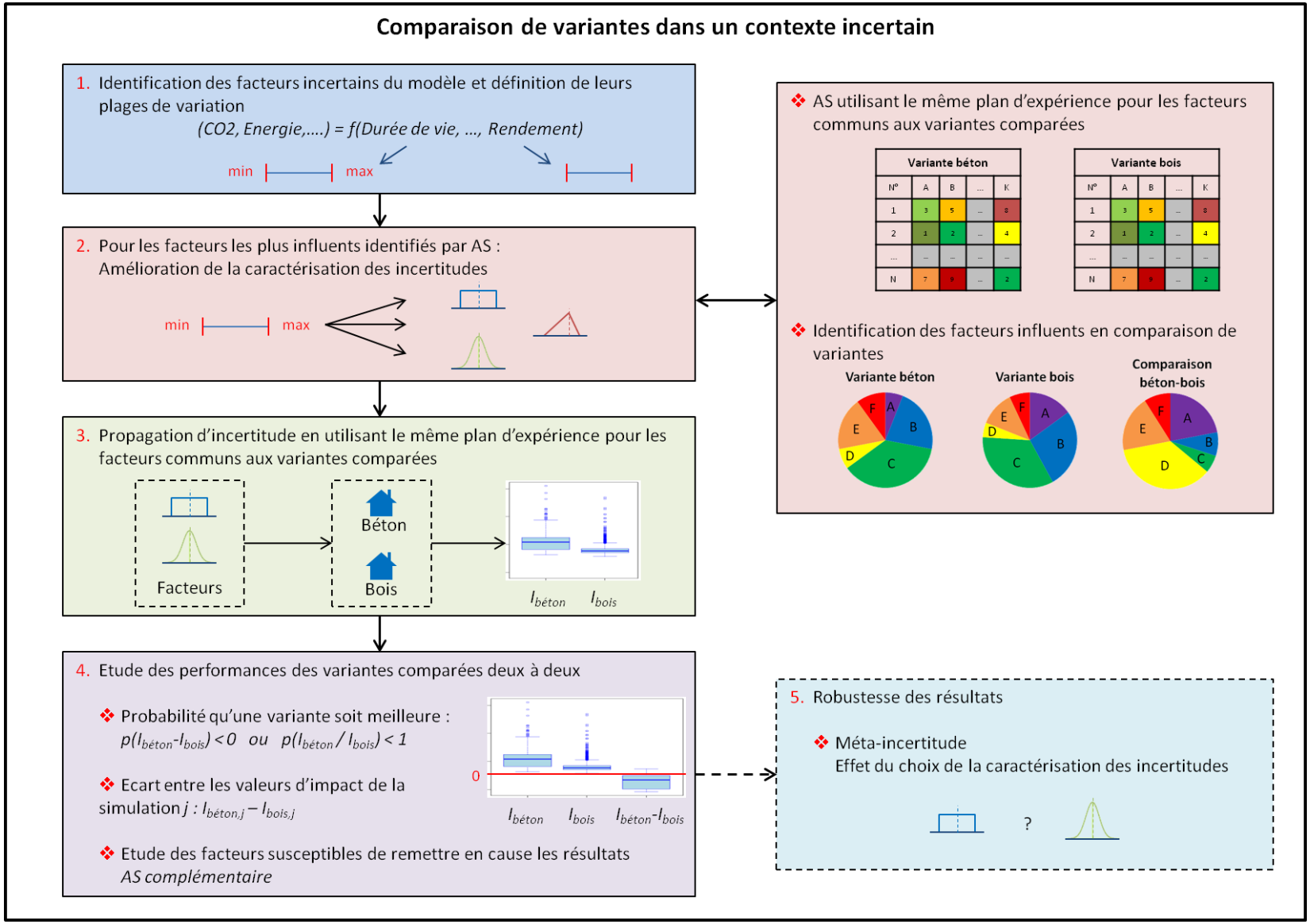


Figure 4-1. Démarche de comparaison de variantes dans un contexte incertain

4.1.1. *Sélection des facteurs incertains du modèle et incertitude correspondante*

Afin d'étudier l'effet des incertitudes sur le classement des variantes d'ACV des bâtiments, la première étape de la démarche consiste à identifier les facteurs incertains du modèle. Ces facteurs incertains sont choisis parmi les sources d'incertitudes en ACV des bâtiments, répertoriées au chapitre 1. Dans notre cas, nous cherchons à quantifier globalement l'effet des incertitudes sur le classement de variantes en ACV des bâtiments et intégrons donc des sources d'incertitudes variées à l'étude.

Les caractéristiques des incertitudes sur les facteurs peuvent être déterminées à partir de données issues de la littérature ou en se basant sur des jugements d'expert. Pour les facteurs pour lesquels peu d'informations sont connues, des plages de variation peuvent par exemple être définies à partir de valeurs minimales et maximales jugées comme étant probables. Cela permet de simplifier la recherche d'information sur les incertitudes associées à ces facteurs. Si les valeurs pouvant être prises par un facteur sont mieux connues, les incertitudes peuvent aussi être caractérisées plus précisément, en utilisant des distributions de probabilité par exemple. Pour les facteurs les plus influents, la caractérisation des incertitudes sera affinée à l'étape suivante. Dans ce chapitre, les facteurs incertains retenus et leurs plages de variation sont présentés au § 4.2.

4.1.2. *Amélioration de la caractérisation des incertitudes*

La caractérisation des incertitudes sur les facteurs, qui contient toujours une part de subjectivité, peut avoir une forte influence sur les résultats de quantification des incertitudes. Avant de propager les incertitudes sur chaque variante, une étape de détermination des facteurs influents, par analyse de sensibilité (AS), est donc proposée. Puis, pour les facteurs identifiés comme étant les plus influents, la caractérisation de l'incertitude est modifiée dans l'objectif de décrire avec plus de réalisme les valeurs pouvant être prises par ces facteurs.

La méthode d'AS qui sera appliquée peut être choisie comme proposé au chapitre 3, en tenant compte du nombre de facteurs incertains, de la connaissance du cas d'étude mais aussi de la présence et du nombre de niveaux des variables catégorielles. Dans un contexte de comparaison de variantes, les plans d'expérience des variantes à comparer doivent être identiques, comme préconisé par Henriksson et al. (2015). Cela permet de comparer les différences entre variantes toutes choses égales par ailleurs. En pratique, le nombre de facteurs incertains peut être différent d'une variante à l'autre. Dans ce cas, nous proposons de générer un plan d'expérience global, contenant tous les facteurs pour toutes les variantes. Puis pour une variante donnée, nous supprimons les colonnes du

plan d'expérience correspondant à des facteurs qui n'interviennent pas dans cette variante avant de propager les incertitudes.

L'analyse des facteurs influençant particulièrement les résultats peut ensuite être menée de deux manières :

- en réalisant une AS indépendamment sur chaque variante ;
- en réalisant une AS sur une métrique permettant la comparaison des variantes.

Le choix de l'une ou l'autre de ces méthodes ne permet généralement pas d'aboutir aux mêmes conclusions. C'est ce que nous illustrons dans la figure 4-2. Dans cet exemple, le cas d'étude du chapitre 3 est repris et cette variante de base est comparée à une variante où l'énergie gaz est utilisée pour le chauffage et la production d'ECS. Deux facteurs incertains supplémentaires sont pris en compte dans la variante gaz : le rendement et la durée de vie de la chaudière gaz. La méthode de Morris adaptée a ici été utilisée à titre d'exemple.

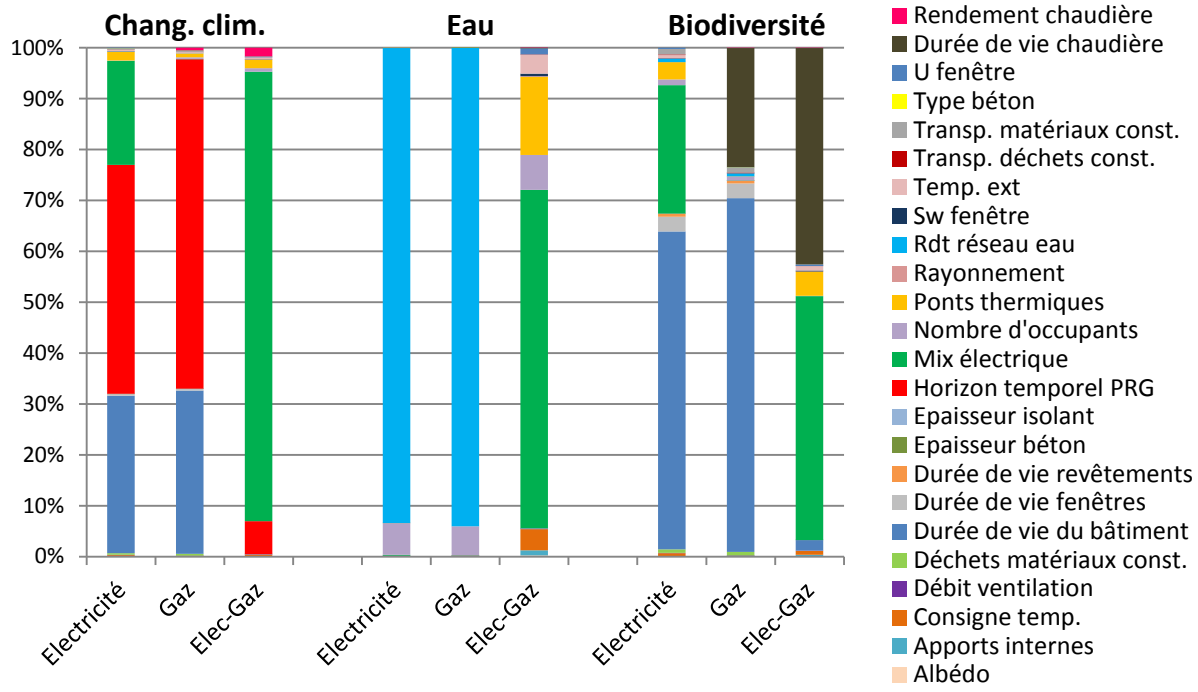


Figure 4-2. Facteurs incertains identifiés par la méthode de Morris adapté pour deux variantes, indépendamment et en comparaison de variantes

Les facteurs identifiés pour chaque variante séparément (barres « Électricité » et « Gaz »), ne sont pas les mêmes que ceux identifiés en considérant l'écart entre les variantes (barres « Élec-Gaz »). Pour le changement climatique, la durée de vie du bâtiment qui est identifiée par chacune des deux variantes, n'est pas identifié lorsque nous considérons l'écart entre les impacts de ces deux variantes. Il en va de même pour le rendement du réseau d'eau pour l'indicateur de consommation d'eau. De plus, des facteurs non identifiés par l'une des variantes ou par les deux variantes peuvent

être influents en comparaison de variantes. C'est le cas de la durée de vie de la chaudière pour la biodiversité et, entre autre, du mix de production d'électricité pour l'eau consommée. Les facteurs sélectionnés à partir des écarts sont ceux agissant de manière très différente entre les deux variantes. Par exemple, la consommation d'électricité variant significativement entre les deux variantes, le mix de production d'électricité est d'autant plus influent pour l'écart entre les valeurs d'impact des deux variantes. Le même phénomène est observé pour la durée de vie de la chaudière puisque ce facteur n'intervient que pour l'une des deux variantes. La manière de sélectionner (écart entre les valeurs d'impact des variantes ou variantes séparées) les facteurs influents modifie le jeu de facteurs sélectionné, comme montré au tableau 4-1 pour les facteurs expliquant 90 % de la variance. Dans ce tableau, les facteurs identifiés sur la comparaison de variante sont représentés en verts alors que ceux identifiés par les deux variantes indépendamment (mais pas en comparaison de variantes) sont en rouge.

Tableau 4-1 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour au moins un indicateur

	Électricité	**Gaz**	**$I_{élec}$-I_{gaz}**
Albédo			
Apports internes		✓	
Consigne temp.	✓	✓	✓
Débit ventilation			
Déchets matériaux const.			
Durée de vie chaudière		✓	✓
Durée de vie du bâtiment	✓	✓	
Durée de vie fenêtres		✓	
Durée de vie revêtements			
Épaisseur béton			
Épaisseur isolant			
Horizon temporel PRG	✓	✓	✓
Mix électrique	✓		✓
Nombre d'occupants	✓	✓	✓
Ponts thermiques	✓	✓	✓
Rayonnement			
Rdt chaudière		✓	✓
Rdt réseau eau	✓	✓	
Sw fenêtre			
Temp. ext	✓		✓
Transp. déchets const.			
Transp. matériaux const.	✓	✓	
Type béton			
U fenêtre			
Nombre de facteurs	9	11	8

Dans cet exemple, les facteurs identifiés sur l'écart entre les valeurs d'impact des deux variantes sont toujours identifiés par l'une ou l'autre des variantes si on considère tous les indicateurs environnementaux. Cependant, cela n'est pas le cas pour les indicateurs pris séparément, comme illustré à la figure 4-2 pour l'indicateur de consommation d'eau. De plus, dans cet exemple, plusieurs

des facteurs identifiés par les variantes étudiées séparément, ne se retrouvent pas dans le jeu de facteurs sélectionné sur l'écart entre valeur d'impact : pour expliquer 90 % de la variance, moins de facteurs sont retenus sur l'écart entre variantes.

En présence de plus de deux variantes, le jeu de facteurs incertains influent pourra être déterminé comme l'union des jeux de facteurs sélectionnés pour chaque paire de variantes. Cela permet de retenir tous les facteurs pouvant être influents pour l'une au moins des paires de variantes dans un contexte de comparaison de variantes incertaines, sans en oublier.

Finalement, les résultats de l'AS permettent la sélection des facteurs influents dont les distributions d'incertitude sont à spécifier avant la propagation des incertitudes. Les caractéristiques des incertitudes sont précisées en cherchant des informations complémentaires sur les valeurs qu'elles peuvent prendre. Pour les variables de conception, le choix du concepteur peut être explicité pour mieux correspondre au programme du projet de bâtiment ou aux attentes du maître d'ouvrage. Puisque, contrairement aux AS, le coût calculatoire des AI ne dépend pas du nombre de facteurs incertains, l'ensemble des facteurs incertains, qu'ils soient ou non influents, est intégré à la propagation d'incertitudes. Pour les facteurs les moins influents, la plage de variation préalablement définie est conservée et une distribution uniforme, dont les bornes inférieures et supérieures correspondent aux bornes de l'intervalle préalablement défini, est utilisée pour les propagations d'incertitude. Notons que si un petit nombre de facteurs incertain explique une grande part de la variabilité de la sortie, en raison par exemple de plages de variations anormalement grandes, il peut être intéressant de mener une seconde étape d'AS après avoir caractérisé plus précisément les incertitudes sur ces facteurs. Cela permet de vérifier si d'autres facteurs, non identifiés dans un premier temps, peuvent devenir influents dans un contexte plus réaliste. Si cela est le cas, une spécification des distributions des incertitudes peut aussi être réalisée sur ces nouveaux facteurs.

Dans la suite, nous utilisons la méthode de Morris adaptée (présentée au chapitre 3) pour la détermination des facteurs les plus influents. Cette méthode, donnant des résultats proches de ceux donnés par la méthode de référence, Sobol, au chapitre 3, est retenue :

- pour son coût calculatoire réduit par rapport à la méthode de Sobol ;
- parce qu'elle ne nécessite pas de définir des distributions de probabilité, mais seulement des intervalles pour chaque facteur ;
- et en enfin, parce qu'elle permet de détecter la présence de non-linéarités et d'interactions.

Notre cas d'étude contenant des variables catégorielles pouvant prendre un grand nombre de niveaux, nous discuterons dans la suite de la manière de les intégrer au criblage.

4.1.3. *Propagation des incertitudes en comparaison de variantes*

Après avoir précisé les distributions, les incertitudes sont propagées sur toutes les variantes à comparer. De la même manière que pour les AS, le même plan d'expérience est utilisé pour toutes les variantes à comparer. Puis, pour une variante donnée, le plan d'expérience est ajusté en supprimant les colonnes correspondant à des facteurs n'intervenant pas dans cette variante. Cela permet d'obtenir pour chaque variante et chaque indicateur, des distributions de probabilité comparables et de pouvoir comparer à chaque simulation les valeurs d'impacts des variantes. Différentes méthodes d'échantillonnage (aléatoire, stratifié, pseudo-aléatoire) peuvent être utilisées pour la propagation des incertitudes. Afin d'explorer efficacement l'espace de variation des facteurs en limitant le coût calculatoire comparé à échantillonnage purement aléatoire, nous choisissons d'utiliser un échantillonnage déterministe par séquence de Sobol.

4.1.4. *Détermination de la meilleure variante*

Afin de déterminer quelle variante a les plus faibles impacts compte tenu des incertitudes, la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre est étudiée. Pour cela, à chaque indicateur, la différence ou le ratio entre les valeurs d'impacts de chaque simulation peut être calculé en utilisant les résultats des propagations d'incertitudes sur les deux variantes A et B :

$$p\big((I_A - I_B) < 0\big) \quad \textbf{(4.1)}$$

$$p\left(\left(\frac{I_A}{I_B}\right) < 1\right) \quad \textbf{(4.2)}$$

Lorsque la probabilité calculée pour une sortie est proche de 0 ou de 1, il est possible de conclure qu'une variante est meilleure qu'une autre. Dans le cas contraire, le choix d'une meilleure variante est difficile.

Dans un objectif de comparaison de variante, une autre possibilité pour déterminer la probabilité que la valeur $(I_A - I_B)$ dépasse la valeur critique 0 à partir de laquelle la variante A à des impacts plus élevés que la variante B, est d'utiliser un échantillonnage préférentiel ou des méthodes géométriques telles que FORM ou SORM (Faivre et al., 2013). Avec ces méthodes, décrites en Annexe E, le modèle de bâtiment est exploré préférentiellement dans les zones (jeux de valeurs d'entrées) proches du changement de classement. Ces méthodes ont l'avantage de fournir des résultats en un nombre de simulations réduit par rapport aux méthodes d'échantillonnage classiques. Toutefois, elles ne sont pas applicables en présence de variables catégorielles à plusieurs niveaux en raison de la nature non ordonnée de ces variables qui rend difficile la détermination de la zone cible. De plus, la méthode doit être répétée pour chaque sortie, c'est-à-dire pour chaque indicateur environnemental, puisque les zones proches du changement de classement peuvent varier

d'une sortie à l'autre. Étant donné que nous considérons plusieurs sorties et des variables catégorielles, nous n'appliquerons pas ces méthodes et nous nous limiterons à l'utilisation d'une propagation d'incertitude utilisant un échantillonnage par séquence de Sobol pour le calcul de la probabilité qu'une variante soit meilleure.

En complément de l'étude de la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre, il est important de savoir si les valeurs d'impacts des variantes à comparer sont proches ou non. Si les valeurs d'impact sont éloignées, alors le choix d'une variante ou d'une autre aura des conséquences très différentes sur le plan environnemental. Comme proposé par Prado-Lopez et al. (2015), il est préférable d'étudier en priorité les indicateurs pour lesquels les impacts donnés par les variantes à l'étude sont très contrastés afin d'aider au choix de la variante la plus durable. Afin de déterminer si les valeurs d'impact des variantes sont proches ou non, nous proposons de calculer à chaque simulation l'écart relatif entre les valeurs d'impact. La distribution formée par ces écarts relatifs est ensuite étudiée. Si l'écart relatif est toujours significatif pour un indicateur, par exemple si la distribution formée par les écarts reste toujours au-dessus d'un seuil de 5 %, nous considérons que l'indicateur influence fortement les résultats. Dans le cas contraire, le choix d'une variante ou d'une autre affectera peu les résultats. Le choix de cette valeur seuil pourra être ajusté en fonction des indicateurs et de l'importance que le décideur leur accorde. Si dans un projet on souhaite minimiser en priorité les impacts sur un indicateur, le seuil pour cet indicateur pourra être diminué. La distribution des écarts pourra aussi être mise en regard avec la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre pour cet indicateur : si la distribution des écarts relatifs entre deux variantes montre des valeurs d'impact toujours très proches, mais que la probabilité qu'une variante soit meilleure est très élevée, on préférera cette variante.

Les résultats obtenus par la propagation d'incertitude peuvent ensuite être comparés au cas sans incertitudes afin de savoir si les incertitudes pourraient engendrer une modification du classement des variantes. Pour ce cas, on considère ici que tous les facteurs sont à leurs valeurs par défaut, c'est-à-dire à l'espérance des distributions des facteurs ou au niveau du scénario de référence pour les variables catégorielles. Toutefois, cette variante déterministe ne correspond pas forcement à celle qui serait utilisée en pratique, puisque les valeurs des facteurs ne sont pas toujours prises à leurs valeurs espérées. Dans ce cas, il est possible d'identifier une meilleure variante lorsque les impacts d'une variante sont plus faibles que ceux des autres variantes et que les écarts sont significatifs. Il est alors possible de déterminer si le classement est conservé en présence d'incertitude par rapport au cas déterministe.

Lorsque plus de deux variantes sont comparées, celles-ci sont d'abord comparées par paires, comme proposé dans Heijungs et Kleijn (2001) ou Prado-Lopez et al. (2015), voir tableau 4-2. À partir de ces résultats et des écarts entre les variantes, il est possible d'étudier quelles sont la ou les meilleures variantes pour chaque indicateur. En présence d'un grand nombre de variantes à comparer, ces résultats peuvent devenir difficiles à interpréter. Comme proposé dans Henriksson et

al. (2015), il devient nécessaire de regrouper les variantes en fonction de leurs performances pour effectuer les comparaisons. Pour cela, des tests statistiques peuvent être utilisés : on peut citer parmi eux le test de Friedman qui peut être utilisé sans faire d'hypothèse sur la normalité de l'échantillon de sortie. Il permet de déterminer s'il y a des différences significatives entre les variantes comparées. Un test *post hoc* peut-être utilisé en complément pour déterminer les groupes de variantes dont les performances environnementales diffèrent.

Tableau 4-2 : Probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre pour un indicateur. Issu de Heijungs et Kleijn (2001)

	A	**B**	**C**	**D**
A		$p(I_A<I_B)$	$p(I_A<I_C)$	$p(I_A<I_D)$
B	$p(I_B<I_A)$		$p(I_B<I_C)$	$p(I_B<I_D)$
C	$p(I_C<I_A)$	$p(I_C<I_B)$		$p(I_C<I_D)$
D	$p(I_D<I_A)$	$p(I_D<I_B)$	$p(I_D<I_C)$	

La problématique du multicritère n'est pas traitée ici. Après avoir mis en lumière sur quels indicateurs il est important de baser son choix et avoir déterminé pour ces indicateurs une meilleure variante, le décideur peut utiliser des méthodes d'aide à la décision en multicritère (voir Annexe C). Elles permettront d'évaluer le meilleur compromis parmi plusieurs variantes en se basant sur ses préférences.

Facteurs influents sur la modification du classement

Remarquons que les propagations d'incertitude peuvent être utilisées pour réaliser des AS et déterminer les facteurs les plus influents en comparaison de variante (c'est-à-dire en étudiant la distribution formée par l'écart ou le ratio entre deux variantes). Des méthodes telles que la régression linéaire ou la régression polynomiale locale, ou les méthodes COSI ou EASI (Plischke, 2010 ; Plischke, 2012) peuvent être utilisées. Une autre option consiste à réaliser une analyse de sensibilité régionalisée, en utilisant par exemple un test de Kolmogorov-Smirnov[60]. Il s'agit de comparer les distributions des facteurs d'une part pour les cas où $(I_A - I_B) < 0$ et d'autre part lorsque $(I_A - I_B) > 0$. Si les distributions des facteurs incertains sont très différentes dans ces deux configurations, alors le facteur a de l'influence sur le changement de classement des variantes. Enfin, si les méthodes FORM ou SORM sont utilisées pour déterminer la probabilité qu'une variante soit meilleure, elles peuvent aussi permettre de calcul des facteurs d'importance qui mesurent l'influence des facteurs au niveau du changement de classement.

[60] Dans ce test statistique, l'écart maximal entre les fonctions de répartition des deux distributions à comparer est calculé.

Ainsi, sans simulations supplémentaires du modèle, ces méthodes permettent de déterminer quels facteurs ont le plus d'influence sur le changement de classement des variantes. Par leurs natures, elles ne sont toutefois pas utilisables simplement en présence de variables catégorielles pouvant prendre un grand nombre de niveaux[61] . D'autres méthodes d'AS peuvent être utilisées dans ce contexte, mais elles nécessitent des simulations supplémentaires.

4.1.5. *Étude de la robustesse des résultats*

La démarche que nous présentons donne des informations sur le classement des variantes dans un contexte incertain. Les résultats obtenus dépendent directement des hypothèses prises en particulier sur le modèle de bâtiment ou encore sur la caractérisation des incertitudes. C'est pourquoi nous proposons une étape complémentaire d'étude de la robustesse des résultats.

Pour ce faire, nous étudions ici l'effet des incertitudes sur la description des incertitudes, en nous plaçant dans le cas où les incertitudes sur les facteurs influents auraient été définies de manière erronée en amont des AI. Afin de vérifier si le classement des variantes peut être affecté par la manière de définir les incertitudes, les distributions des facteurs les plus influents sont modifiées. En particulier, l'espérance, l'écart-type et la forme de la distribution sont changés. Les scénarios de fonctionnement du bâtiment peuvent aussi être modifiés.

Les caractéristiques des incertitudes peuvent être modifiées à tour de rôle, en suivant un plan d'expérience de type OAT. À chaque expérience, une nouvelle propagation d'incertitude est réalisée pour toutes les variantes à comparer en changeant la définition des incertitudes du ou des facteurs les plus influents. Puis, les probabilités qu'une variante soit meilleure qu'une autre sont comparées à celles obtenues dans le cas de base. Cette approche utilisant un plan d'expérience OAT a été utilisée par Lacirignola et al. (2017) pour déterminer l'effet de la définition des incertitudes sur le classement des facteurs influents en AS. Il est également possible d'utiliser un plan d'expérience plus performant que l'OAT pour planifier les simulations à réaliser. Cela permet de savoir quel choix (forme de la distribution, écart-type ou espérance) a le plus d'effet sur les résultats et provoque la modification la plus importante du classement des variantes.

L'étude de la robustesse des résultats peut aussi être menée sur d'autres éléments de la modélisation environnementale du bâtiment. Par exemple, il aurait été possible d'étudier l'effet de la prise en compte de l'évolution au cours de la vie du bâtiment de son contexte (climat, contenu du mix électrique marginal, changement d'occupation), ou du bâtiment lui-même (dégradation au cours du temps des performances des matériaux ou équipements, remplacement de matériaux ou d'équipement par d'autres plus performant…). Ces aspects n'ont pas été étudiés ici.

[61] Une option consisterait à se ramener à N-1 variables catégorielles à deux niveaux (si N variables catégorielles sont présentes), ce qui complexifierait l'interprétation des résultats.

4.1.6. *Synthèse*

La démarche présentée dans la figure 4-1 est appliquée dans la suite de ce chapitre en menant des comparaisons de variantes dans un contexte incertains sur le cas des maisons de la plateforme INCAS décrites au chapitre 2. Nous cherchons à savoir comment sont classées les variantes constructives (maisons en béton banché, double mur ou à ossature bois) et énergétiques (chauffage et production d'ECS à l'électricité avec ou sans PAC, au gaz ou au bois bûche) en présence d'incertitudes et sur quels indicateurs il est possible de déterminer une meilleure variante.

Dans un premier temps, les facteurs incertains retenus seront présentés au § 4.2. 161 facteurs incertains sont retenus pour représenter certaines des incertitudes rencontrées en ACV des bâtiments. Toutefois, des sources d'incertitudes n'ont pas été prises en compte dans ce cas d'étude (voir § 4.2.1.3) et pourront faire l'objet de travaux complémentaires. Nous proposons aussi dans la section § 4.2 une manière de prendre en compte les variables catégorielles à plusieurs niveaux dans la méthode du criblage de Morris. Les comparaisons de variantes seront ensuite menées en comparant d'abord deux variantes au § 4.3, puis plus de deux variantes au § 4.4. Finalement, la robustesse des résultats sera étudiée au § 4.5.

4.2. Facteurs incertains retenus

4.2.1. *Caractérisation de l'incertitude*

La démarche de comparaison de variantes dans un contexte incertain est appliquée aux cas des maisons de la plateforme INCAS en considérant un jeu de 161 facteurs incertains. Le Tableau M-67, en Annexe M regroupe les plages de variation de ces facteurs. Les choix des intervalles sont présentés dans la suite en regroupant les facteurs incertains par source d'incertitude.

4.2.1.1. Incertitudes sur les paramètres

Site

Les facteurs incertains sur le site qui ont été retenus concernent l'albédo, l'orientation de la maison, les distances de transport et le rendement du réseau d'eau. Les plages de variations pour l'albédo et l'orientation sont reprises des travaux de Munaretto (2014). Pour l'albédo, nous utilisons la même plage d'incertitude que celle retenue dans le chapitre 3 : soit une incertitude de +/- 15 % autour de la valeur de référence (0,35). L'influence de l'orientation est étudiée en prenant en compte une incertitude de +/- 2° autour de la valeur de référence (15,3° par rapport à l'axe nord/sud, dans le sens trigonométrique). Les mêmes plages d'incertitudes que celles prises en compte dans le

chapitre 3 sont considérées pour les distances de transport (CETE Sud-Ouest et al., 2002 ; Frischknecht et al., 2007a ; CETE Lyon et al., 2013 ; ADEME, 2014 ; Heeren et al., 2015) et pour le rendement du réseau d'eau[62].

Propriétés thermiques des matériaux et menuiseries

Les incertitudes sur les conductivités des matériaux sont issues des données statistiques de Macdonald (2002). Elles sont fournies pour différentes familles de matériaux, et varient de 4 à 20 % en fonction du taux d'humidité et dans une moindre mesure de l'âge et des variations de température auxquelles ils sont soumis. Lorsque les matériaux font partie de familles non représentées par cette étude statistique, une incertitude de +/- 5 % est prise en compte. Cela correspond à l'incertitude considérée dans Spitz (2012), suite à des mesures de conductivité effectuées par le CSTB.

Les données statistiques issues de Macdonald (2002) ont également été utilisées pour définir les incertitudes sur la capacité thermique volumique des matériaux à partir des incertitudes fournies sur les masses volumiques et les capacités thermiques massiques. Une variation de 3 à 18 % en fonction des matériaux est considérée. Lorsque les matériaux font partie de familles non représentées par cette étude statistique, une incertitude de +/- 10 % est prise en compte.

Les incertitudes sur les états de surface issues des données de Macdonald (2002) varient d'environ 2 % pour émissivités et de 5 à 8 % pour les absorptivités. Dans Munaretto (2014), des incertitudes de +/- 5 % ont été considérées sur les émissivités et de +/- 15 % sur les absorptivités. Dans le cadre de cette thèse, nous choisissons d'utiliser les données de Macdonald (2002) matériaux appartenant aux familles caractérisées dans son étude. Pour les autres matériaux, les incertitudes proposées dans Munaretto (2014) sont considérées.

Pour les coefficients de transfert thermique et les facteurs solaires des fenêtres, des incertitudes faibles sont retenues, ces valeurs étant considérées comme précisément mesurées par les constructeurs pour une fenêtre donnée. Comme dans Munaretto (2014) et Spitz (2012), une valeur de +/- 5 % est retenue.

Épaisseur des matériaux

Les épaisseurs de toutes les couches de matériaux ont été prises en compte dans cette étude, contrairement au chapitre 3 dans lequel seules les épaisseurs d'isolant et de béton dans les murs avaient été traitées. Pour les couches de matériaux peu épaisses (inférieures à 5 cm), une incertitude de +/- 5 % est considérée pour refléter les irrégularités lors de la fabrication ou de la mise en œuvre des matériaux. Pour les couches de matériaux plus épaisses, une incertitude de +/- 0,25 cm est retenue pour ne pas induire une variation excessive et non réaliste des épaisseurs.

[62] http://www.services.eaufrance.fr/base/telechargement

L'incertitude sur la quantité d'acier de structure dans les murs et la dalle a également été étudiée. Pour cela, les données de Hoxha et al. (2014), indiquant une variation de la part d'acier de 0,2 à 4,2 %, ont été utilisées.

Ponts thermiques

Les ponts thermiques ont été modélisés à partir de valeurs de la réglementation thermique de 2012, bien que les configurations proposées dans ce référentiel ne reflètent pas les configurations réelles, en particulier pour la maison IOB (configurations avec de nombreux rupteurs de ponts thermiques non décrits dans la RT 2012). Pour la maison IBB, les valeurs des ponts thermiques sont disponibles. Elles ont été calculées à partir d'un logiciel aux éléments finis (TRISCO), en respectant les configurations réelles de cette maison. L'importante incertitude associée aux ponts thermiques est déterminée en utilisant l'écart entre les ponts thermiques proposés dans la RT et ceux calculés avec le logiciel. L'écart varie de -75 à +21 % en fonction des configurations. Pour une configuration donnée, cette même variation est également appliquée à IDM et IOB bien qu'en pratique, les écarts entre les deux sources sont vraisemblablement plus importants dans le cas de la maison IOB.

Coefficients d'échange superficiels convectifs et radiatifs

Un état de l'art sur les coefficients d'échange superficiel a été réalisé dans le cadre de la thèse de Munaretto (2014) et des valeurs hautes et basses pour ces facteurs ont été déduites. Nous appliquons la même caractérisation des incertitudes pour les coefficients d'échange superficiels convectifs et radiatifs (pour une émissivité de 0,9[63]) intérieurs et extérieurs[64] dans cette thèse.

Rendement des systèmes

L'efficacité de l'échangeur double flux est fixée à 0,90. Pour un échangeur dont l'efficacité indiquée par le constructeur est de 0,92, Spitz (2012) a considéré incertitude de +/- 5 % autour de 0,90 pour correspondre à des données mesurées dans le cas où la température extérieure varie de -3 à 10°C. Nous choisissons de considérer le même type d'échangeur en considérant une plage de variation allant de 0,855 à 0,92 afin de ne pas dépasser la valeur d'efficacité donnée par le constructeur.

Le rendement sur PCI d'une chaudière gaz retenu dans ecoinvent est de 102 % et il peut aller jusqu'à 109 % d'après cette même base de données. Ces rendements n'incluent pas les pertes de distributions. Toutefois, pour ces pertes qui ont lieu dans l'enceinte chauffée des maisons, aucune valorisation énergétique n'est comptabilisée. Nous choisissons alors de conserver la valeur de rendement proposée par ecoinvent comme valeur de référence. Ecoinvent propose de considérer

[63] Les coefficients d'échange superficiels globaux pour une paroi sont ensuite modulés pour correspondre à l'émissivité des parois étudiées.

[64] Pour les coefficients d'échange superficiels extérieur, une exposition normale au vent est considérée.

une incertitude +/- 5 % sur le rendement de la chaudière gaz. Par conséquent, nous prenons un intervalle allant de 96,9 à 107,1 % pour ce facteur.

Pour la chaudière bois bûche, le rendement retenu dans ecoinvent est de 75 % sur PCI. De plus, il est précisé que les rendements peuvent aller de 75 à 93 % sans tenir compte de pertes de distribution. Cette valeur haute nous parait élevée vues les valeurs de rendement annoncées par les constructeurs (70 à 85 %). Une plage de variation allant de 70 à 80 % est retenue.

Pour la variante PAC, deux systèmes sont considérés. Une PAC assure le chauffage et un CETHI (chauffe-eau thermodynamique) est utilisé pour l'ECS. Dans la documentation de la base de données ecoinvent, des COP de 2,7 à 3,9 sont indiqués pour les PAC. Nous retenons le même intervalle dans cette étude. Pour le chauffage-eau thermodynamique, nous nous basons sur une étude de suivi de performance de ce type de système en maison individuelle réalisée par le COSTIC (2014). Il est ressort que les COP mesurés varient de 0,8 à 3,2 (des valeurs inférieures à 1,5 ne correspondent cependant pas à une situation normale). Une plage de variation de 1,5 à 3,2 est alors retenue pour ce système.

Pour la consommation des ventilateurs, nous utilisons les données de Merzkirch et al. (2016) pour lesquelles une consommation de 0,475 Wh/m^3 est mesurée pour les systèmes centralisés tels que ceux rencontrés en maison individuelle. Un écart-type de 0,37 Wh/m^3 est observé sur les mesures. Nous définissons la plage d'incertitude en calculant les valeurs à plus ou moins un écart-type par rapport à la valeur de base.

Durée de vie du bâtiment et des composants

Comme dans le chapitre 3, une forte incertitude est considérée sur la durée de vie du bâtiment afin de refléter la grande dispersion généralement observée (Erlandsson et Borg, 2003b ; Sharma et al., 2011 ; Peuportier et al., 2013b ; Cabeza et al., 2014 ; Hoxha et al., 2014 ; Heeren et al., 2015). Une plage de variation de 40 à 200 ans est retenue.

Hoxha et al. (2014) ont réalisé un état de l'art sur les durées de vie des matériaux considérées dans un grand nombre d'études et proposent des plages de variations pour de nombreux matériaux. Nous avons recoupé ces données avec celles proposées dans les FDES de la base de données de matériaux de construction INIES[65] pour les matériaux équivalents. Les valeurs déterministes des FDES étant toujours incluses dans ces plages de variation, nous utilisons les données de Hoxha et al. (2014) comme caractérisation des incertitudes sur les différents composants de l'enveloppe du bâtiment (revêtements, menuiseries et isolants).

[65] Les données environnementales de la base INIES, consultée en 2009, avaient aussi servie à la construction des données d'incertitude sur les matériaux dans Hoxha et al. (Hoxha et al., 2014). La vérification effectuée dans le cadre de cette thèse a été réalisée sur une version plus récente de la base (2016), qui contient un plus grand nombre de données.

Concernant les incertitudes sur les durées de vie des équipements, les plages de variations ont été construites principalement à partir de données issues des PEP de la base de données INIES et de rapports de la base de données ecoinvent. Pour l'unité de ventilation, la durée de vie retenue dans la base INIES est de 17 ans. La base de données ecoinvent indique une durée de vie de 20 ans mais pouvant varier de 15 à 50 ans. Nous avons donc considéré cette plage pour l'étude. Pour le ballon d'eau chaude, une durée de vie de 15 ans est considérée dans la base INIES. Les constructeurs garantissent leurs ballons pour des durées de 2 à 5 ans et parfois jusqu'à 10 ans. Nous avons choisi une plage de variation allant de 8 à 20 ans, bien que dans certains cas, la durée de vie peut aller bien au-delà. Pour les chaudières gaz et bois, une durée de vie de 16 ans est prise en compte dans la base INIES. Cette durée est de 20 ans dans ecoinvent, où il est également indiqué que des durées de vie allant de 15 à 20 ans sont généralement considérées dans les études. Les garanties des constructeurs peuvent aller jusqu'à 10 ans. Nous considérons alors une plage de variation de 10 à 20 ans pour les chaudières. Une durée de vie de 10 ans est prise en compte dans la base INIES pour les PAC alors que la base ecoinvent prévoit une durée de vie de 20 ans et précise que les durées de vie pour ce type d'équipement peuvent aller de 16 à plus de 20 ans. Un facteur d'incertitude de 1,5 est proposé dans ecoinvent, nous considérons une plage de variation de 10 à 30 ans pour la PAC. Enfin, pour les conduits, les durées de vie proposées dans Hoxha et al. (2014), variant de 15 à 60 ans, sont considérées.

Incertitudes sur les données environnementales

Les incertitudes sur les données environnementales inventoriées sont étudiées en utilisant les distributions de probabilités fournies par ecoinvent. Dans cette base de données, les incertitudes sur les flux sont caractérisées de manière quantitative à partir des distributions de probabilité des données inventoriées si l'échantillon est assez grand ou sinon à partir de jugement d'expert (Weidema et al., 2013). Pour compléter cette première caractérisation des incertitudes, une incertitude qualitative sur la qualité des données est ajoutée grâce à l'utilisation de matrice de pedigree (Weidema et al., 2013 ; Muller, 2015). Cette incertitude supplémentaire, qui vise à augmenter la dispersion autour de la valeur de référence dépend de la fiabilité des données, mais aussi de leurs représentativités et de leurs corrélations temporelles, géographiques et technologiques. Afin de prendre en compte les incertitudes sur les données environnementales, nous réalisons 2000 tirages dans les distributions proposées par ecoinvent à l'aide de l'outil Brightway2. Notons que certaines données, initialement corrélées, sont échantillonnées de manière indépendante à ce stade (Marfoq, 2015). La manière d'utiliser ces 2000 tirages lors des criblages est présentée au § 4.2.2.

En utilisant ces tirages, il est possible d'estimer l'effet des incertitudes sur les données environnementales de manière globale, mais pas de déterminer quelles substances ou procédés influencent le plus les résultats. D'autant que les effets de différentes substances ou procédés peuvent se compenser. Pour aboutir à une analyse de la sensibilité des flux, une possibilité aurait par

exemple consisté à étudier séparément les incertitudes sur les flux intervenant dans les plus de 150 procédés contribuant au moins à 1 % de l'impact pour au moins un des indicateurs et pour toutes les variantes qui ont été identifiés au moyen de l'analyse de contribution réalisée au chapitre 2. L'application de cette démarche, qui aurait permis de mettre en lumière les flux les plus influents, aurait également eu pour effet d'augmenter significativement le nombre de simulations à réaliser pour les AS (ajout de 150 procédés multipliés par le nombre de flux incertains intervenant dans ces procédés) et n'a pas été appliquée dans le cadre de cette thèse.

Facteurs de caractérisation pour le PRG

Nous étudions également les effets des incertitudes sur les facteurs de caractérisations du PRG proposés par le GIEC, comme dans Henriksson et al. (2015). Une incertitude est considérée uniquement sur les facteurs de caractérisation des substances qui se sont révélées être particulièrement contributrices de l'impact (contribution à plus de 1 % de l'impact) pour toutes les variantes, dans l'étude du chapitre 2. Ces substances, qui sont listées dans l'Annexe J, correspondent au dioxyde de carbone, au méthane fossile et non fossile, au protoxyde d'azote et au R134a. Pour ces gaz, des données sur les incertitudes sont fournies dans l'annexe 8SM du rapport du GIEC de 2013 (Myhre et Drew, 2013). Les intervalles de confiance à 90 % y sont précisés et il est supposé que les incertitudes suivent une loi normale. L'écart-type associé a cette loi normale a donc été déterminé et la plage de variation retenue correspond à +/- 2 écart-types autour de la valeur de référence. L'incertitude sur le dioxyde de carbone affecte tous les gaz étant donné que le PRG de chaque gaz est calculé relativement à la contribution au réchauffement global du CO_2. Les incertitudes sur les quatre autres gaz qui n'affectent que ces gaz, n'incluent pas les incertitudes sur le CO_2 déjà prises en compte.

Des incertitudes n'ont été considérées que pour les facteurs de caractérisation du PRG, principalement en raison du manque de données d'incertitudes sur les facteurs de caractérisation des autres indicateurs environnementaux. Toutefois, la même démarche pourrait leur être appliquée.

4.2.1.2. Variabilité

Type de polystyrène

Une variable catégorielle pouvant prendre 2 niveaux est utilisée pour refléter l'écart entre les compositions possibles d'un même composant du bâtiment. Nous nous intéressons ici à un isolant, le polystyrène extrudé, pour lequel le choix du procédé d'extrusion est susceptible de fortement influencer les résultats, en particulier sur l'indicateur de changement climatique. Des procédés d'extrusion au R134A ou au CO_2 peuvent être utilisés (Dow chemical company, 2008). Toutefois, de nouveaux procédés d'extrusion, moins impactants en terme de changement climatique sont à l'étude (Smithers Rapra, 2014), mais les données environnementales associées ne sont pas

disponibles. Nous étudions l'effet du choix du procédé d'extrusion en considérant deux gaz pour le soufflage : le R134a et le CO_2.

Scénarios d'occupation

La variabilité liée à l'occupation est étudiée en générant 2000 scénarios, valides pour une maison individuelle de quatre pièces principales située en zone rurale, à l'aide du générateur de scénarios de Vorger (2014), présenté au chapitre 2. La manière d'utiliser ces 2000 scénarios lors des criblages est précisée au § 4.2.2. Aucune incertitude n'est prise en compte sur les paramètres du générateur de scénarios dans cette étude.

Climat

La variabilité temporelle du climat est prise en compte en se basant sur 2000 climats, pour lesquels le rayonnement est corrélé à la température, et générées à partir du modèle de Ligier et al. (2017). Aucune incertitude n'est prise en compte sur les paramètres (par exemple sur les coefficients de corrélation pour un site) de ce modèle présenté au chapitre 2. L'intégration de ces scénarios générés aléatoirement aux criblages de Morris est détaillée au § 4.2.2.

4.2.1.3. Sources d'incertitudes non prises en compte dans le cas d'étude

Les sources d'incertitudes que nous traitons ici ne couvrent qu'une partie de celles rencontrées en ACV des bâtiments. D'autres sources d'incertitudes, que nous rappelons dans la suite, auraient toutefois pu être incluses à l'étude et leurs effets sur les résultats pourront être étudiés dans de futures études. Les erreurs, qui peuvent intervenir à toutes les étapes de l'étude, mais qui sont très difficilement quantifiables n'ont pas été intégrées.

Nous plaçant dans un objectif d'écoconception où une approche conséquentielle est plus adaptée (Roux, 2016), nous n'intégrons pas d'incertitudes sur le choix de l'approche d'ACV, ni sur les hypothèses de modélisation qui découlent de ce choix.

Comme discuté précédemment, aucune incertitude n'est considérée sur les paramètres des modèles complémentaires (générateurs d'occupation et de climat et modèle de mix électrique marginal dérivé) que nous utilisons. Pourtant d'importantes incertitudes peuvent peser sur les résultats fournis par ces modèles, en particulier pour le modèle de mix (Roux, 2016).

Nous n'avons étudié les incertitudes sur les méthodes de caractérisation qu'au travers de quelques facteurs de caractérisation pour le changement climatique. Des incertitudes pèsent également, sur les facteurs de caractérisation des autres méthodes. Elles sont liées aux hypothèses faites dans la modélisation des effets des substances mais ces données d'incertitudes ne sont pas toujours disponibles (Weidema et al., 2013 ; Wender et al., 2017). De plus, nous n'étudions pas

l'incertitude liée au choix de la méthode de caractérisation pour une catégorie d'impact donnée. Cela aurait pu être fait en intégrant plusieurs indicateurs représentatifs d'une même catégorie d'impact et en comparant les résultats des AS et des AI pour les différentes options.

La variabilité spatiale et temporelle des émissions et de la sensibilité du milieu n'est pas non plus intégrée, même si des données sont désormais disponibles pour réaliser ce type d'analyse concernant la variabilité spatiale[66].

Finalement, les évolutions sur le long terme du bâtiment et de son contexte (climat, réseaux…) ne sont pas prises en compte ce que constitue une hypothèse forte. Ainsi la modélisation est menée pour une année donnée reflétant les conditions actuelles (bâtiment neuf dont les matériaux et systèmes ne sont pas dégradés, et contextes climatique et énergétique actuels) et est répétée pour toutes les années de vie du bâtiment. Des AS et AI pourraient être menées pour plusieurs scénarios d'évolution afin d'évaluer les conséquences des futurs possibles. Toutefois, de nombreuses hypothèses doivent être faites pour construire ces futurs, ce qui rend l'exercice complexe.

4.2.2. *Prise en compte des variables catégorielles dans les AS*

4.2.2.1. Méthodes pour la prise en compte des variables catégorielles dans les AS

Parmi les facteurs incertains que nous considérons dans ce chapitre, quatre sont considérés comme des variables catégorielles (discrètes et non ordonnées) : le type de polystyrène, les données environnementales, l'occupation et le climat. Le climat et l'occupation sont en pratique des séries temporelles pour lesquelles un grand nombre de scénarios peuvent exister et être aléatoirement tirés. De plus, les données environnementales regroupent des incertitudes sur un grand nombre de facteurs, qu'il aurait été préférable de traiter séparément, ce qui n'a pas été fait ici vu les temps de calcul importants qu'aurait impliqués la prise en compte de tous ces facteurs. Hormis le facteur concernant le type de polystyrène, pour lequel deux options sont considérées pour l'extrusion, ces facteurs peuvent avoir une infinité de valeurs (2000 scénarios ont été générés ici pour chacun d'eux). Se pose la question de leur prise en compte, en particulier dans les méthodes de criblage que nous proposons de mettre en place en amont des AI.

Pour le cas du type de polystyrène, la démarche proposée au chapitre 3 est appliquée ici. Ce facteur a deux niveaux et, dans chaque répétition d'OAT (pour la méthode de Morris), ou du plan d'expérience (pour la méthode de PB), la valeur passe d'un niveau à l'autre.

[66] http://www.impactworldplus.org/en/publications.php

Pour les trois autres facteurs, deux options sont envisagées pour une intégration dans les méthodes de criblage :

- Ne considérer que deux scénarios, contrastés (par exemple les scénarios correspondant à des quantiles à 2,5 % et 97,5 %), pour chacune des variables, et pour toutes les répétitions, afin de se ramener au cas des variables catégorielles à deux niveaux.
- À chaque répétition des plans d'expérience, prendre en compte de façon aléatoire deux scénarios différents parmi ceux préalablement générés.

Avec la première option, les facteurs ont les mêmes valeurs à chaque répétition. Le choix des scénarios contrastés est cependant difficile à faire. Si l'on souhaite couvrir par exemple 95 % des valeurs, il s'agit de trouver pour chacune des trois variables catégorielles des scénarios correspondant, aux quantiles à 2,5 % et 97,5 % de la distribution obtenue lorsque les 2000 scénarios sont simulés. Étant donné que nous considérons plusieurs indicateurs environnementaux en sortie, ces scénarios doivent, de plus, être contrastés pour tous les indicateurs. Or, les différentes sorties ne sont pas affectées de la même manière par les scénarios. Par exemple, pour l'occupation, les scénarios pour lesquels les températures de consigne sont élevées ne correspondent pas forcement à ceux pour lesquels les quantités d'eau consommées sont les plus importantes. Ainsi, le choix des scénarios contrastés et par suite l'analyse de sensibilité devraient idéalement être menés pour chaque sortie, ce qui tend à fortement augmenter les temps de calcul.

La seconde option offre la possibilité d'étudier la variabilité des scénarios, puisqu'à chaque répétition un jeu de deux scénarios différents est utilisé pour chaque variable. De plus, il n'est pas nécessaire de réaliser une étude par indicateur puisque parmi le grand nombre de scénarios étudiés au cours des répétitions, des scénarios présentant des caractéristiques contrastées pour tous les indicateurs seront vraisemblablement tirés.

Dans les deux options, l'exploration de l'espace ne se fait pas de la même manière pour les variables catégorielles et pour les autres facteurs : en particulier, le nombre de niveaux considéré est différent. De plus, dans l'option 1, les mêmes scénarios sont utilisés pour tous les niveaux alors que dans l'option 2 un scénario (c'est-à-dire un niveau pour les variables catégorielles) n'est utilisé que dans une seule répétition.

Afin de déterminer l'option la plus adaptée pour la prise en compte des variables catégorielles possédant de nombreux niveaux, dans les méthodes de criblage, nous comparons les résultats donnés par les deux options à ceux donnés par une méthode de référence. Pour le cas de la maison IBB, chauffée à l'électricité (sans PAC), et sur laquelle les 161 facteurs incertains présentés au § 4.2.1 sont considérés, nous réalisons d'une part des criblages de Morris avec les options 1 et 2 et nous appliquons d'autre part la méthode de Sobol. Pour cette dernière méthode qui nous sert de référence, il est possible de prendre en compte des facteurs possédant un grand nombre de niveaux (Saint-Geours, 2012).

4.2.2.2. Paramétrage des criblages de Morris

Nous choisissons de réaliser un criblage de Morris à six niveaux pour tous les facteurs à l'exception des variables catégorielles. Une variance est calculée en sortie des criblages comme présenté dans le chapitre 3. Pour l'option 1, nous réalisons dans un premier temps des propagations d'incertitude pour les trois variables catégorielles séparément afin d'avoir pour chaque indicateur des séries de 2000 valeurs possibles. Puis les deux scénarios contrastés sont déterminés pour chaque variable catégorielle. En pratique, pour la variabilité du climat, les deux scénarios sont sélectionnés, non pas sur l'ensemble des indicateurs environnementaux, mais sur la température moyenne et sur la température moyenne sur la saison de chauffe. En effet, le climat affecte uniquement les besoins de chauffage en phase d'usage du bâtiment, mais n'intervient pas sur les autres phases du cycle de vie. De plus, ces grandeurs sont corrélées aux besoins de chauffage comme montré dans Ligier et al. (2017). Pour l'occupation, les scénarios sont sélectionnés sur l'ensemble des indicateurs environnementaux présentés au chapitre 2 puisque cette variable affecte nous seulement les besoins de chauffage, mais aussi les consommations d'eau chauffe et froide et la consommation électrique. Concernant les incertitudes sur les données environnementales, les scénarios sont également sélectionnés sur l'ensemble des indicateurs environnementaux présentés au chapitre 2 puisque cette variable affecte l'ensemble des procédés pris en compte dans le cycle de vie du bâtiment. Si pour la variabilité du climat et dans une moindre mesure pour l'occupation, il est plus aisé de sélectionner des scénarios proches des quantiles à 2,5 % et 97,5 % pour toutes les grandeurs de sorties, ce n'est pas le cas pour les incertitudes sur les données environnementales où les tendances observées peuvent être assez différents en fonction des indicateurs. Nous retenons des scénarios contrastés pour tous les indicateurs, mais ne correspondant toujours pas aux quantiles à 2,5 % et 97,5 % pour les données environnementales, afin de ne pas réaliser une étude par indicateur et donc de limiter les temps de calcul. Les biais introduits par l'utilisation de deux scénarios extrêmes pour tous les indicateurs (au lieu de deux scénarios par indicateur) sont présentés en Annexe M. Ainsi, le choix des scénarios contrastés tend à surestimer l'influence de l'occupation. De plus, le choix de ces scénarios tend à sous-estimer l'influence de l'incertitude sur les données environnementales pour les déchets, les déchets radioactifs et les radiations ionisantes.

Pour la seconde option, à chaque répétition, deux scénarios différents sont sélectionnés pour chaque variable catégorielle. Le nombre de répétitions à réaliser pour le criblage est déterminé de manière à considérer un grand nombre de scénarios différents pour les variables catégorielles tout en limitant les temps de calcul. Nous évaluons alors la convergence des résultats en étudiant la moyenne cumulée des sorties. À partir de 200 scénarios, les sorties ont bien convergé pour la variabilité du climat et de l'occupation mais la convergence reste inachevée pour certains indicateurs (radiations ionisantes et toxicité humaine) pour les incertitudes sur les données environnementales. La convergence est illustrée sur une grandeur de sortie dans les figure 4-3, figure 4-4, et figure 4-5 et en Annexe M pour les autres sorties, en utilisant 10 séries de 200 scénarios.

Les coefficients de variation, définis comme les rapports entre l'écart-type sur les moyennes cumulées des 10 séries à la 200ème simulation sur la moyenne de la sortie pour les 2000 simulations, sont également indiqué en Annexe M, pour toutes les sorties et tous les indicateurs. Bien que les résultats n'aient pas complètement convergé, en particulier pour l'indicateur de toxicité humaine sur les incertitudes sur les données environnementales, nous choisissons de réaliser 100 répétitions du criblage de Morris, c'est-à-dire d'utiliser 200 scénarios différents. Ce choix est motivé par les temps de calcul important mis en jeu dans les criblages incluant un grand nombre de facteurs (161 facteurs dans notre cas).

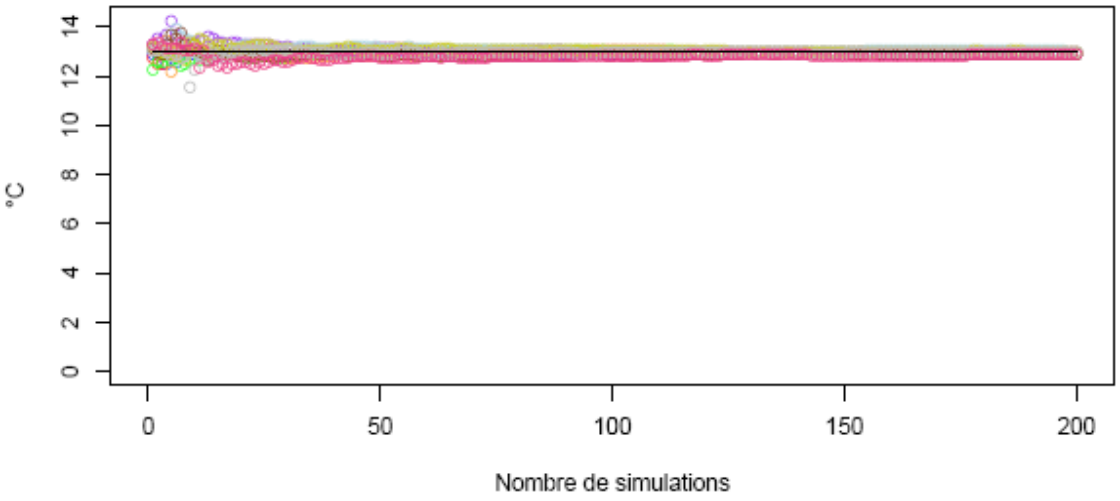


Figure 4-3. Convergence des résultats pour la variabilité du climat sur la température moyenne annuelle

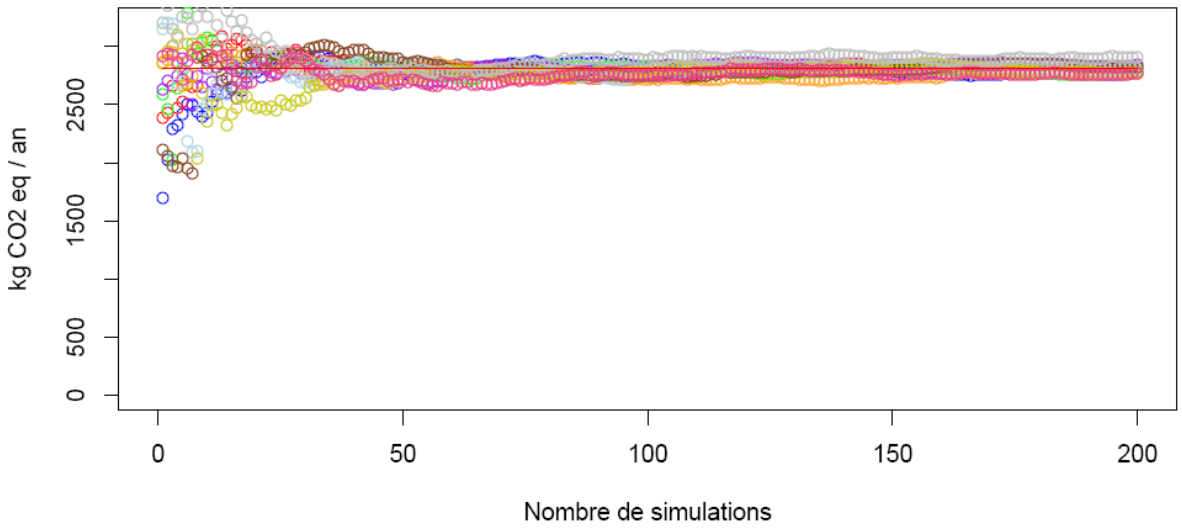


Figure 4-4. Convergence des résultats pour la variabilité de l'occupation sur le changement climatique

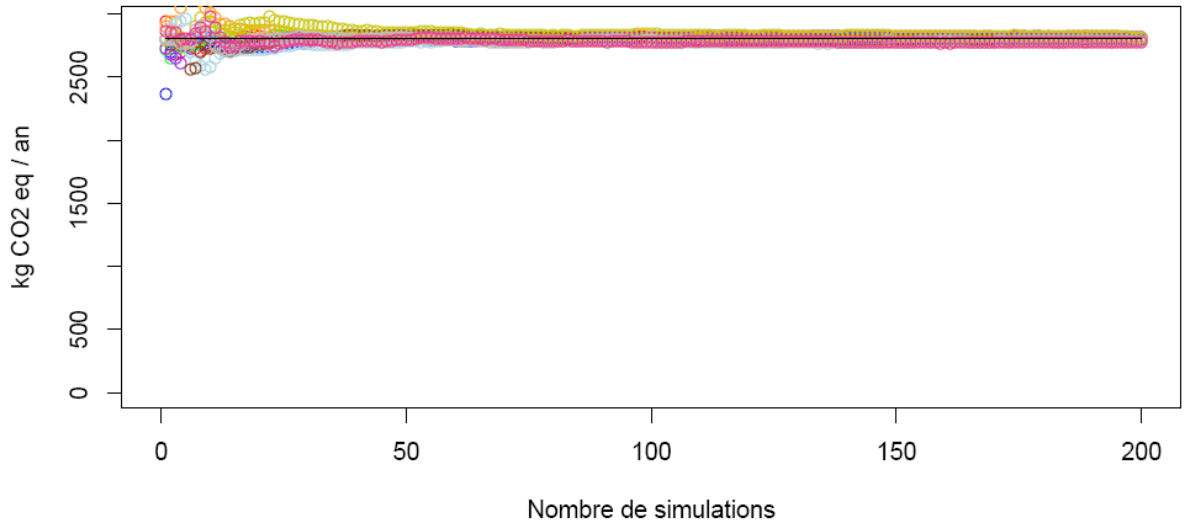


Figure 4-5. Convergence des résultats pour les incertitudes sur les données environnementales sur le changement climatique

4.2.2.3. Paramétrage de la méthode de Sobol

Les résultats donnés par les deux options pour le criblage de Morris sont comparés à ceux de la méthode de Sobol. Afin de limiter les temps de calculs associés à cette méthode, nous n'incluons pas tous les facteurs incertains à cette analyse. Le choix du jeu de facteurs à prendre en compte est lié aux résultats des criblages de Morris obtenus avec les deux options (scénarios contrastés ou scénarios aléatoires) : pour ces deux cas, le jeu d'indicateur expliquant au moins 99 % de la variance pour tous les indicateurs est calculé. L'union de ces deux jeux donne un groupe de 24 facteurs qui est utilisé pour la méthode de Sobol. Ces facteurs sont listés en Annexe M. Un échantillonnage par hypercube latin avec une taille d'échantillon de $N_S = 5000$ est utilisé pour cette méthode. Un scénario différent est utilisé pour chaque simulation dans les matrices A et B (les 2000 scénarios générés pour les trois variables catégorielles sont ainsi utilisés). De plus, des lois uniformes sont utilisées pour tous les facteurs pour mieux correspondre à ce qui est calculé dans les criblages de Morris.

4.2.2.4. Résultats

Les deux options de la méthode de Morris ont été appliquées sur le cas de la maison IBB en considérant les 161 facteurs incertains précédemment présentés. Cette étude préliminaire n'est donc pas réalisée dans un contexte de comparaison de variante. Toutefois, les conclusions de cette étude restent valables pour le cas de la comparaison de variante. En effet, les méthodes d'AS sont appliquées de la même manière et seules les sorties du plan d'expérience changent : dans un cas, il s'agit de ceux d'une variante seule et dans l'autre, des écarts entre les valeurs d'impact des deux variantes. 22 h de calcul ont été nécessaires pour chacune des deux options du criblage de Morris à

161 facteurs. La méthode de Sobol, incluant 24 facteurs, a nécessité 33 h de calcul. Les résultats des trois méthodes sont donnés en Annexe M. Pour la plupart des indicateurs environnementaux, la variabilité de l'occupation, les incertitudes sur les données environnementales, et dans une moindre mesure la durée de vie du bâtiment et la variabilité du climat sont des facteurs particulièrement influents. Remarquons que la méthode utilisée pour prendre en compte la variabilité du climat tend à surestimer l'influence de ce facteur. En effet, une même série temporelle est utilisée pour toutes les années sur le cycle de vie alors qu'en réalité, le climat varie chaque année. Le climat aurait alors tendance à se moyenner sur toutes les années de la vie du bâtiment, ce qui tendrait à réduire son effet. Pour le changement climatique, le choix du procédé d'extrusion pour le polystyrène a aussi beaucoup d'influence, de même que la durée de vie de l'isolant. Le rendement du réseau d'eau, pour la consommation d'eau, et la durée de vie du carrelage et de l'enduit pour l'indicateur de ressources sont également identifiés.

Les résultats des trois méthodes ont également mis en avant la présence d'interactions pour plusieurs facteurs. Bien que l'utilisation d'une taille d'échantillon de $N_S = 1000$ pour la méthode de Sobol n'ait pas suffit à faire converger de manière satisfaisante les indices de premier ordre, des écarts peuvent être observés entre les indices de premier ordre et totaux pour la variabilité de l'occupation, les incertitudes sur la qualité des données et la durée de vie du bâtiment. L'option 2 du criblage de Morris met également en évidence la présence d'interactions et/ou de non-linéarités sur ces facteurs. En revanche, l'option 1, détecte des effets linéaires très importants pour la variabilité de l'occupation et les incertitudes sur les données environnementales, mais pas d'interactions ou de non-linéarités. Cela est lié au nombre de niveaux considéré dans chaque option. Dans l'option 1, puisque seulement deux niveaux sont considérés, l'effet est interprété comme linéaire sans interactions, ce qui n'est pas le cas en présence de plusieurs niveaux.

La figure 4-6 présente une comparaison des résultats des trois méthodes pour les indicateurs de changement climatique et d'énergie consommée. Pour Morris, une variance est calculée et pour Sobol, nous présentons ici les résultats pour les indices totaux. Remarquons que pour les deux criblages de Morris, les résultats ont été recalculés en ne conservant que les 24 facteurs utilisés dans Sobol pour faciliter la comparaison des résultats.

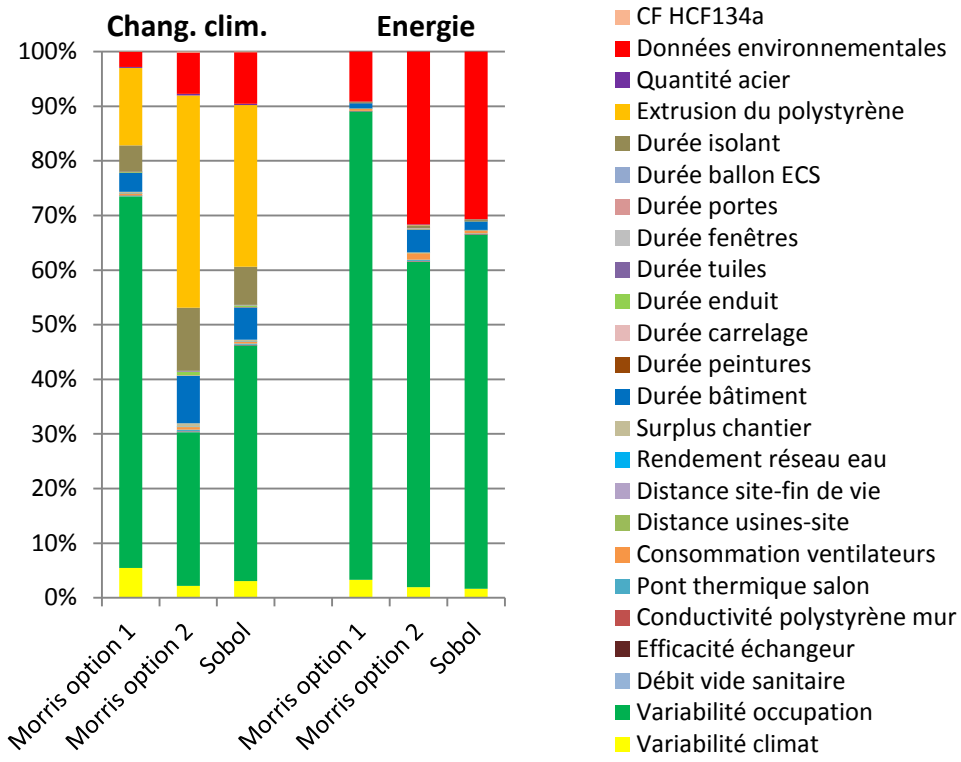


Figure 4-6. Comparaison de l'influence relative des facteurs incertains

L'influence relative des facteurs peut varier de manière importante entre les méthodes, ce qui a pour conséquence de modifier le classement des facteurs. Toutefois, sur l'ensemble des indicateurs, les tendances données par l'option 2 sont plus proches de celles observées avec Sobol, voir Annexe M. Afin de confirmer ces observations, le nombre de facteurs à retenir pour expliquer un certain niveau de variance (80 à 99 %) est étudié. Ces résultats sont présentés dans le tableau 3-7.

Pour un niveau de variance donné, les facteurs identifiés avec la méthode de Sobol le sont toujours avec l'option 2 pour la méthode de Morris. Pour l'option 1, il est plus fréquent qu'un facteur sélectionné par Sobol ne le soit pas par Morris. Par exemple, le rendement du réseau d'eau est identifié pour un niveau de variance de 80 % pour Sobol et de 95 % pour Morris option 1. Il en va de même pour la durée de vie de l'isolant, identifiée à partir de 85 % de variance avec Sobol et 90 % avec Morris option 1. Bien que l'option 2, permette presque toujours de sélectionner les facteurs identifiés par la méthode de référence pour un niveau de variance donné, des facteurs supplémentaires sont également retenus. Cette méthode contribue donc à sélectionner plus de facteurs incertains.

Tableau 4-3 : Facteurs incertains expliquant 80 à 99 % de la variance pour au moins un indicateur

Facteur	Morris option 1	Morris option 2	Sobol
Consommation ventilateurs	99	97,5	99
Distance de transport des usines vers le site	99	99	99
Durée de vie bâtiment	80	80	80
Durée de vie carrelage	80	80	80
Durée de vie enduit	90	80	90
Durée de vie fenêtres		99	
Durée de vie isolant	90	80	85
Durée de vie peintures		99	99
Durée de vie portes	95	97,5	99
Durée de vie tuiles		99	
Incertitudes sur les données environnementales	80	80	80
Pont thermique salon		97,5	99
Procédé pour l'extrusion du polystyrène	80	80	80
Quantité d'acier dans le béton	95	85	95
Rendement du réseau d'eau	95	80	80
Surplus de matériaux (chantier)	97,5	97,5	97,5
Variabilité de l'occupation	80	80	80
Variabilité du climat	85	90	90
Nombre de facteurs à 80 %	5	8	6
Nombre de facteurs à 85 %	6	9	7
Nombre de facteurs à 90 %	8	10	9
Nombre de facteurs à 95 %	11	10	10
Nombre de facteurs à 97,5 %	12	14	11
Nombre de facteurs à 99 %	14	18	16

En complément, nous présentons Annexe M le classement des facteurs expliquant 90 % de la variance pour chaque indicateur et chacune des trois méthodes. Le classement donné par la méthode de Sobol est plus proche de celui donné par l'option 2 du criblage de Morris pour la plupart des indicateurs.

Dans les criblages menés par la suite, nous choisissons donc d'appliquer la seconde option qui par sa nature est plus proche de la méthode de Sobol.

4.3. Comparaison de deux variantes constructives

Dans un premier temps, nous étudions les effets des incertitudes sur la comparaison de deux variantes constructives : IBB et IOB. L'énergie utilisée pour le chauffage et la production d'ECS est l'électricité (sans PAC ni CETHI).

4.3.1. *Analyse de sensibilité*

Avant de propager les incertitudes, nous réalisons un criblage de Morris (avec l'option 2) afin de déterminer les facteurs les plus influents pour lesquels une définition précise des distributions de probabilité est apportée. 22 h de calcul ont été nécessaires pour les criblages pour chaque variante.

Pour le changement climatique et l'énergie consommée, nous présentons à la figure 4-7 les résultats des criblages pour les variantes IBB, IOB et pour la différence entre les valeurs d'impact de ces deux variantes. Les résultats pour les autres indicateurs sont en Annexe N pour IBB et IOB, et en figure 4-8 pour IBB-IOB. Pour ne pas surcharger les graphiques, seuls les noms des facteurs les plus influents sont précisés dans les légendes.

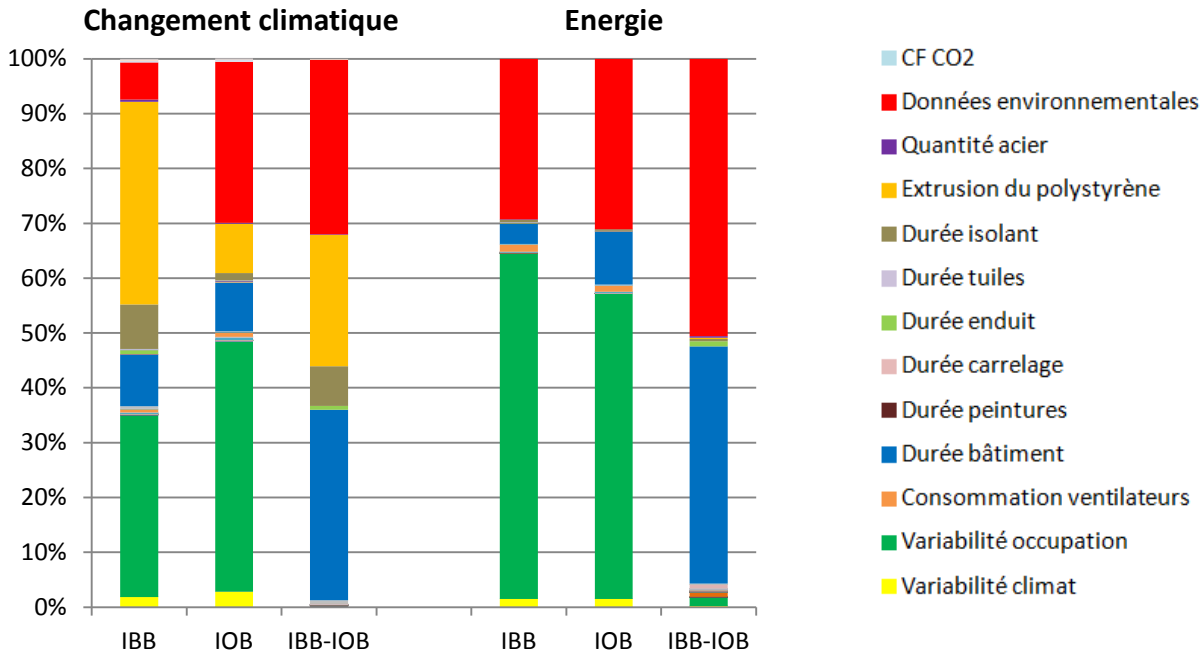


Figure 4-7. Résultats du criblage de Morris pour IBB, IOB et l'écart entre IBB et IOB

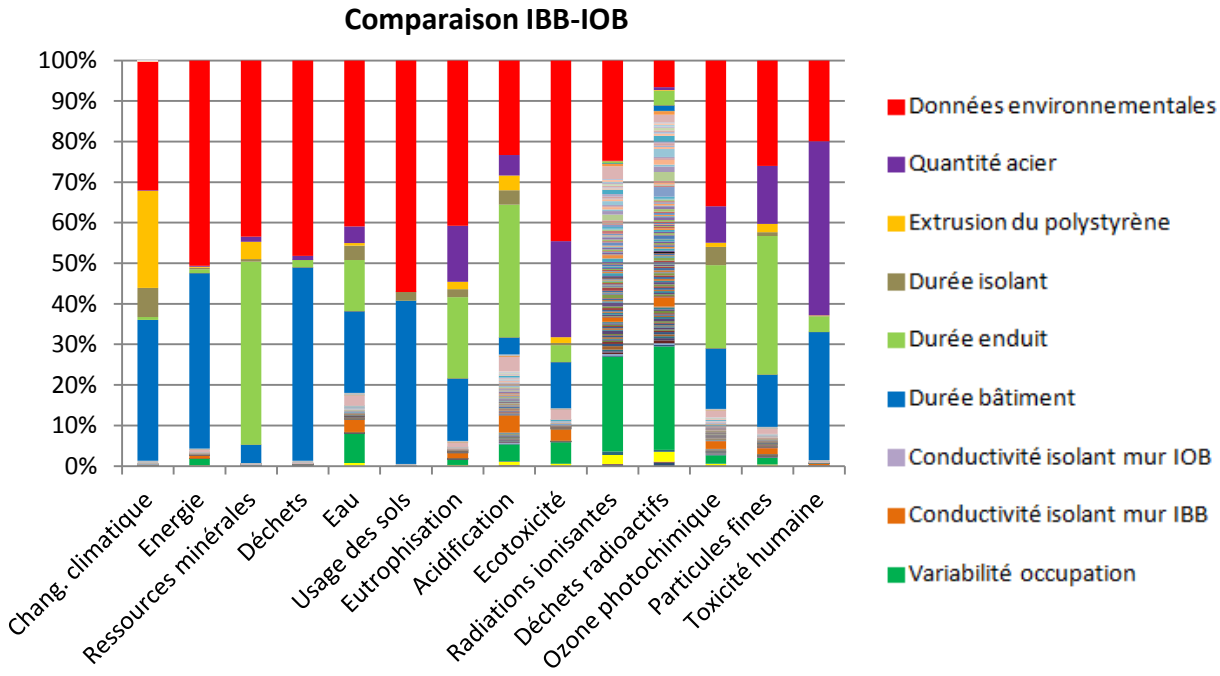


Figure 4-8. Criblage de Morris sur la différence entre les valeurs d'impact des variantes IBB et IOB

Comme observé dans l'exemple au § 4.3.1, les facteurs les plus influents sur les variantes séparées ne sont pas les mêmes que ceux identifiés en comparaison de variantes. Par exemple, la variabilité de l'occupation, qui a une grande influence sur les variantes séparées, se révèle être assez peu influente sur l'écart entre les impacts de IBB et IOB. Pour certains matériaux, les quantités mises en jeu dans les deux variantes constructives diffèrent. Les facteurs faisant intervenir ces matériaux ressortent alors comme étant influents. C'est le cas par exemple pour la durée de vie de l'enduit ou pour la quantité d'acier dans le béton. D'autres facteurs ont d'importants effets non-linéaires ou d'interactions (voir les graphiques de Morris en Annexe N). Il s'agit en particulier de la durée de vie du bâtiment et des incertitudes sur les données environnementales.

Pour deux indicateurs, les radiations ionisantes et les déchets radioactifs, un grand nombre de facteurs expliquent une petite part de variance. Les radiations ionisantes et les déchets radioactifs sont principalement affectés par l'usage d'électricité en comparaison de variantes et les faibles écarts entre les impacts des deux variantes dépendent plus particulièrement des différences entre les besoins de chauffage de ces deux variantes puisque les consommations d'ECS et d'électricité pour les appareils sont strictement identiques. De faibles variations pour des paramètres agissant sur la thermique peuvent avoir des effets différents sur les deux variantes constructives, notamment en terme d'inertie. Il en résulte des dynamiques temporelles différentes concernant les besoins de chauffage et potentiellement une variation d'appels aux centrales de production d'électricité, si bien que sur une année entière de faibles écarts peuvent-être observés entre les variantes, comme illustré en Annexe N. Ces écarts ressortent dans le cadre d'une comparaison de variantes. Dans une moindre mesure, ce phénomène est aussi observé pour l'acidification.

Ainsi, de nombreux facteurs sont identifiés pour expliquer au moins 90 % de la variance sur l'un au moins des indicateurs : 99 dans ce cas (pour les onze autres indicateurs, seuls neuf facteurs permettent d'expliquer 90 % de la variance). La liste de ces facteurs est donnée en Annexe N. La caractérisation précise des incertitudes doit être menée sur ces 99 facteurs, ce qui représente un travail considérable de recherche de collecte d'information qui n'est pas toujours envisageable en pratique. Nous proposons alors de fixer un budget en terme de nombre de facteurs qu'il est possible d'affiner en fonction du temps disponible pour l'étude. À titre d'exemple, nous choisissons ici d'étudier plus en détail la caractérisation des incertitudes sur les 15 facteurs les plus influents. Ces 15 facteurs sont listés dans le tableau 4-4. Il s'agit ici des facteurs dont la part de variance est supérieure à 1,4 % de la variance totale sur l'un au moins des indicateurs. Parmi eux, les neuf facteurs qui permettent d'expliquer 90 % de la variance sur tous les indicateurs à l'exception des déchets radioactifs, des radiations ionisantes et de l'acidification, sont indiqués en vert.

Tableau 4-4 : Facteurs dont la part de variance est supérieure à 1,4 % de la variance totale pour l'un au moins un des indicateurs

N°	Facteur
1	Capacité thermique volumique OSB
2	Conductivité laine de bois
3	Conductivité polystyrène Wallmate
4	Durée de vie bâtiment
5	Durée de vie enduit
6	Durée de vie isolant
7	$h_{c,e}$ parois verticales
8	$h_{c,i}$ plancher intermédiaire
9	$h_{r,i}$ plancher intermédiaire
10	Incertitudes sur les données environnementales
11	Pont thermique salon
12	Procédé pour l'extrusion du polystyrène
13	Quantité d'acier dans le béton
14	Variabilité de l'occupation
15	Variabilité du climat

Entre les deux variantes, seuls les modes constructifs changent. Les facteurs identifiés sur la comparaison de variantes sont ceux en lien direct avec le changement de mode constructif. L'effet de certains matériaux n'intervenant que dans l'une des deux variantes (laine de bois, polystyrène Wallmate, panneau OSB), ou n'étant pas présents dans les mêmes quantités dans les deux variantes (enduit, acier structurel) ressortent comme étant influents. On identifie, de plus, des facteurs ayant des effets sur la thermique, et qui, du fait de différences dans l'inertie thermique ou dans les compositions des deux maisons, sont influents : occupation, climat, ponts thermiques, coefficients de transfert de chaleur superficiels. D'autre part, des matériaux différents étant utilisés dans les maisons, les données environnementales diffèrent, ce qui fait ressortir les incertitudes sur ces

données. Enfin, la durée de vie du bâtiment a d'importants effets d'interactions sur la comparaison de variantes comme illustré dans le graphique de Morris en Annexe N. Elle interagit avec les durées de vie des autres matériaux (dont les quantités diffèrent) mais aussi avec les valeurs des données environnementales (qui ne sont pas toutes utilisées dans les deux variantes).

Nous procédons dans la suite à une spécification des distributions pour ces 15 facteurs. Cet exercice est réalisé ici à titre d'exemple et la caractérisation précise des incertitudes qui en résulte peut être sur- ou sous-estimée. C'est pourquoi, nous recommandons de réaliser cette étape, au cas par cas, en tenant compte des spécificités de chaque projet, et en faisant appel à l'expertise des parties prenantes.

Pour les conductivités et les épaisseurs, nous supposons que les incertitudes peuvent être caractérisées par des lois normales tronquées, dont la moyenne correspond à la valeur de référence, et les troncatures correspondent aux bornes de l'intervalle préalablement défini. Pour ces facteurs, un écart-type de 2,5 % est choisi afin resserrer les données autour de la valeur de référence. Pour la capacité thermique volumique, la même démarche est appliquée, mais en retenant un écart-type de 5 % puisque la collecte de données menée pour le § 4.2.1 avait mis en évidence une incertitude plus importante sur ce facteur. Concernant les coefficients de transfert de chaleur superficiels, l'incertitude avait été caractérisée en reprenant les conclusions de l'état de l'art de Munaretto (2014). N'ayant pas plus d'informations sur ces coefficients, nous conservons la plage de variation qui avait été fixée. Les ponts thermiques étant bien connus pour l'une des deux variantes, nous resserrons la plage d'incertitude de manière à se rapprocher des valeurs de ponts thermiques calculées. Une loi normale tronquée est utilisée. La valeur de référence correspond à l'écart entre la valeur RT et la valeur calculée et un écart-type de 10°% est considéré autour de cette valeur. L'incertitude sur la quantité d'acier structurel dans le béton est réduite en considérant une loi normale tronquée autour de la valeur de référence et un écart-type de 5 % sur cette quantité. Concernant l'extrusion du polystyrène, on suppose qu'un concepteur ayant l'habitude de travailler avec un fournisseur peut connaître le type de procédé utilisé pour l'extrusion du polystyrène. De plus, de nouveaux procédés d'extrusion, moins impactant en terme de changement climatique sont à l'étude (Smithers Rapra, 2014). Nous choisissons de ne plus considérer d'incertitude sur ce facteur et retenons un processus d'extrusion au CO_2.

Pour les durées de vie des composants, nous utilisons des lois normales tronquées, dont la moyenne correspond à la valeur de référence, et les troncatures correspondent aux bornes de l'intervalle. Comme dans Hoxha et al. (2014), un écart-type de 16,5 ans est considéré pour l'enduit. Pour l'isolant, nous considérons un écart-type de 9,5 ans. Finalement, pour la durée de vie du bâtiment, la distribution définie au chapitre 3 est utilisée, ce qui revient à considérer une loi normale de moyenne 80 ans avec écart-type de 20 ans. Cette loi est tronquée aux bornes de l'intervalle utilisé dans le criblage.

En première approche, nous avions considéré des scénarios d'occupation valables pour tous les types de familles habitant une maison individuelle de quatre pièces principales. Toutefois, en conception, on peut imaginer qu'un bâtiment est prévu pour un marché cible. Nous avons choisi de préciser le peuplement de la maison pour cibler des couples de primo-accédants avec un enfant dont les caractéristiques sont indiquées en Annexe N.

Aucune modification n'est apportée sur le climat. Cela aurait pu être fait en se basant sur un fichier météorologique typique créé à par d'une station plus proche du site de construction du bâtiment. Finalement, pour les incertitudes sur les données environnementales, nous choisissons de ne pas affiner les distributions sur les flux inventoriés proposées par ecoinvent puisque nous n'avons pas l'expertise pour améliorer la caractérisation des incertitudes sur les nombreuses données de cette base. Toutefois, si des données supplémentaires sont connues, une approche bayésienne peut être utilisée pour mettre à jour les distributions. C'est ce que propose Muller (2015) dans sa thèse.

4.3.2. *Analyse d'incertitude*

Les incertitudes ont été propagées après avoir été caractérisées de manière plus précise pour les facteurs identifiés comme étant influents par le criblage de Morris et en utilisant des distributions uniformes ayant pour bornes les plages de variations définies au § 4.2.1 pour les autres facteurs. Un échantillonnage par séquence de Sobol de taille 5000 est utilisé pour chaque variante. Au total, les 10000 simulations (5000 pour IBB et 5000 pour IOB) ont été réalisées en 14 h. Nous présentons ici les distributions de probabilité en sortie pour les variantes IBB et IOB pour les indicateurs de changement climatique et d'énergie primaire. À titre indicatif, les résultats sont présentés pour les distributions initiales et pour les distributions plus précises. Les résultats pour les autres indicateurs sont en Annexe N.

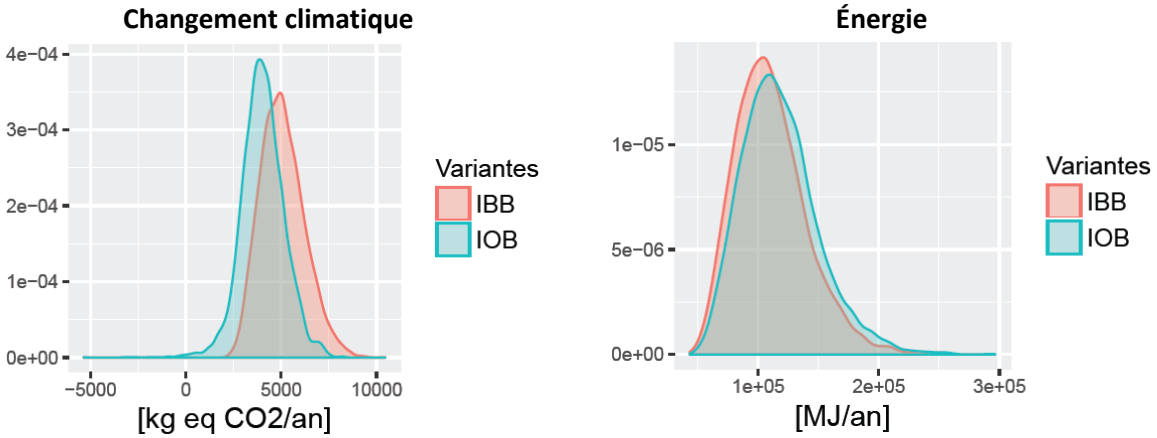


Figure 4-9. Distributions de probabilité en sortie pour les variantes IBB et IOB avec les incertitudes par défaut

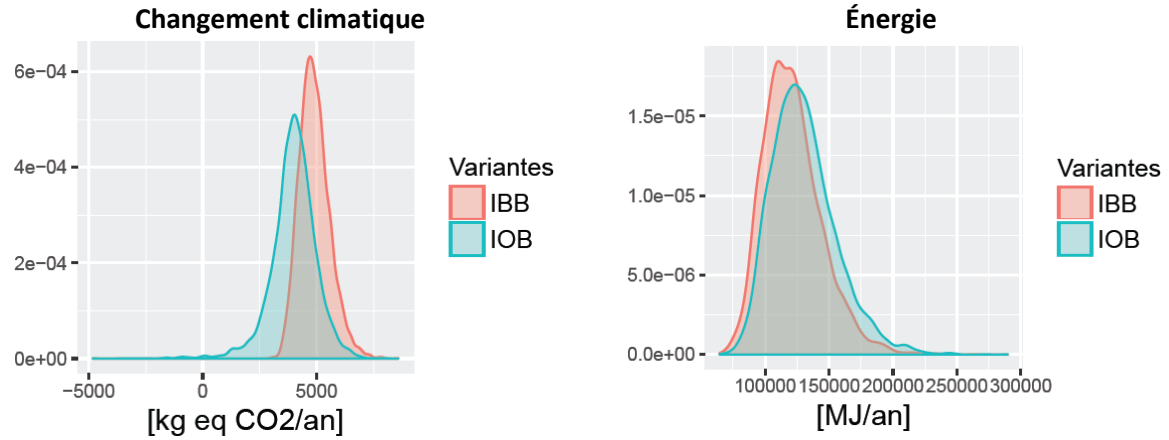


Figure 4-10. Distributions de probabilité en sortie pour les variantes IBB et IOB après avoir précisé les incertitudes sur les facteurs les plus influents

Les distributions des deux variantes sont relativement proches et se recoupent pour le changement climatique et l'énergie. Malgré cela, la variante IOB semble être plus souvent la meilleure variante pour le changement climatique alors que ses impacts paraissent plus élevés que ceux de IBB pour l'énergie consommée.

Ces résultats montrent la présence de valeurs extrêmes dans les distributions de sorties. L'étude des valeurs d'entrées des facteurs pour ces points extrêmes a mis en avant qu'elles sont souvent liées aux incertitudes sur les données environnementales interagissant avec d'autres facteurs, les lois lognormales utilisées pour caractériser les incertitudes sur la plupart des flux dans ecoinvent n'étant pas tronquées. Ainsi pour le changement climatique, la présence de la valeur extrême $-6{,}4\ tCO_{2-eq}/an$ pour IOB est liée à une durée de vie du bâtiment assez courte : 48 ans et surtout à l'utilisation de données environnementales conduisant à une valeur extrême et non réaliste de -29 kg $CO_{2\text{-}eq}$/kg pour la fabrication de poutre en bois (valeur prenant en compte le carbone biogénique). La prise en compte de troncatures sur les distributions d'incertitude des flux permettrait d'éviter ce type de problème. Notons également que pour l'usage des sols, de telles valeurs extrêmes sont aussi observées et qu'en particulier, la variante IOB présente des valeurs négatives dans de rares cas, soulignant les limites de l'échantillonnage des données environnementales.

La modification des distributions a eu pour effet de réduire légèrement la variance en sortie. De plus, les valeurs moyennes des distributions ont été légèrement décalées. Cela peut s'expliquer par le fait que pour la durée de vie qui est l'un des facteurs très influent en comparaison de variante, la moyenne considérée pour la loi normale tronquée ne correspond pas à la moyenne de la plage de variation définie précédemment. De plus, l'occupation a été modifiée, ce qui peut avoir pour effet de faire converger les sorties vers une autre valeur.

Pour les autres indicateurs, pour lesquels les résultats de la propagation sont présentés en Annexe N, les distributions des deux variantes sont très proches et se superposent dans beaucoup de

cas. Des résultats plus contrastés sont toutefois observés pour l'usage des sols. Pour cet indicateur la dispersion des résultats est plus importante pour la variante IOB.

Le fait que les distributions des deux variantes se recoupent pour beaucoup d'indicateur laisse présager que l'écart entre les valeurs d'impact est faible et qu'il sera difficile de conclure sur le choix d'une meilleure variante. Prado-Lopez et al. (2015) se basent d'ailleurs sur ce critère (l'aire de recoupement entre les distributions de différentes variantes) pour déterminer si un choix de meilleure variante est possible pour un indicateur donné : plus l'aire de recoupement est grande, plus le choix d'une meilleure variante est difficile à faire. Néanmoins, puisque les distributions de probabilité présentées ici agrègent les valeurs pour toutes les simulations, ces conclusions pourraient être erronées. Il nous semble alors important de regarder en complément l'écart entre les valeurs d'impacts des deux variantes, pour lesquelles les incertitudes ont été propagées en suivant le même plan d'expérience. C'est ce qui est présenté dans le paragraphe suivant.

4.3.3. *Détermination d'une meilleure variante*

Afin de déterminer quelle est la meilleure variante, nous étudions à la figure 4-11 la probabilité que les impacts de IBB soient plus faibles que ceux de IOB.

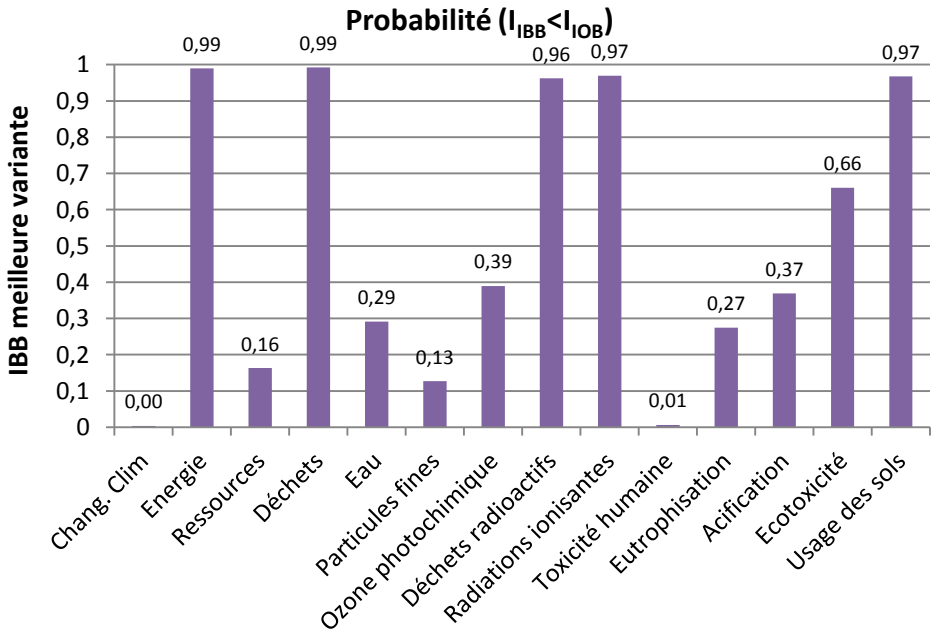


Figure 4-11. Probabilité que les impacts de IBB soient plus faibles que ceux de IOB

Pour l'énergie consommée, les déchets produits, les radiations ionisantes et l'usage des sols, IBB est presque toujours la meilleure variante : la probabilité que la variante IBB soit meilleure dépasse

toujours les 95 %. Pour les déchets radioactifs, la probabilité que IBB soit la meilleure variante est également très élevée. Pour d'autres indicateurs (changement climatique et toxicité humaine), les probabilités sont très proches de 0, la variante IOB est donc presque toujours préférée. Pour les ressources et les particules fines bien que la probabilité que la variante IOB soit meilleure reste élevée, il devient plus difficile de conclure sur le choix d'une meilleure variante. Enfin pour les autres indicateurs, il n'est pas possible de conclure.

5000 simulations de chaque variante ont été réalisées pour obtenir ces résultats, ce qui a nécessité comme nous l'avons vu 14 h de simulations. Nous souhaitons savoir si ces résultats auraient pu être obtenus en des temps de calcul réduits. Les probabilités que IBB soit la meilleure variante sont présentés à la figure 4-12 pour des tailles d'échantillon allant de 100 à 5000, en conservant l'échantillonnage par séquence de Sobol.

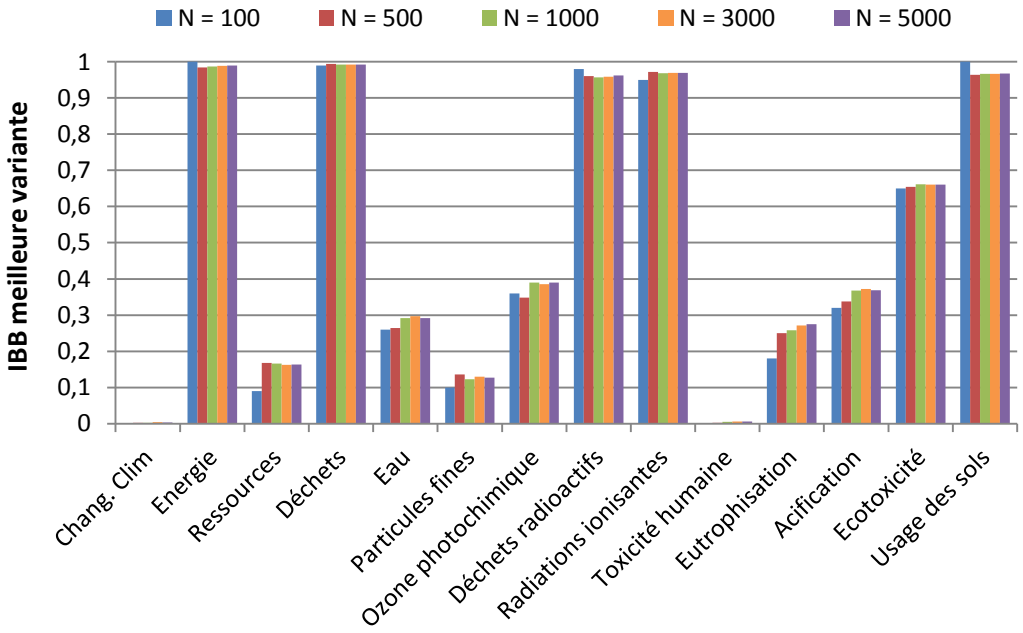


Figure 4-12. Effet de la taille de l'échantillon

Pour notre cas d'étude, la taille d'échantillon aurait pu être fortement diminuée sans changer les conclusions obtenues. En effet, même en seulement 100 simulations, il est possible de déterminer les mêmes groupes d'indicateurs pour lesquels IBB ou IOB sont les meilleurs variantes et ceux pour lesquels il est plus difficile de conclure.

Comme nous l'avons vu lors de l'étude des distributions en sortie pour les deux variantes, il se peut que l'écart entre les valeurs d'impacts soit faible sur certains indicateurs et donc que le choix d'une meilleure variante soit complexifié. Cela est confirmé par l'étude de l'écart entre les valeurs d'impacts. À la figure 4-13, les distributions pour IBB, IOB et IBB-IOB sont représentées sous la forme

de boîtes à moustaches[67] pour deux indicateurs (eau consommée et radiations ionisantes) pour lesquels les distributions sont presque superposées. Pour ces deux indicateurs, la distribution de la comparaison IBB-IOB est très resserrée ce qui implique que sur l'ensemble des simulations, les écarts entre les deux variantes sont très faibles. Afin de visualiser pour tous les indicateurs les écarts entre variantes, nous calculons à chaque simulation, l'écart relatif entre les variantes et présentons les distributions de ces écarts pour tous les indicateurs à la figure 4-14. Les valeurs d'écart sont positives lorsque IOB a des impacts plus faibles, et négatives lorsque IBB est la meilleure variante. De plus, le trait rouge indique un écart de 0, soit une équivalence entre les variantes et les traits verts indiquent des écarts de -5 et 5 %. Ainsi, dans cette figure, si l'écart entre les variantes est toujours significatif et positif pour un indicateur, on peut conclure que IOB est la meilleure variante dans la grande majorité des cas et que le choix d'une variante ou d'une autre aura une importante conséquence sur les impacts liés à cet indicateur.

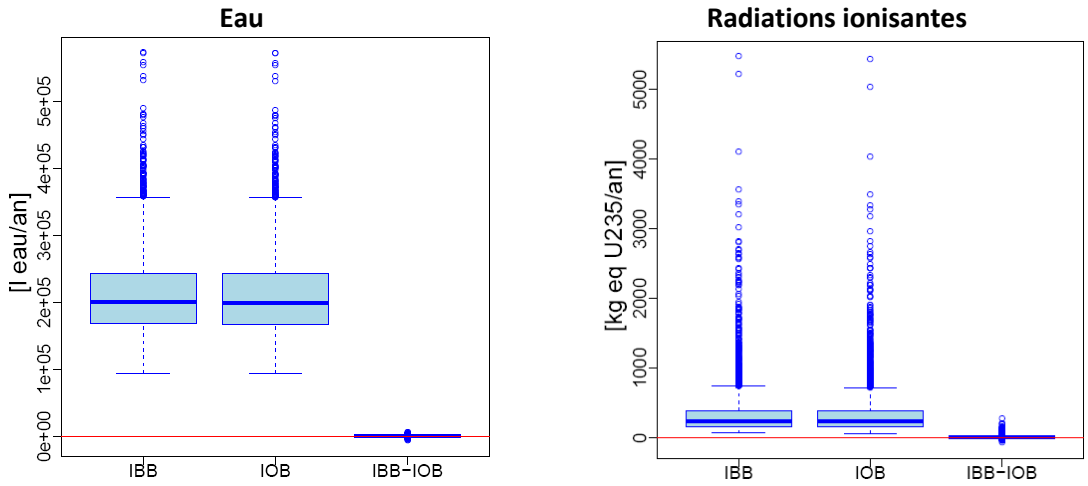


Figure 4-13. Boîte à moustache pour les deux variantes et la comparaison de variante

[67] Dans cette figure, le trait au milieu de la boîte à moustache correspond à la médiane, les extrémités de la boîte sont les premiers et le troisième quartile, les moustaches correspondentà 1,5 fois la distance interquartile et les points au-delà sont les valeurs extrêmes.

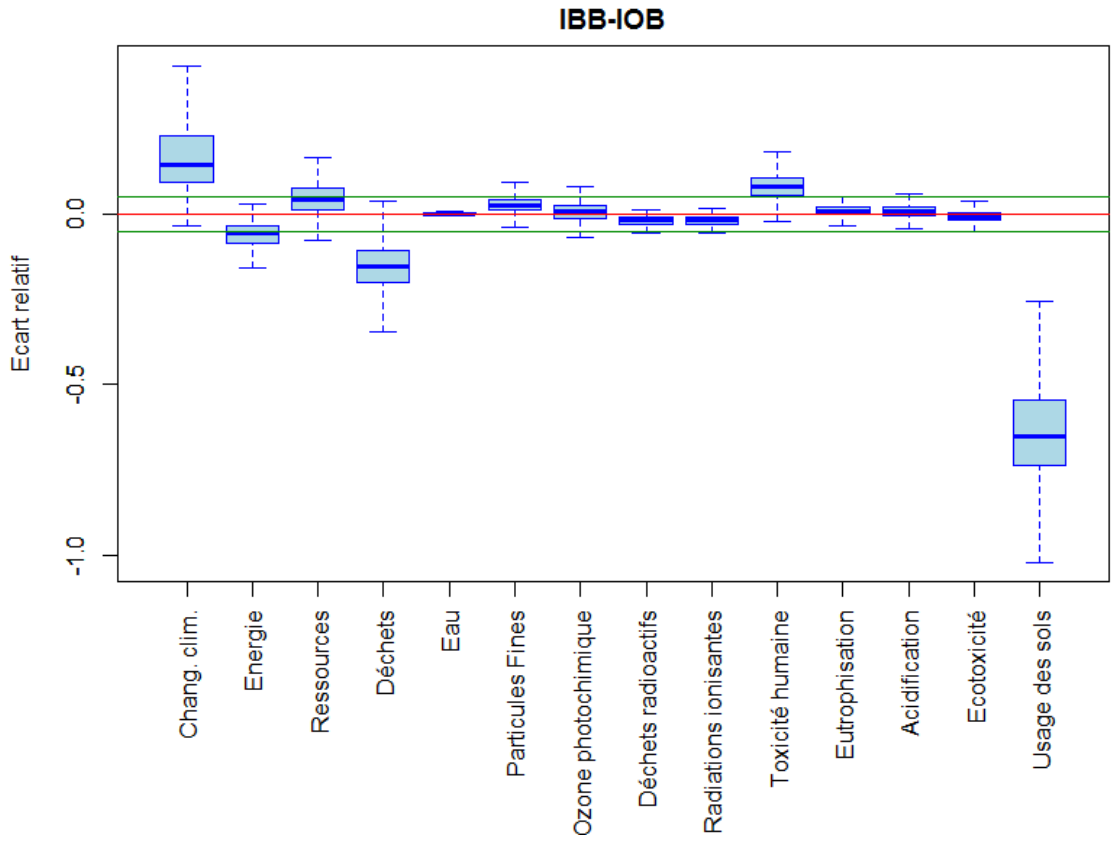


Figure 4-14. Distribution des écarts relatifs entre les variantes IBB et IOB

Pour le changement climatique, les déchets, l'usage des sols et la toxicité humaine, les écarts entre variantes sont toujours significatifs. Cela signifie que pour ces indicateurs, les valeurs d'impact sont assez différentes pour toutes les simulations et que le choix d'une variante ou d'une autre aura des effets très différents sur l'environnement. De plus, le signe de l'écart montre que IOB est la meilleure variante sur le changement climatique et la toxicité humaine, alors que IBB est la meilleure variante sur les deux autres indicateurs. Il est préférable de se baser sur ces indicateurs pour choisir une meilleure variante, afin de permettre une réduction des impacts du projet. Pour l'énergie et les ressources, l'écart est plus faible : il dépasse le seuil de 5 % dans plus de la moitié des cas pour l'énergie, ce qui n'est pas le cas pour les ressources. Pour ces indicateurs, le choix d'une variante aura moins d'effet sur les résultats mais les tendances montrent que IBB est préférée pour l'énergie et IOB pour les ressources. En revanche, pour les autres indicateurs, l'écart relatif est toujours très faible, ce qui signifie que pour chacun de ces indicateurs, le choix d'une variante ou d'une autre aura des conséquences similaires.

Afin de savoir si la prise en compte des incertitudes peut être de nature à remettre en cause les résultats, nous présentons à la figure 4-15 les résultats déterministes, sans prise en compte des incertitudes. Dans cette figure, la variante la plus défavorable est prise comme référence, ses impacts valent 100 % et les impacts de l'autre variante sont définis relativement à la variante de référence.

Ces résultats déterministes sont obtenus en se plaçant au milieu des plages de variation pour tous les facteurs. De plus, pour les variables catégorielles, les scénarios considérés sont les suivants :

- le fichier météo de base « Macon RT 2012 » pour le climat ;
- le scénario d'occupation moyen donné par le générateur de scénario pour l'occupation ;
- et la base de données obtenue en utilisant les valeurs déterministes fournies par ecoinvent pour les incertitudes sur les données environnementales.

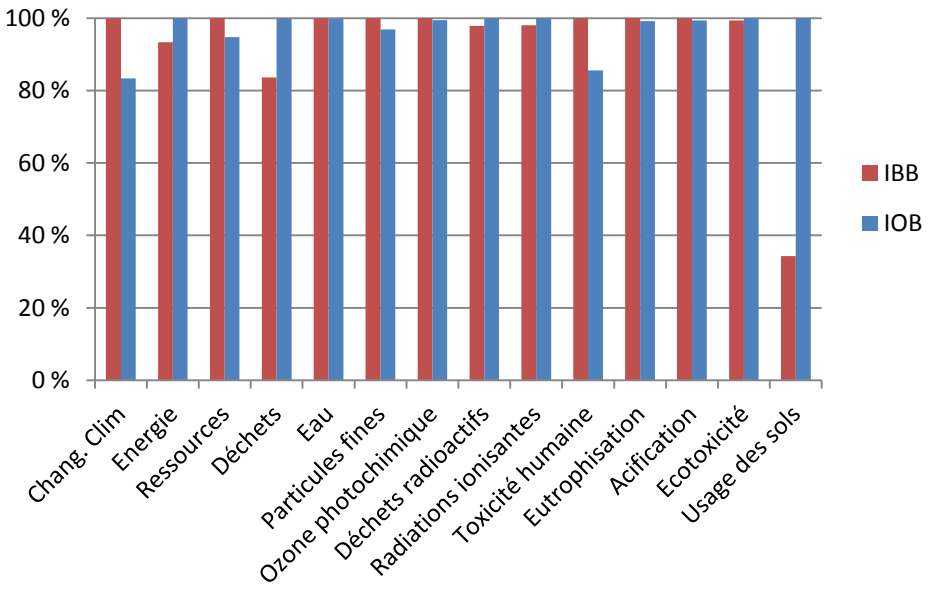


Figure 4-15. Comparaison des variantes IBB et IOB sans incertitudes

Pour l'énergie consommée, les déchets et l'usage des sols, les résultats des propagations d'incertitudes montrent que la variante IBB est presque toujours la meilleure, ce qui est cohérent avec les résultats déterministes. De même, sans incertitudes, IOB est la meilleure variante pour le changement climatique, la toxicité humaine et les ressources. Pour les autres indicateurs, les valeurs d'impact sont très proches pour les deux variantes. Toutefois, on observe que pour les particules fines, l'ozone photochimique, les déchets radioactifs, les radiations ionisantes, l'eutrophisation, l'acidification et l'écotoxicité les résultats déterministes montrent de faibles écarts entre IBB et IOB, même si IOB semble être meilleure variante pour les particules fines et IBB pour les déchets radioactifs et les radiations ionisantes. La propagation des incertitudes montre des tendances similaires : IOB est la meilleure variante dans 87 % des cas sur les particules fines et IBB est meilleure dans 96 et 97 % des cas sur les déchets radioactifs et les radiations ionisantes.

Le tableau 4-5 résume les résultats en terme de comparaison de variante dans le cas déterministe et en présence d'incertitudes. Une variante est indiquée en vert lorsqu'elle est la meilleure, et en rouge si ses impacts sont plus importants. De plus, si l'écart relatif entre les variantes est inférieur à 5 % pour un indicateur pour au moins la moitié des simulations, la case est jaune. Nous

rappelons également les probabilités que la variante IBB ait les plus faibles impacts. Pour le cas déterministe, puisque les résultats ne se basent que sur une simulation de chaque variante, il est toujours possible de définir des variantes préférées, même si l'écart entre valeur d'impact est faible.

Tableau 4-5 : Étude du classement des variantes avec et sans prise en compte des incertitudes

	Déterministe		Incertitudes		
	IBB	IOB	$p(I_{IBB}<I_{IOB})$	IBB	IOB
Changement climatique			0,000		
Énergie			0,989		
Ressources			0,163		✓
Déchets			0,992		
Eau	✓		0,292		
Particules fines		✓	0,127		✓
Ozone photochimique		✓	0,389		
Déchets radioactifs	✓		0,923		
Radiations ionisantes	✓		0,969		
Toxicité humaine			0,006		
Eutrophisation		✓	0,275		
Acidification		✓	0,369		
Écotoxicité	✓		0,660		
Usage des sols			0,967		

Meilleure variante
Variante défavorable
Valeurs d'impact proches
< 2,5 % ou > 97,5 %
< 10 % ou > 90 %
< 25 % ou > 75 %
✓ Variante préférée malgré le faible écart

Pour beaucoup d'indicateurs, il est difficile de conclure sur le choix d'une meilleure variante, les valeurs d'impact étant proches. Cela est lié à l'importance de la phase d'utilisation, qui dans notre cas est peu affectée par le système constructif. Des écarts plus importants auraient pu être observés en considérant des variantes constructives composés principalement de matériaux biosourcés[68] : mur en terre crue, paille pour l'isolation. Malgré ces faibles écarts entre variantes, on constate que pour les ressources et les particules fines, la probabilité que IBB soit la meilleure variante reste faible. La variante IOB conduit donc à des impacts environnementaux plus faibles dans la plupart des cas.

Pour les cinq indicateurs pour lesquels le choix d'une variante ou d'une autre conduit à des impacts très différents, les mêmes meilleures variantes sont identifiées avec et sans prise en compte des incertitudes. Toutefois, cela pourrait ne pas être le cas si les valeurs des facteurs ne correspondaient pas aux espérances des distributions. En présence d'incertitudes, si une variante est clairement préférée pour ces indicateurs, l'autre variante présente des impacts plus faibles dans moins de 5 % des cas. Par exemple, pour l'énergie, dans 1,1 % des cas, la variante IOB est meilleure.

Connaissant les meilleures variantes pour les indicateurs pour lesquels le choix d'une variante impacte significativement les résultats, une variante peut-être choisie en utilisant, par exemple, des méthodes multicritères d'analyse de la décision. Ces méthodes cherchent à évaluer le meilleur

[68] Rappelons ici qu'un plancher bas en béton est pris en compte pour la variante à ossature bois IOB, et que les murs du vide sanitaire sont eux-aussi composés de béton et de polystyrène extrudé.

compromis parmi plusieurs variantes en se basant sur les préférences des décideurs impliqués dans le processus de décision.

4.4. Comparaison de plus de deux variantes

Nous étudions maintenant la comparaison de plus de deux variantes dans un contexte incertain, en comparant d'abord les résultats donnés par trois variantes constructives : IBB, IOB et IDM, puis par quatre variantes énergétiques : électricité avec et sans PAC, gaz et bois pour le chauffage et la production d'ECS.

4.4.1. *Comparaison de trois variantes constructives*

4.4.1.1. Analyse de sensibilité

Des criblages de Morris sont réalisés pour chaque variante afin de déterminer les facteurs les plus influents pour lesquels les distributions de probabilité sont définies plus précisément. 22 h de calcul ont été nécessaires pour les criblages pour la variante IDM, les criblages pour IBB et IOB ont déjà été réalisés pour la comparaison des deux variantes constructives.

Pour le changement climatique et l'énergie consommée, les résultats de ces criblages sont présentés à la figure 4-16 pour les variantes séparées et pour la comparaison des paires de variantes. Les résultats pour les autres indicateurs sont en Annexe N. Pour ne pas surcharger les graphiques, seuls les noms des facteurs les plus influents sont précisés dans la légende.

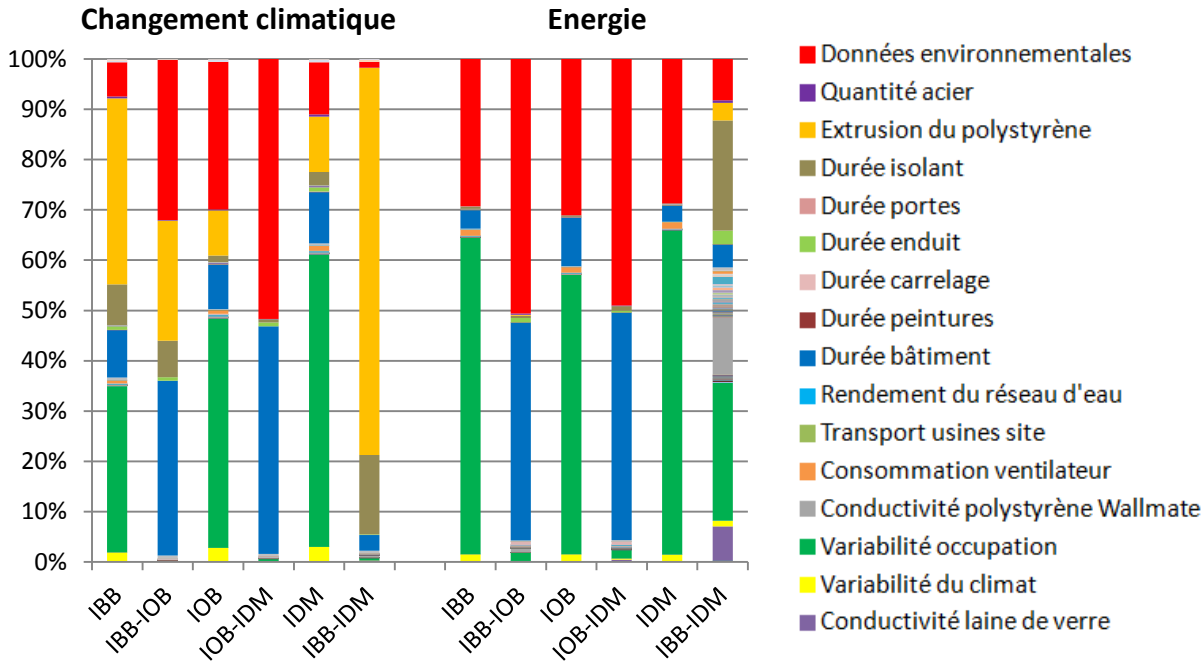


Figure 4-16. Résultats du criblage de Morris pour les trois variantes constructives séparées et les écarts entre variantes

De même que pour la comparaison de deux variantes, nous observons que les facteurs identifiés sur les variantes prises séparément ne sont pas forcément les mêmes que ceux identifiés en comparaison de variantes. Pour les radiations ionisantes, les déchets radioactifs, l'acidification et pour la formation d'ozone photochimique (pour IBB-IDM), un grand nombre de facteurs expliquent une petite part de variance. Ce qui est lié aux faibles écarts entre les impacts des variantes. Il faut, dans ce cas, retenir 113 facteurs pour expliquer 90 % la variance sur l'un au moins des indicateurs pour les trois paires de variantes comparées (IBB-IOB, IBB-IDM et IOB-IDM). La liste de ces facteurs est présentée en Annexe N. Comme précédemment, nous proposons de définir plus précisément les incertitudes sur les 15 facteurs les plus influents (tableau 4-6) pour limiter le temps de collecte des données. Ces 15 facteurs expliquent chacun au moins 2,8 % de la variance sur l'un au moins des indicateurs.

Tableau 4-6 : Facteurs dont la part de variance est supérieure à 2,6 % de la variance totale pour l'un au moins un des indicateurs

N°	Facteur
1	Capacité thermique volumique OSB
2	Conductivité laine de bois
3	Conductivité laine de verre semi-rigide
4	Conductivité polystyrène Wallmate
5	Durée de vie bâtiment
6	Durée de vie enduit
7	Durée de vie isolant
8	Incertitudes sur les données environnementales
9	Pont thermique salon
10	Procédé pour l'extrusion du polystyrène
11	Quantité d'acier dans le béton
12	Surplus de chantier
13	U fenêtre F5 RdC
14	Variabilité de l'occupation
15	Variabilité du climat

Le groupe de 15 facteurs est très similaire à celui obtenu sur la comparaison de IBB et de IOB. Puisque la maison IDM intervient dans cette comparaison, on identifie également des facteurs qui lui sont propres, tels que la conductivité de la laine de verre semi-rigide. Les quantités de matériaux mises en jeu variant d'un système constructif à l'autre, le surplus de chantier est aussi identifié. Les mêmes choix sont faits quant à la définition plus précise des distributions pour les facteurs communs. Pour les propriétés thermiques des menuiseries, nous supposons que les incertitudes peuvent être caractérisées par des lois normales tronquées, dont la moyenne correspond à la valeur de référence, et les troncatures correspondent aux bornes de l'intervalle préalablement défini et avec un écart-type de 2,5 %. Pour le surplus de chantier, la distribution utilisée au chapitre 3 est reprise, il s'agit d'une loi normale de moyenne 5 % et d'écart-type 3 % et tronquée à 0 et 15 %.

4.4.1.2. Analyse d'incertitude

Les incertitudes ont été propagées en utilisant un échantillonnage par séquence de Sobol avec 5000 simulations. Pour l'ensemble des trois variantes, les 15000 simulations ont été réalisées en 21 h. Les distributions de probabilité en sortie pour les variantes IBB, IOB et IDM sont présentés à la figure 4-17 pour les indicateurs de changement climatique et d'énergie consommée. Les résultats pour les autres indicateurs sont en Annexe N.

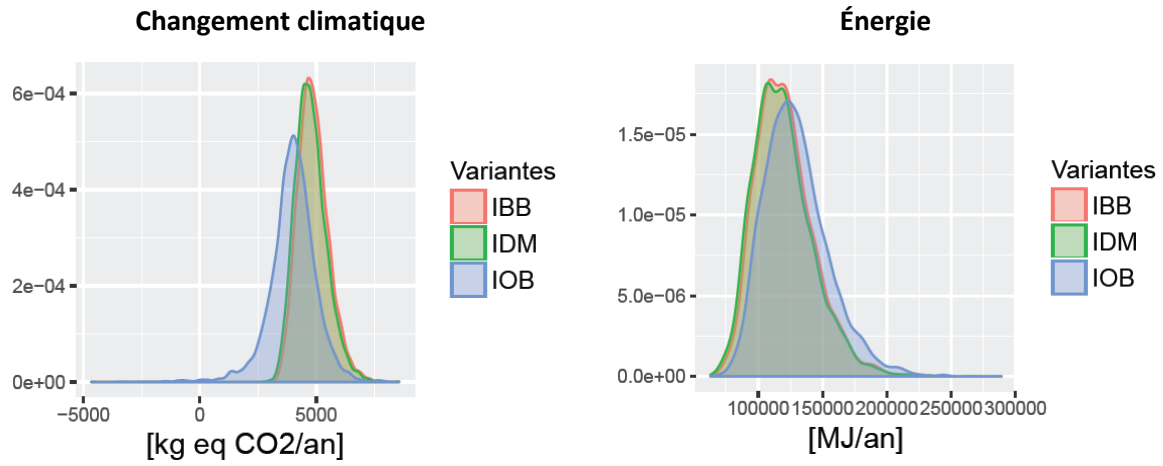


Figure 4-17. Distributions de probabilité en sortie pour les variantes IBB, IOB et IDM

Pour ces deux indicateurs, les distributions de IBB et IDM sont très proches mais distinctes de celle de IOB. Pour d'autres indicateurs, les distributions semblent confondues pour les trois variantes : consommation d'eau, radiation ionisantes, toxicité humaine, écotoxicité et eutrophisation. Pour ces indicateurs, les écarts entre valeurs d'impact risquent donc d'être faibles et le choix d'une meilleure variante sera plus difficile à faire.

4.4.1.3. Détermination d'une meilleure variante

Afin de déterminer quelle variante est la meilleure sur tous les indicateurs, nous comparons d'abord les variantes deux à deux. Les probabilités qu'une variante soit meilleure qu'une autre sont déterminées pour toutes les paires de variantes et présentées à la figure 4-18.

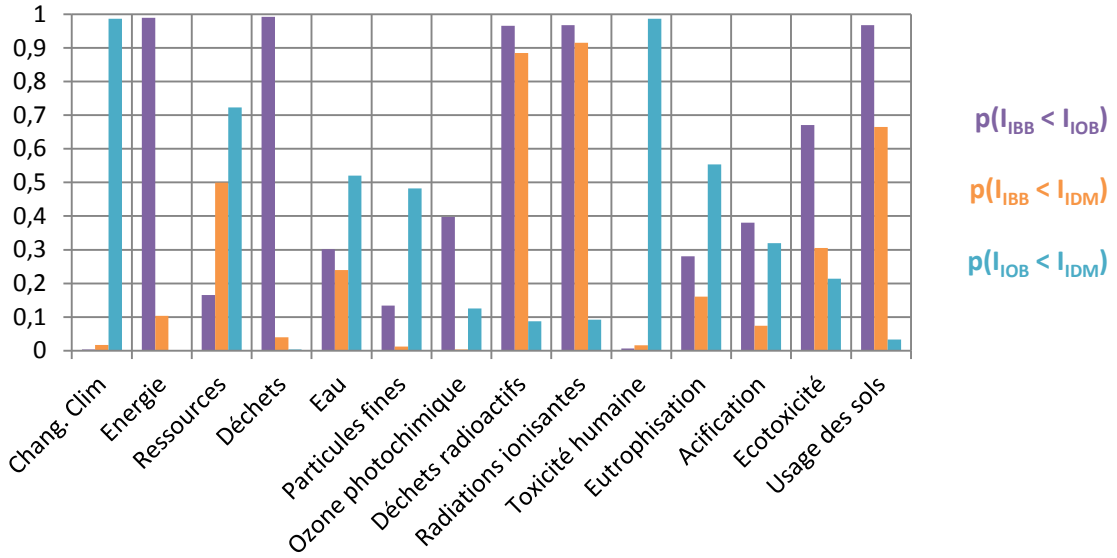


Figure 4-18. Probabilités qu'une variante soit meilleure qu'une autre pour les trois couples de variantes

Pour la comparaison des variantes IBB et IOB (en violet sur la figure), les mêmes conclusions sont observées que précédemment. En effet, les nouvelles distributions concernent quasiment le même groupe de facteurs. La variante IOB est donc la meilleure dans la grande majorité des cas pour le changement climatique et la toxicité humaine, alors que IBB est presque toujours la meilleure variante pour l'énergie consommée, les déchets produits, les déchets radioactifs, les radiations ionisantes et l'usage des sols.

La comparaison des variantes IBB et IDM (en orange) montre que IDM est pratiquement toujours la meilleure variante sur sept des indicateurs : le changement climatique, l'énergie consommée, les déchets, les particules fines, la formation d'ozone photochimique, la toxicité humaine et l'acidification. Pour les déchets radioactifs et les radiations ionisantes, IBB est plus souvent la meilleure variante. Il est n'est pas possible de conclure sur le choix d'une meilleure variante pour les autres indicateurs.

Enfin, pour la comparaison des variantes IOB et IDM (en bleu), on constate que IOB est la meilleure variante sur le changement climatique et l'écotoxicité alors que IDM est la meilleure variante pour l'énergie consommée, les déchets produits, les déchets radioactifs, les radiations ionisantes et l'usage des sols. Il est difficile de conclure pour les autres indicateurs.

Pour déterminer plus simplement qu'avec la figure 4-18 quelle variante est la meilleure, nous proposons les graphiques de la figure 4-19. Ces figures permettent de visualiser la probabilité que la variante en abscisse soit meilleure que les autres variantes. Pour ne pas représenter deux fois des informations complémentaires, l'axe des ordonnées débute à 50 %. Le graphique pour le changement climatique se lit alors comme suit : la variante IOB (seconde colonne) est meilleure que la variante IDM dans 98,6 % des cas et que la variante IBB dans 99,6 % des cas. De plus, la variante IDM (3ème colonne) est meilleure que la variante IBB dans 98,3 % des cas. Avec ce graphique, si la colonne correspondant à un indicateur est vide, cela signifie qu'elle est plus rarement la meilleure variante. Si dans une colonne, on trouve autant de points qu'il y a d'autres variantes, alors cette variante est plus souvent la plus favorable sur le plan environnemental et il convient d'observer les probabilités pour savoir s'il est possible de conclure. La figure 4-19 présente ces graphiques pour les indicateurs de changement climatique et d'énergie consommée. Les résultats pour les autres indicateurs sont en Annexe N.

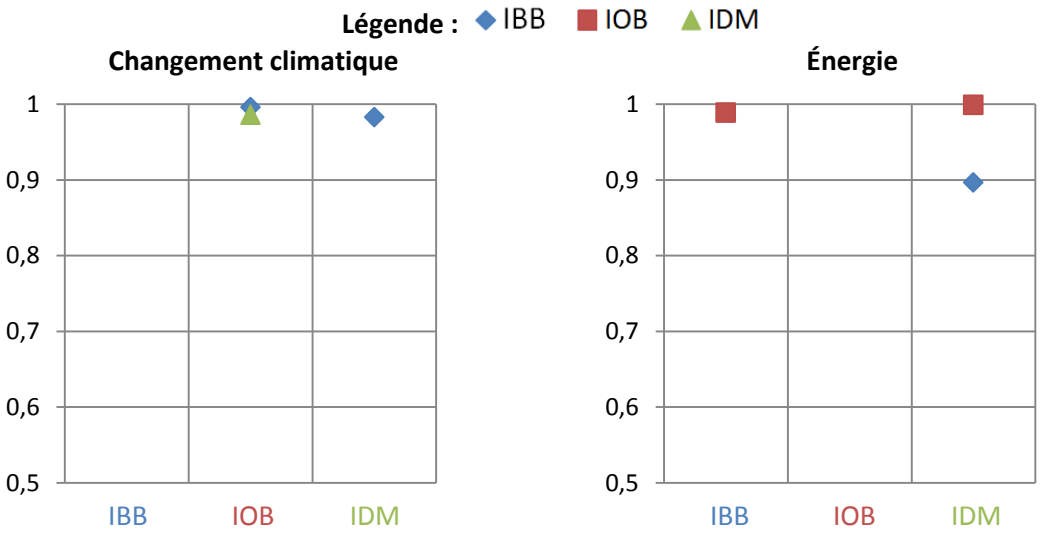


Figure 4-19. Probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre en comparaison de trois variantes

Pour le changement climatique, IOB est la meilleure variante : elle est meilleure que IBB et IDM dans la quasi-totalité des cas. De plus, IDM est meilleure que IBB. Pour l'énergie consommée, c'est la variante IDM qui conduit aux impacts les plus faibles et IOB semble être la moins bonne variante. Pour les déchets produits, les résultats permettent de conclure que la meilleure variante est IDM. Cependant, pour les autres indicateurs, les probabilités ne sont pas aussi élevées pour l'une au moins des variantes, et il est plus difficile de conclure. C'est le cas par exemple pour l'eutrophisation, où IDM est meilleure que IBB dans 84 % des cas et IOB est meilleure que IDM et IBB dans respectivement 55 et 72 % des cas. Enfin, pour d'autres indicateurs, il est possible d'identifier la moins bonne variante, mais pas la meilleure : pour l'usage des sols IBB et IDM sont meilleurs que IOB dans 97 % des cas ; en revanche, IBB est meilleure que IDM dans seulement 68 % des cas. De même, IOB est très souvent la moins bonne variante sur les déchets, et IBB a les plus forts impacts sur la toxicité humaine.

En complément de ces éléments sur la probabilité qu'une variante soit meilleure, les écarts entre les impacts des variantes sont présentés à la figure 4-22 pour les variantes comparées deux à deux. Dans cette figure, le trait rouge représente un écart nul entre les deux variantes et les traits verts représentent des écarts relatifs de -5 et +5 %.

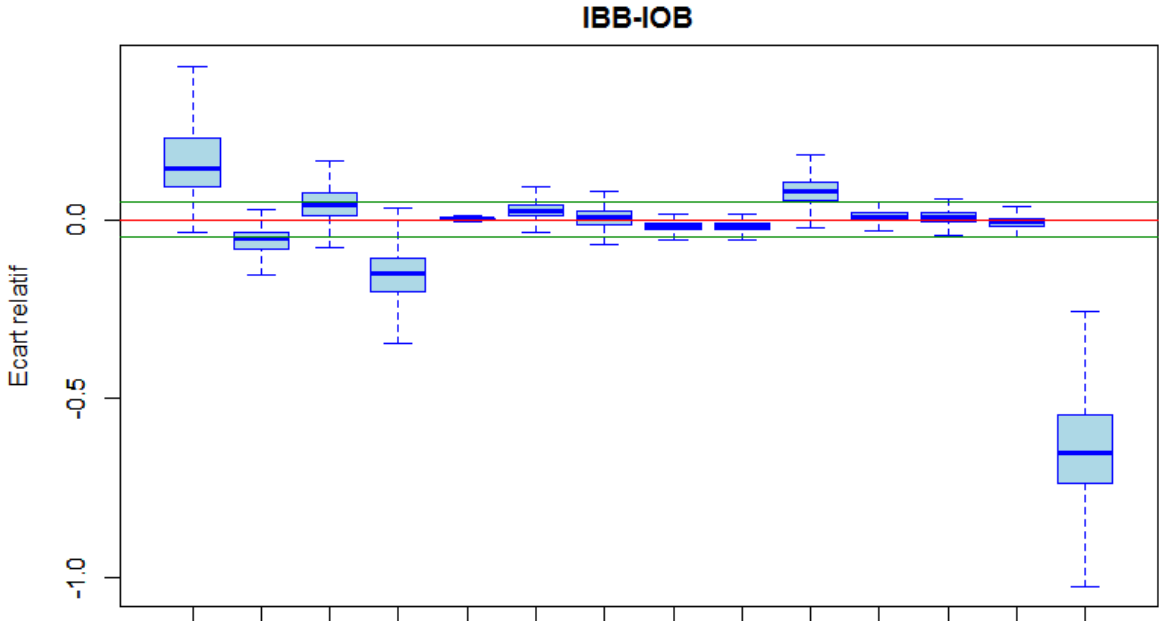


Figure 4-20. Distribution des écarts relatifs pour les variantes IBB et IOB

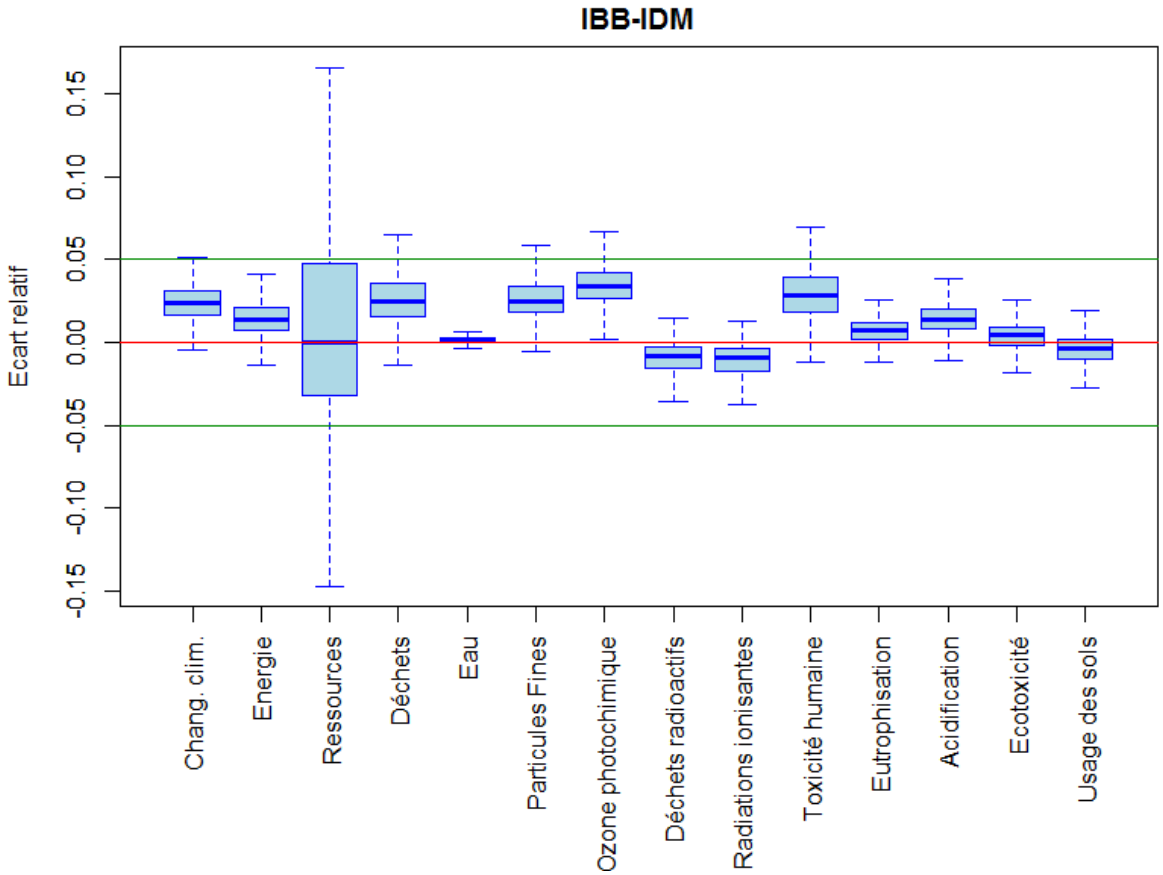


Figure 4-21. Distribution des écarts relatifs pour les variantes IBB et IDM

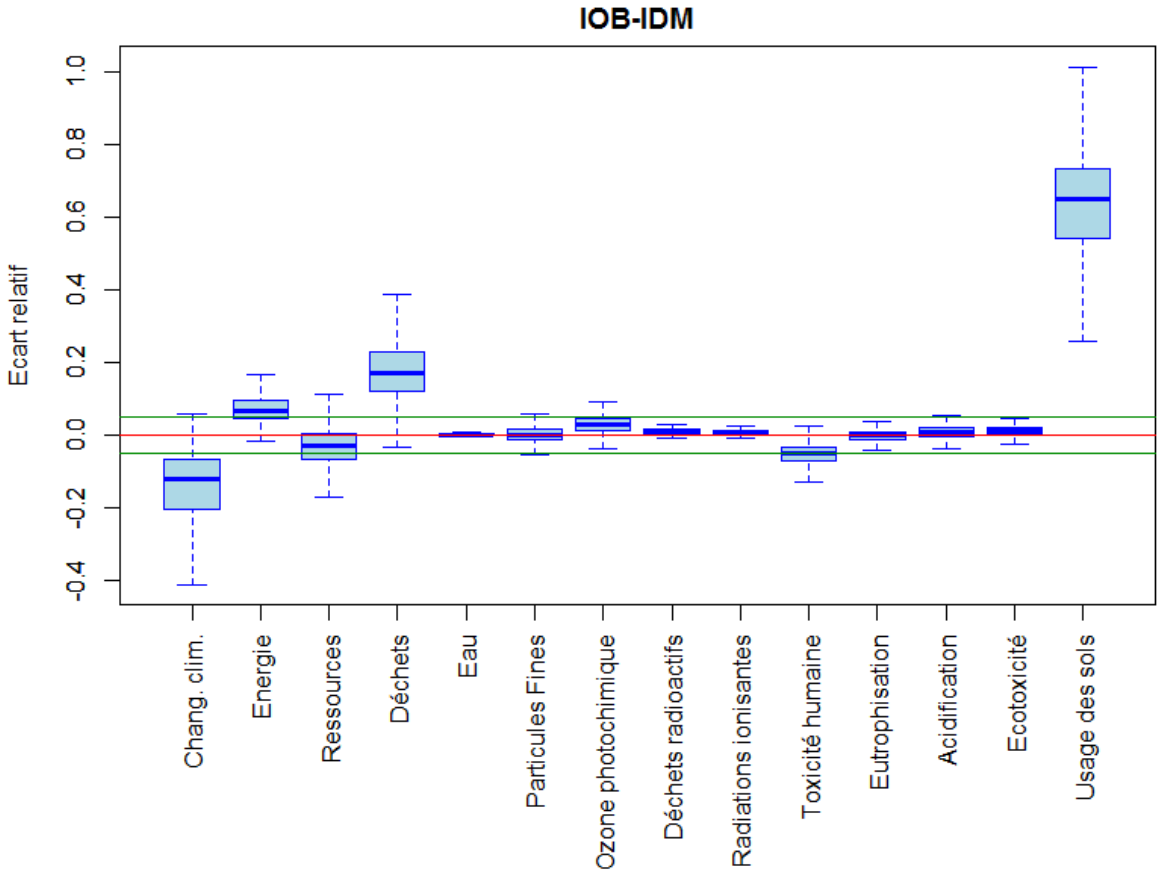


Figure 4-22. Distribution des écarts relatifs pour les variantes IOB et IDM

Pour les comparaisons de variantes IBB-IOB et IOB-IDM, les écarts sont importants pour le changement climatique, les déchets produits, l'usage des sols, et dans une moindre mesure pour l'énergie consommée et la toxicité humaine. Il est toutefois beaucoup plus compliqué de départager les variantes IBB et IDM. Les impacts de ces deux variantes sont très proches pour toutes les simulations et tous les indicateurs. Ces résultats en présence d'incertitudes sont comparés au cas déterministe où tous les facteurs sont à leurs valeurs espérées (figure 4-23).

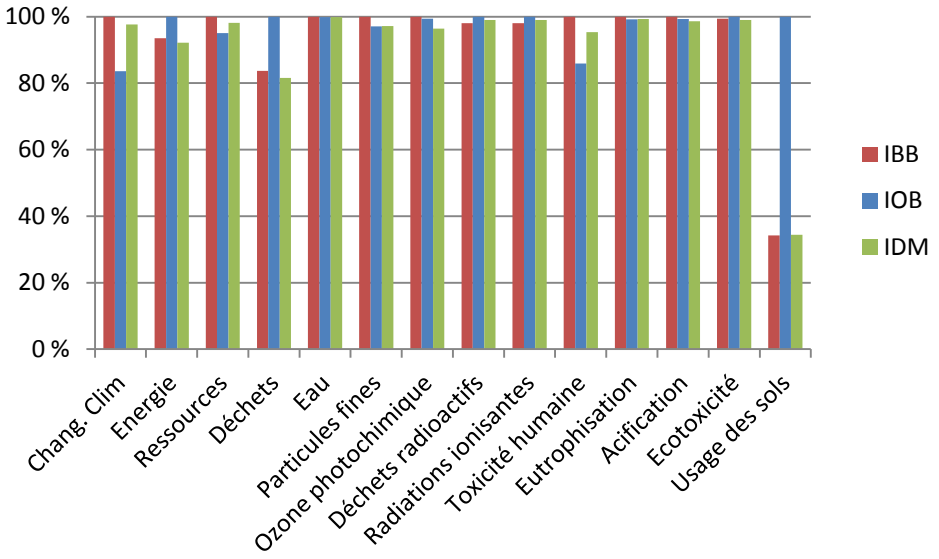


Figure 4-23. Comparaison des variantes IBB, IOB et IDM sans incertitudes

Pour beaucoup d'indicateurs, les résultats de ce cas déterministe, où tous les facteurs sont à leurs valeurs espérées, sont très proches. Des différences plus marquées sont observées sur le changement climatique, les déchets et l'usage des sols. Dans le tableau 4-7, les résultats déterministes et de la propagation d'incertitude sont comparés. Lorsque l'écart relatif entre les variantes est supérieur à 5 % pour au moins la moitié des simulations, les meilleures variantes sont identifiées par les cases vertes et les variantes les plus défavorables par des cases rouges.

Tableau 4-7 : Étude du classement des variantes avec et sans prise en compte des incertitudes

	Déterministe			Incertitudes		
	IBB	**IOB**	**IDM**	**IBB**	**IOB**	**IDM**
Changement climatique	×			×		
Énergie			✓			✓
Ressources	×		✓			
Déchets			✓			✓
Eau	×	✓				
Particules fines	×	✓				
Ozone photochimique	×		✓			
Déchets radioactifs	✓	×				
Radiations ionisantes	✓	×				
Toxicité humaine	×			×		
Eutrophisation	×	✓				
Acidification	×		✓			
Écotoxicité		×	✓			
Usage des sols	✓					

Meilleure variante

Variante défavorable

Valeurs d'impact proches

✓ Variante préférée malgré le faible écart

× Variante défavorable malgré le faible écart

Sans incertitudes, les impacts des variantes IBB et IDM sont toujours très proches, ce qui rend le choix d'une meilleure variante plus difficile. En effet, les impacts de la phase du cycle de vie la plus

contributrice (l'usage du bâtiment) sont similaires. De plus, les principes constructifs de ces deux variantes sont proches. Toutefois, puisque les résultats ne se basent que sur une simulation de chaque variante, il est toujours possible de définir des variantes préférées ou défavorables. Pour le changement climatique, l'énergie, les déchets, la toxicité humaine et l'usage des sols, les écarts de IBB et IDM à la variante IOB sont importants. Aussi, bien qu'il ne soit pas possible de départager les variantes IBB et IDM, il est possible de dire si IOB est la meilleure variante ou la variante la plus défavorable.

En présence d'incertitude, les impacts de IBB et IDM sont également toujours très proches. Toutefois, l'étude des probabilités peut permettre de départager ces deux variantes pour plusieurs indicateurs. Ainsi, pour le changement climatique, IOB est la meilleure variante et les impacts de IBB seront dans la plupart des cas plus élevés, comme montré à la figure 4-19.

Lorsqu'il est possible d'établir un classement pour la variante IOB, ce classement reste le même pour les valeurs déterministes et en présence d'incertitudes La conservation du classement dans les cas déterministe et avec incertitudes est directement lié à la manière de construire le cas déterministe. En effet, la configuration que nous utilisons comme base est celle pour laquelle toutes les distributions sont à leurs valeurs espérées : au milieu des plages de variation des facteurs. Or, en pratique, dans une étude, les valeurs des facteurs sont généralement fixées sans connaître les distributions de probabilité associée et peuvent ne pas correspondre aux valeurs définies ici. Dans cette configuration, des inversions de classement pourraient être observées. C'est l'objet des études de robustesse menées au § 4.5.

4.4.2. *Comparaison de quatre variantes énergétiques*

Nous comparons maintenant les performances de quatre variantes énergétiques pour le chauffage et la production d'ECS : l'électricité avec et sans PAC et CETHI, le gaz et le bois. À titre d'exemple, cette comparaison est menée sur le cas de la maison IBB, elle aurait toutefois pu être réalisée sur une autre variante constructive.

4.4.2.1. Analyse de sensibilité

Des criblages de Morris sont réalisés pour chaque variante. Le criblage de Morris de la variante IBB chauffée à l'électricité à déjà été réalisé pour la comparaison des deux variantes constructives. Nous faisons ici l'hypothèse que les systèmes sont idéaux et atteignent à chaque instant leurs températures de consigne. Ainsi, la simulation énergétique dynamique n'est pas affectée par le choix du système de chauffage et de production d'ECS. Seules les ACV pour les trois variantes (PAC et CETHI, Gaz, Bois) sont donc calculées, ce qui correspond à 6 h de calcul pour chaque variante. Les résultats de ces criblages sont présentés à la Figure 4-24 pour le changement climatique et en

Annexe N pour les autres indicateurs. Seuls les noms des facteurs les plus influents sont précisés dans la légende.

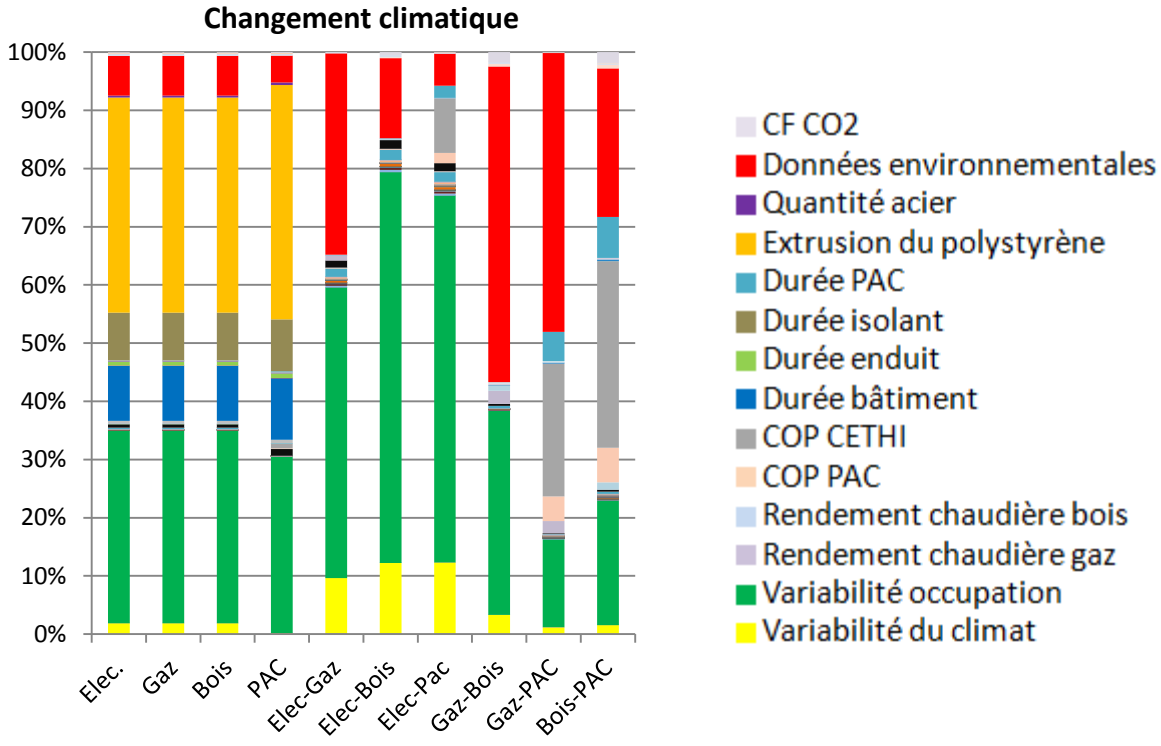


Figure 4-24. Résultats du criblage de Morris pour les trois variantes énergétiques séparées et les écarts entre variantes

En comparaison de variantes énergétiques, les facteurs les plus influents pour tous les indicateurs sont la variabilité de l'occupation et les incertitudes sur les données environnementales. Dans une moindre mesure, la variabilité du climat est aussi identifiée. Le climat agit sur les besoins de chauffage, de même que l'occupation qui agit également et sur les besoins d'ECS. La source énergétique utilisée pour ces postes implique que les impacts soient différents. Selon les comparaisons, on identifie aussi les facteurs qui distinguent les variantes : les rendements et durées de vie des systèmes.

Pour la comparaison de ces quatre variantes énergétiques, neuf facteurs doivent être sélectionnés pour expliquer 90 % de la variance sur l'un au moins des indicateurs. Ils sont listés dans le tableau 4-8.

Tableau 4-8 : Facteurs expliquant 90 % de la variance sur l'une au moins des comparaisons de variantes énergétiques et pour l'un au moins des indicateurs

N°	Facteur
1	COP CETHI
2	COP PAC
3	Durée chaudière bois
4	Durée chaudière gaz
5	Durée PAC
6	Incertitudes sur les données environnementales
7	Rendement chaudière bois
8	Variabilité de l'occupation
9	Variabilité du climat

Pour les facteurs déjà identifiés dans les comparaisons de variantes précédentes, nous utilisons les mêmes hypothèses afin de définir plus précisément les distributions. Concernant les performances des systèmes (COP et rendements), une loi normale tronquée est utilisée. Son espérance correspond à la valeur de référence et ses troncatures aux bornes de la plage de variation précédemment choisie. Un écart-type de 5 % est considéré. Pour la durée de vie des équipements, une loi normale tronquée est également définie. Un écart-type de 10 % est défini autour de la valeur de référence et les troncatures correspondent aux bornes de l'intervalle préalablement défini.

4.4.2.2. Analyse d'incertitude

Les incertitudes ont été propagées en utilisant un échantillonnage par séquence de Sobol commun aux quatre variantes et composé de 5000 simulations. Les distributions précisées sont utilisées pour les 15 facteurs décrits précédemment alors que pour les autres facteurs, des lois uniformes déduites à partir des plages de variation sont utilisées. Pour les quatre variantes, les 20000 simulations ont été réalisées en 13 h[69]. Les distributions de probabilité en sortie sont présentées à la Figure 4-25 pour les indicateurs de changement climatique et d'énergie consommée. Les résultats pour les autres indicateurs sont en Annexe N.

[69] La simulation énergétique dynamique étant commune aux trois variantes, elle n'a été calculée qu'une seule fois.

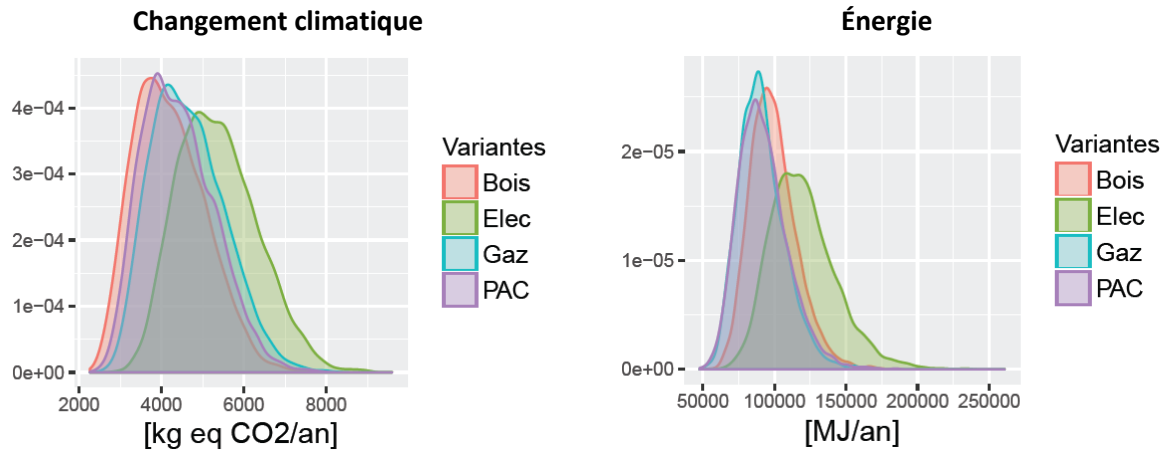
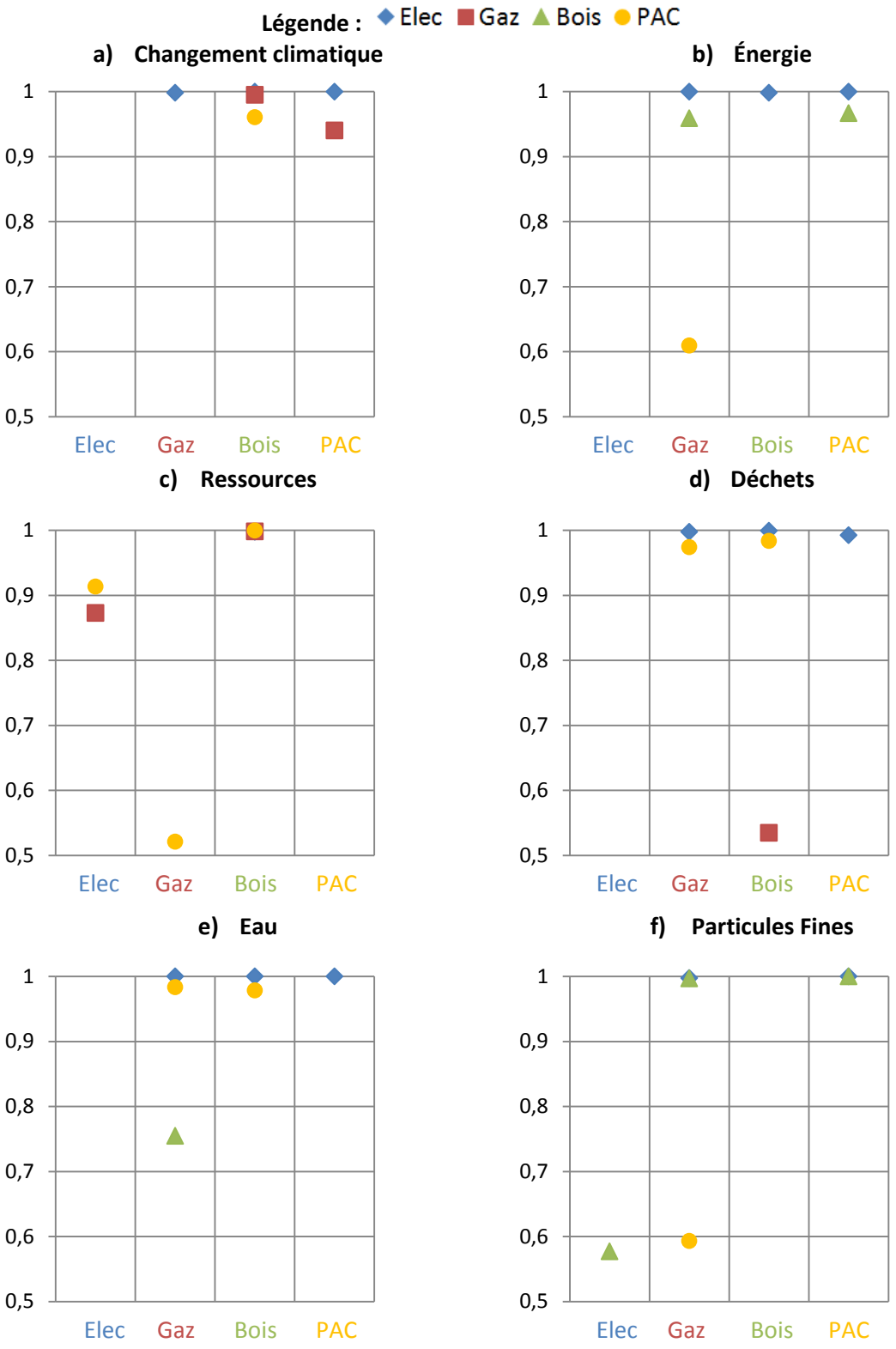


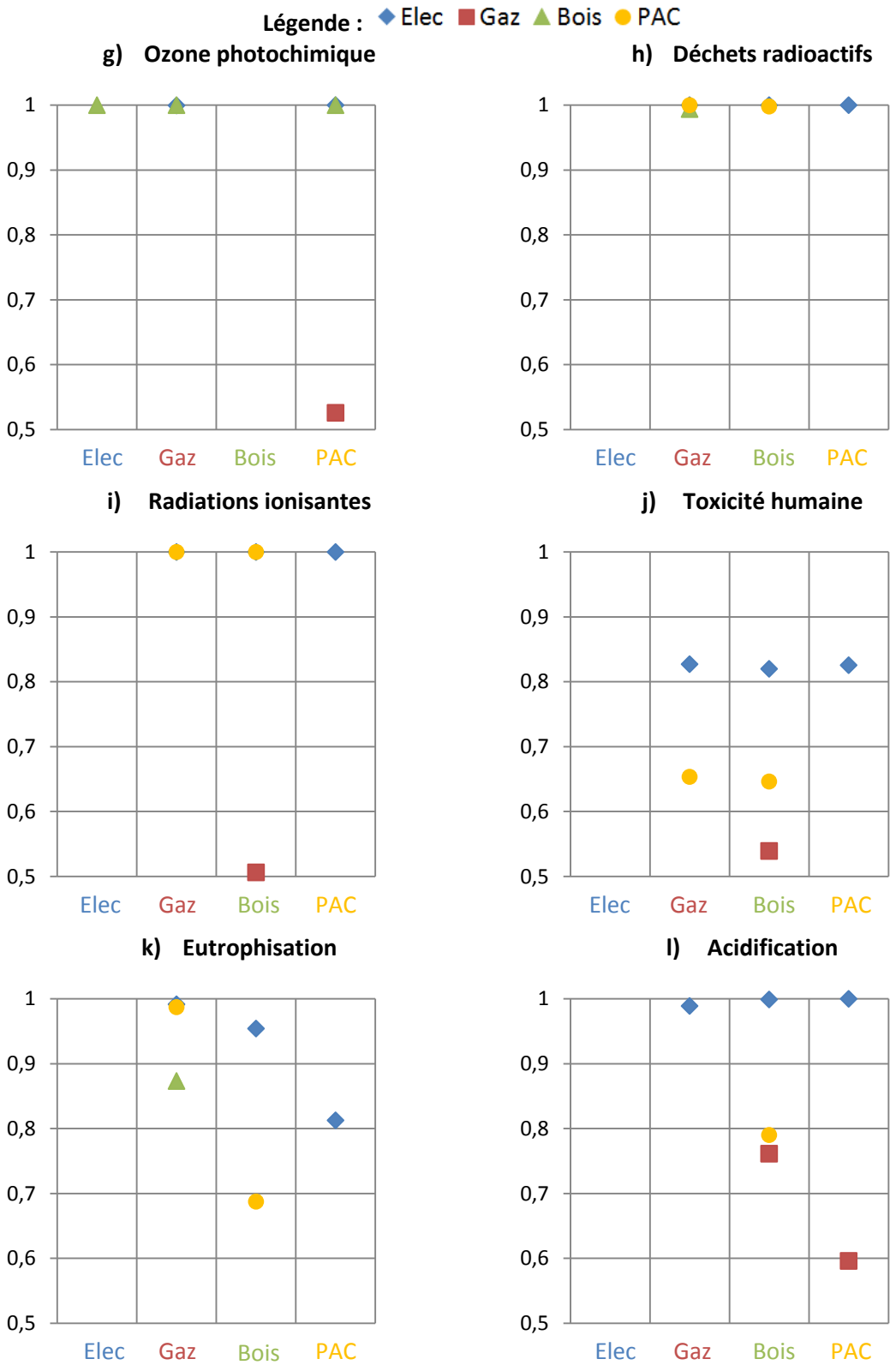
Figure 4-25. Distributions de probabilité en sortie pour les variantes Électricité, Gaz, Bois et PAC

Les distributions des quatre variantes sont presque totalement superposées pour les déchets produits, l'eau consommée, les radiations ionisantes, la toxicité humaine, l'eutrophisation et l'écotoxicité. Pour ces indicateurs, les impacts des variantes sont donc très proches et il est plus difficile de conclure sur le choix d'une meilleure variante. Pour les autres indicateurs, les distributions de l'une au moins des variantes se détachent permettant d'identifier une meilleure variante (resp. une variante défavorable) ou un groupe de meilleure variante (resp. un groupe de variantes défavorables). Pour le changement climatique, les distributions indiquent que les impacts de la variante électricité sont plus élevés que ceux du groupe formé par les trois autres. Cela sera confirmé par la suite par l'étude des écarts entre valeurs d'impact.

4.4.2.3. Détermination d'une meilleure variante

Pour les six comparaisons de variantes, les probabilités qu'une variante soit meilleure qu'une autre sont illustrées en Annexe N, à la figure n-77. Pour chaque indicateur, ces probabilités sont résumées dans les graphiques de la figure 4-26. Dans ces graphiques, si un symbole correspondant à l'une des variantes vaut 1 en ordonnée, alors cette variante a des impacts plus fort que la variante en abscisse dans 100 % des cas.


Légende : Elec Gaz Bois PAC
a) Changement climatique
b) Énergie
c) Ressources
d) Déchets
e) Eau
f) Particules Fines
1
0,9
0,8
0,7
0,6
0,5
Elec
Gaz
Bois
PAC


Légende : Elec Gaz Bois PAC
g) Ozone photochimique
h) Déchets radioactifs
i) Radiations ionisantes
j) Toxicité humaine
k) Eutrophisation
l) Acidification
1
0,9
0,8
0,7
0,6
0,5
Elec
Gaz
Bois
PAC

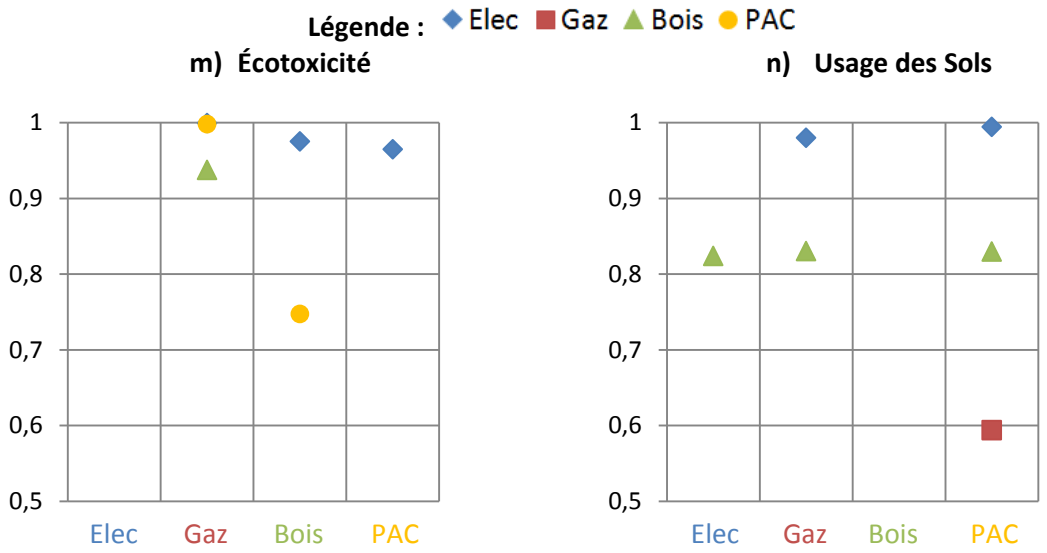


Figure 4-26. Probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre en comparaison de quatre variantes énergétiques

Pour les comparaisons de variantes incluant la variante Électricité, les probabilités sont faibles pour la plupart des indicateurs, indiquant que les impacts de la variante Électricité sont plus importants que ceux des autres variantes, comme indiqué dans les trois premiers graphiques de la Figure N-77 en Annexe N. Les variantes Gaz et PAC ont toutefois des impacts plus importants sur les ressources minérales dans une majeure partie des cas en raison des matériaux utilisés pour la fabrication de la chaudière gaz et de la PAC (cuivre notamment). De plus, la variante Bois a les impacts les plus importants sur la formation d'ozone photochimique. Le matériau principalement utilisé pour le poêle à bois (acier), font que les impacts de cette variante restent inférieurs à ceux de la variante Électricité, ce qui n'est pas le cas pour les variantes Gaz et PAC. Rappelons que le fait que l'électricité soit plus souvent la moins bonne variante est lié à l'utilisation d'un mix marginal dérivé, incluant une part plus importante de charbon, de gaz et de technologies de pointe que le mix moyen.

La variante Gaz est meilleure que la variante Bois sur l'énergie consommée, les particules fines, la formation d'ozone photochimique et les déchets radioactifs. Les probabilités sont aussi plus élevées pour l'eutrophisation et l'écotoxicité, bien qu'il devienne difficile de conclure sur ces indicateurs. En revanche, la variante Bois a les impacts les plus faibles pour le changement climatique et les ressources. Pour les autres indicateurs, il n'est pas possible de choisir une meilleure variante.

La comparaison entre les variantes Gaz et PAC met aussi en évidence de nombreux indicateurs non conclusifs. Toutefois, la variante PAC est généralement meilleure sur le changement climatique alors que la variante Gaz a les impacts les plus faibles pour les déchets produits, l'eau consommée, les déchets radioactifs, les radiations ionisantes, l'eutrophisation et l'écotoxicité.

Enfin, la variante PAC est meilleure que la variante Bois sur l'énergie consommée et les particules fines. Alors que la variante Bois est meilleure dans la plupart des cas sur le changement

climatique, les ressources, les déchets produits, l'eau consommée, les déchets radioactifs et les radiations ionisantes.

Dans de rares cas, il est possible de conclure sur le choix d'une meilleure variante. C'est le cas pour le changement climatique et les ressources où les impacts de la variante bois sont les plus faibles, et pour les déchets radioactifs et l'écotoxicité où la variante Gaz est plus souvent la meilleure. Dans d'autres cas, la variante la plus défavorable peut-être déterminée : il s'agit de la variante Électricité pour le changement climatique, l'énergie consommée, les déchets produits, l'eau consommée, les déchets radioactifs, les radiations ionisantes, l'acidification et l'écotoxicité. De plus, la variante Bois a les impacts les plus élevés dans la plupart des cas pour la formation d'ozone photochimique. Sur les autres indicateurs, le choix d'une meilleure ou d'une moins bonne variante est plus difficile à faire ; les probabilités n'étant pas clairement en faveur d'une variante. Toutefois, ces graphiques permettent aussi d'identifier des groupes de meilleures variantes. Par exemple, pour les particules fines, les variantes Gaz et PAC sont toutes les deux meilleures que les variantes Électricité et Bois. De plus, pour cet indicateur les probabilités que la variante Bois soit meilleure que la variante PAC (resp. que la variante électricité soit meilleure que la variante Bois) ne permettent pas de départager ce groupe de deux variantes. De même, le groupe Gaz et PAC est meilleur sur l'ozone photochimique et l'énergie mais plus impactant sur les ressources. Enfin, le groupe de variantes Gaz et Bois est meilleur sur les déchets produits, l'eau consommée, les déchets radioactifs et les radiations ionisantes.

Les écarts sont étudiés pour tous les paires de variantes. Les résultats sont présentés en Annexe N. Nous résumons ici les indicateurs pour lesquels les écarts entre paires de variante sont toujours très faibles. Les indicateurs pour lesquels les valeurs d'impacts des comparaisons de variantes ont des écarts inférieurs à 5 % pour au moins la moitié des simulations, sont résumés dans le tableau 4-9. Lorsque les écarts sont inférieurs à 5 % pour 95 % des valeurs, les indicateurs sont présentés en bleu.

Tableau 4-9 : Indicateurs pour lesquels l'écart entre les variantes est toujours très faible

Élec-Gaz	Élec-Bois	Élec-PAC	Gaz-Bois	Gaz-PAC	Bois-PAC
Eau Usage des sols	Eau Particules fines Toxicité humaine	Eau Toxicité humaine Eutrophisation Usage des sols	Déchets Eau Déchets radioactifs Radiations ionisantes Eutrophisation Acidification	Changement climatique Énergie Ressources Eau Particules fines Ozone photochimique Acidification Usage des sols	Changement climatique Eau Toxicité humaine Eutrophisation Acidification Écotoxicité

Nous avions identifié, en étudiant les probabilités, que la variante Bois est la meilleure variante pour le changement climatique. Ce résultat est à relativiser puisque les écarts entre les valeurs d'impact sont très faibles pour les variantes PAC et Bois. Il en va de même pour les déchets radioactifs pour la variante Gaz : les écarts entre les variantes Gaz et Bois étant faibles.

Les résultats déterministes sont présentés à la figure 4-27. Pour presque tous les indicateurs, il est possible d'identifier une variante pour laquelle les impacts sont les plus élevés. Le choix d'une meilleure variante est en revanche plus complexe, les valeurs d'impact étant relativement proches pour le groupe de deux ou trois meilleures variantes.

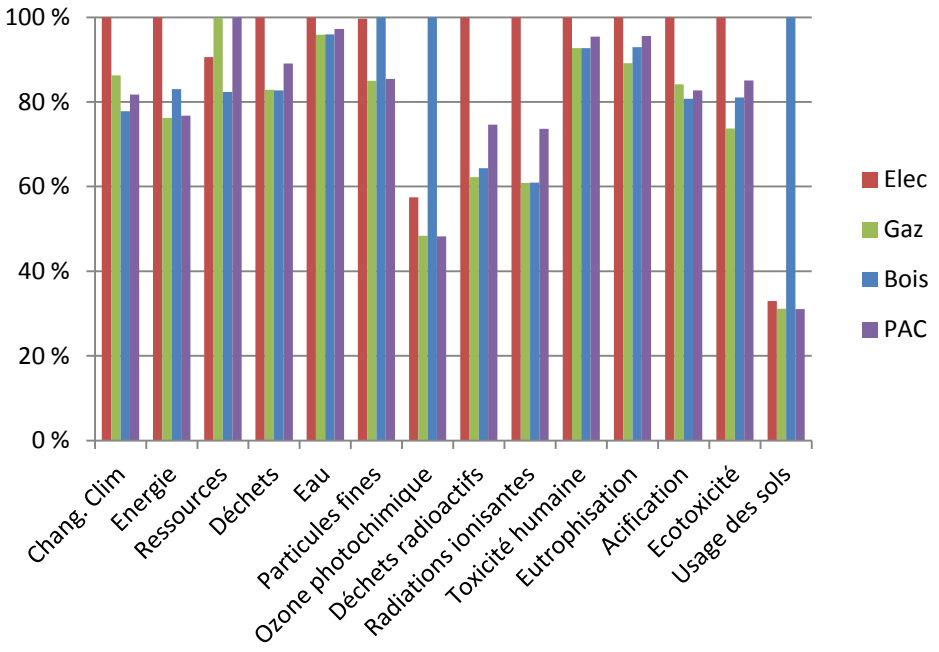


Figure 4-27. Comparaison des variantes Électricité, Gaz, Bois et PAC sans incertitudes

Les résultats déterministes et en présence d'incertitude sont comparés au tableau 4-10 et résument les résultats précédemment obtenus. Lorsqu'il est possible de définir des meilleures ou moins bonnes variantes, les cases sont en verts et en rouge. Si des groupes de meilleures ou de bonnes variantes sont identifiés, ils sont mis en évidence par des cases vert pâle ou rose.

Tableau 4-10 : Étude du classement des variantes énergétiques avec et sans prise en compte des incertitudes

	Déterministe				Incertitudes			
	Elec	**Gaz**	**Bois**	**PAC**	**Elec**	**Gaz**	**Bois**	**PAC**
Changement climatique			✓				✓	
Énergie		✓						
Ressources				×				
Déchets			✓					
Eau	×	✓						
Particules fines		✓	×					
Ozone photochimique				✓				
Déchets radioactifs		✓				✓		
Radiations ionisantes		✓						
Toxicité humaine	×	✓						
Eutrophisation	×	✓			×			
Acidification		✓						
Écotoxicité								
Usage des sols				✓				

Meilleure variante

Groupe de meilleures variantes

Variante défavorable

Groupe de variantes défavorables

Valeurs d'impact proches

✓ Variante préférée malgré le faible écart

× Variante défavorable malgré le faible écart

Pour l'eau, la toxicité humaine et l'eutrophisation, les écarts entre variantes sont faibles. Il enva de même pour l'usage des sols pour les variantes Électricité, Gaz et PAC. Pour cet indicateur, les impacts de la variante bois sont les plus élevés dans plus de 80 % des cas. Pour les autres indicateurs, il est possible de définir, soit une meilleure variante, soit une variante défavorable, soit un groupe de meilleures ou de moins bonnes variantes. Les résultats obtenus dans les cas déterministe et en présence d'incertitude sont identiques mais des informations complémentaires peuvent être tirées de la propagation d'incertitude. Pour le changement climatique, bien que les écarts entre les variantes Bois et PAC soient faibles, la variante Bois est identifiée comme la meilleure puisque que ses impacts sont plus faibles que ceux de la variante PAC dans 96 % des cas. De plus, pour les déchets radioactifs, bien que l'écart relatif entre les variantes Gaz et Bois soit faible, la probabilité que la variante Gaz ait les plus faibles impacts dépasse 99 %. Comme indiqué précédemment, la conservation du classement entre le cas déterministe et en présence d'incertitudes s'explique par la manière de définir le cas sans incertitudes. Si les valeurs des facteurs, pour le cas sans incertitudes, ne correspondaient pas aux espérances des facteurs, des modifications du classement pourraient être observées.

4.5. Robustesse des résultats

Les résultats que nous avons obtenus en termes d'indicateurs sur lesquels il est possible de conclure et de classement des variantes dépendent des hypothèses que nous avons prises. Nous souhaitons ici vérifier si ces conclusions restent valides lorsque les incertitudes sur des facteurs influents sont modifiées. Pour cela, l'effet de la caractérisation de l'incertitude est étudié en modifiant, les distributions ou les scénarios pour des facteurs très influents.

4.5.1. *Comparaison de variantes constructives*

4.5.1.1. Modification de la caractérisation de l'incertitude sur la durée de vie du bâtiment

L'effet du choix des distributions est tout d'abord étudié sur la comparaison de deux variantes constructives : IBB et IOB. Comme l'a montré le criblage de Morris (voir § 4.3 pour le criblage avant amélioration de la caractérisation de incertitude et Annexe N après amélioration), la durée de vie est un facteur particulièrement influent lors de la comparaison de ces deux variantes, en particulier sur les indicateurs de changement climatique, d'énergie consommée de déchets produits, d'usage des sols, et dans une moindre mesure sur l'eau consommée et la toxicité humaine. Pour ce facteur, nous étudions donc l'effet d'une caractérisation erronée de la distribution :

- en changeant la valeur espérée à écart-type et loi de distribution identiques ;
- en modifiant l'écart-type à espérance et loi identiques ;
- et enfin en changeant la loi à espérance et écart-type identiques.

La valeur de référence pour ce facteur était initialement fixée à 80 ans. Nous étudions l'effet d'une modification de cette valeur en diminuant la durée de vie pour la faire passer soit à 60 ans, soit à 100 ans. Nous étudions également l'effet d'une modification de l'écart-type en passant de 20 ans à 10 ans pour resserrer les valeurs autour de la valeur de référence. Enfin, une distribution uniforme remplace la distribution normale. Les résultats de ces études sont présentés dans la suite. La probabilité que IBB soit la meilleure variante est illustrée à la figure 4-28. De plus, les écarts relatifs entre les variantes sont présentés en Annexe N.

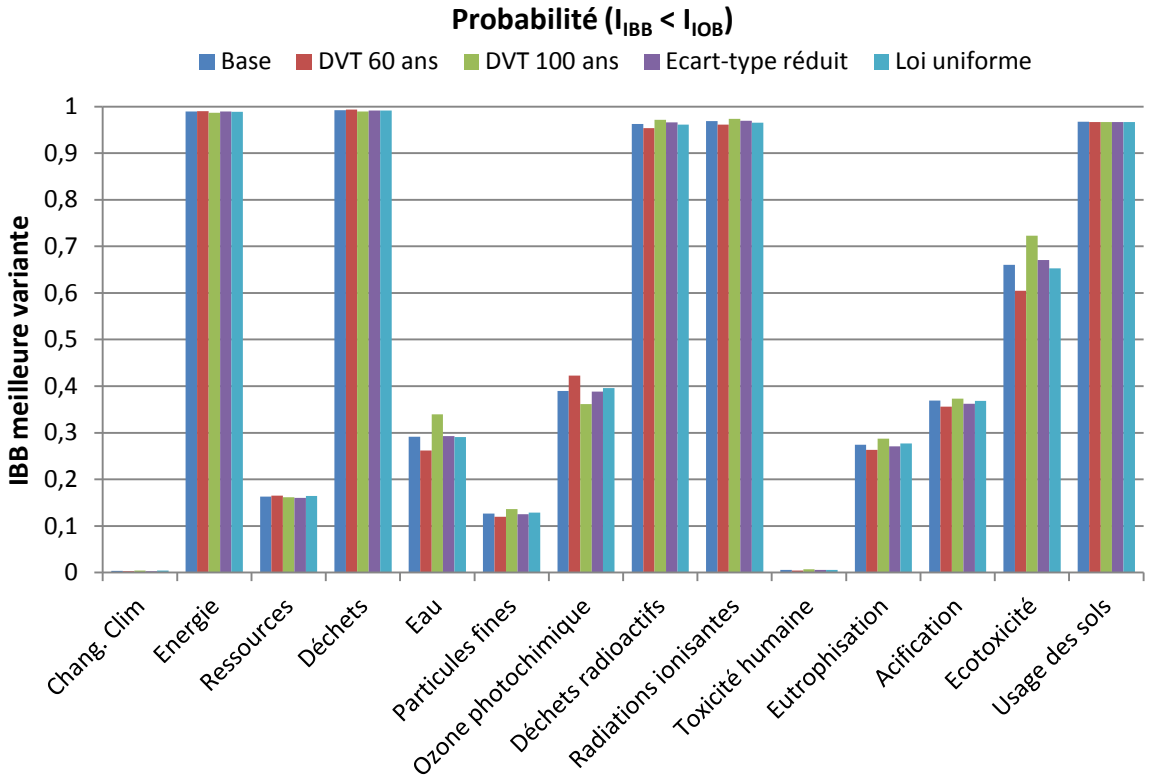


Figure 4-28. Évolution de la probabilité que IBB soit la meilleure variante en fonction des hypothèses prises sur la caractérisation de l'incertitude sur la durée de vie

Pour tous les indicateurs, pour lesquels il était possible de conclure sur le choix d'une meilleure variante (changement climatique, énergie, déchets, toxicité humain et usage des sols), la modification de la caractérisation de l'incertitude sur la durée de vie du bâtiment n'est pas de nature à modifier la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre dans notre cas. En revanche, la modification de l'espérance pour ce facteur fait évoluer les écarts entre variantes de manière attendue : l'augmentation de la valeur espérée sur la durée de vie tend à réduire les écarts entre les variantes, du fait de l'importance plus marquée de la phase d'utilisation. Ainsi, en passant à 100 ans, la distribution des écarts sur l'énergie est plus fréquemment inférieure à 5 % et il devient plus difficile de conclure. Réciproquement, une diminution de la durée de vie tend à accroître les écarts relatifs entre variantes. Pour les ressources, cela se traduit par une distribution des écarts qui est plus souvent supérieure au seuil de 5 % (dans plus de la moitié des cas).

Pour les indicateurs pour lesquels l'écart entre variantes était toujours très faible au § 4.3.3, la modification de la caractérisation des incertitudes (et principalement le choix de la valeur de référence pour la durée de vie) fait varier de manière plus importante la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre, mais les écarts restent toujours trop faibles pour pouvoir conclure.

Sur le cas que nous présentons, la modification de la caractérisation des incertitudes sur la durée de vie a peu affecté les résultats en terme de classement de variantes. Ces résultats doivent

être interprétés avec précaution puisque la méta-incertitude n'a été étudiée ici que sur un seul facteur. Les effets conjoints de la modification de la caractérisation de plusieurs facteurs pourraient modifier les conclusions. Finalement, puisque même pour les cinq indicateurs conclusifs, la probabilité qu'une variante soit meilleure n'atteint jamais les 100 %, il existe toujours des situations pour lesquelles la valeur d'un ou plusieurs facteurs entraîne une remise en cause du classement des variantes, pour au moins un indicateur.

Malgré les faibles différences pour la méta-incertitude sur la durée de vie du bâtiment, ces résultats montrent que des erreurs sur la définition de la valeur de référence des facteurs ont des effets plus importants qu'un changement de loi de distribution ou de valeur d'écart-type. Ainsi, pour aboutir à une bonne robustesse des résultats, il est important de bien connaître, les valeurs espérées des facteurs. La détermination de ces valeurs passe par une bonne connaissance l'ensemble des valeurs pouvant être prises par les facteurs, en particulier pour les plus influents. Cela met en lumière l'importance de la phase d'amélioration de la caractérisation des incertitudes dont nous discutons dans le paragraphe suivant.

4.5.1.2. Effet de l'amélioration de la caractérisation des distributions

L'AS ayant permis d'identifier les facteurs les plus influents en comparaison de variante, une étape d'amélioration de la caractérisation des incertitudes a été menée. Les effets de celle-ci sont illustrés dans la figure 4-29 pour la probabilité que IBB soit la meilleure variante et dans les figure 4-30 et figure 4-31 pour les distributions des écarts entre les deux variantes.

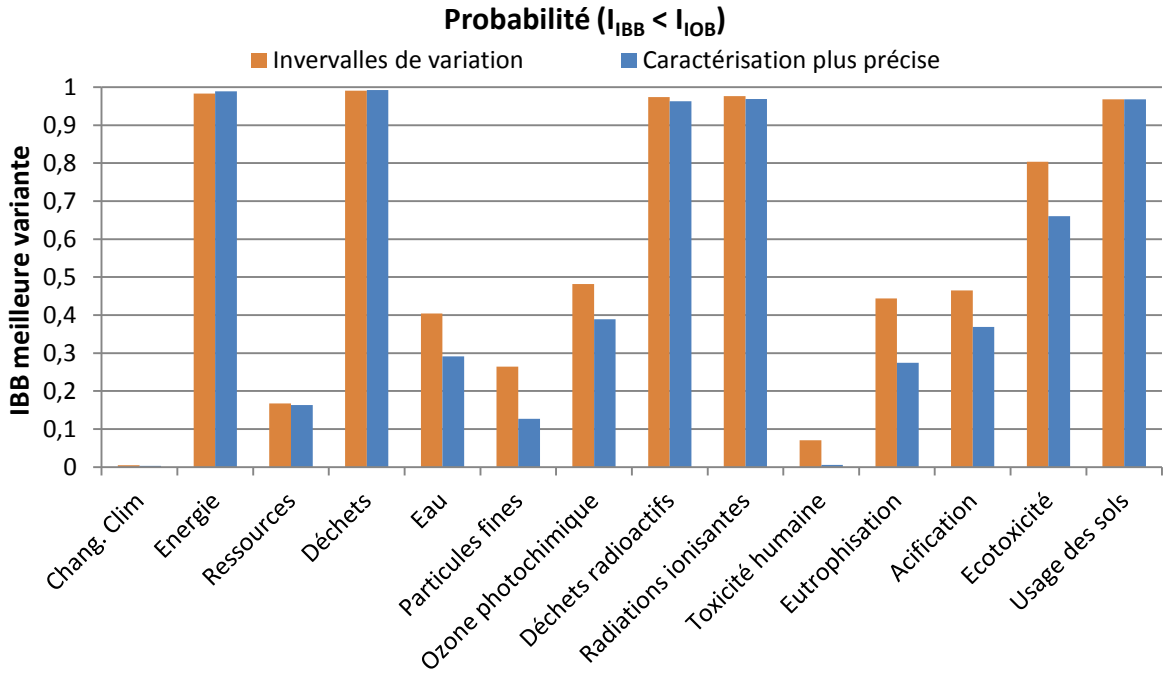


Figure 4-29. Évolution de la probabilité que IBB soit la meilleure variante avant et après amélioration de la caractérisation des incertitudes sur les facteurs les plus influents

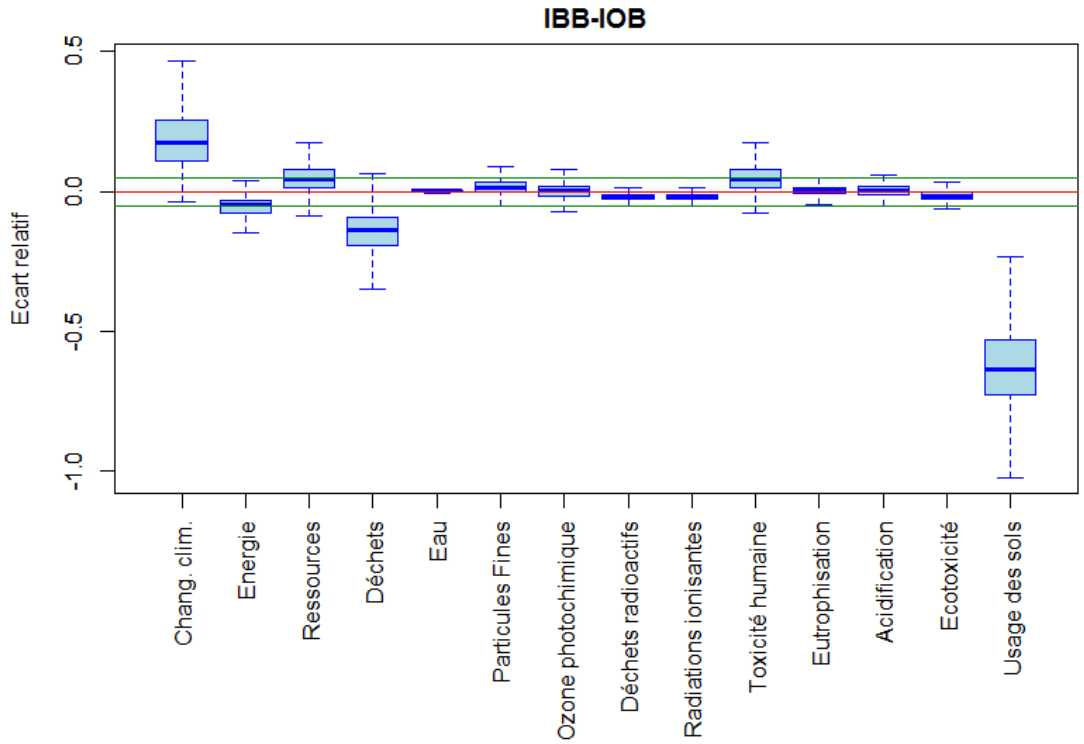


Figure 4-30. Distributions des écarts relatifs sur la comparaison de variante IBB-IOB, sans amélioration de la caractérisation des incertitudes

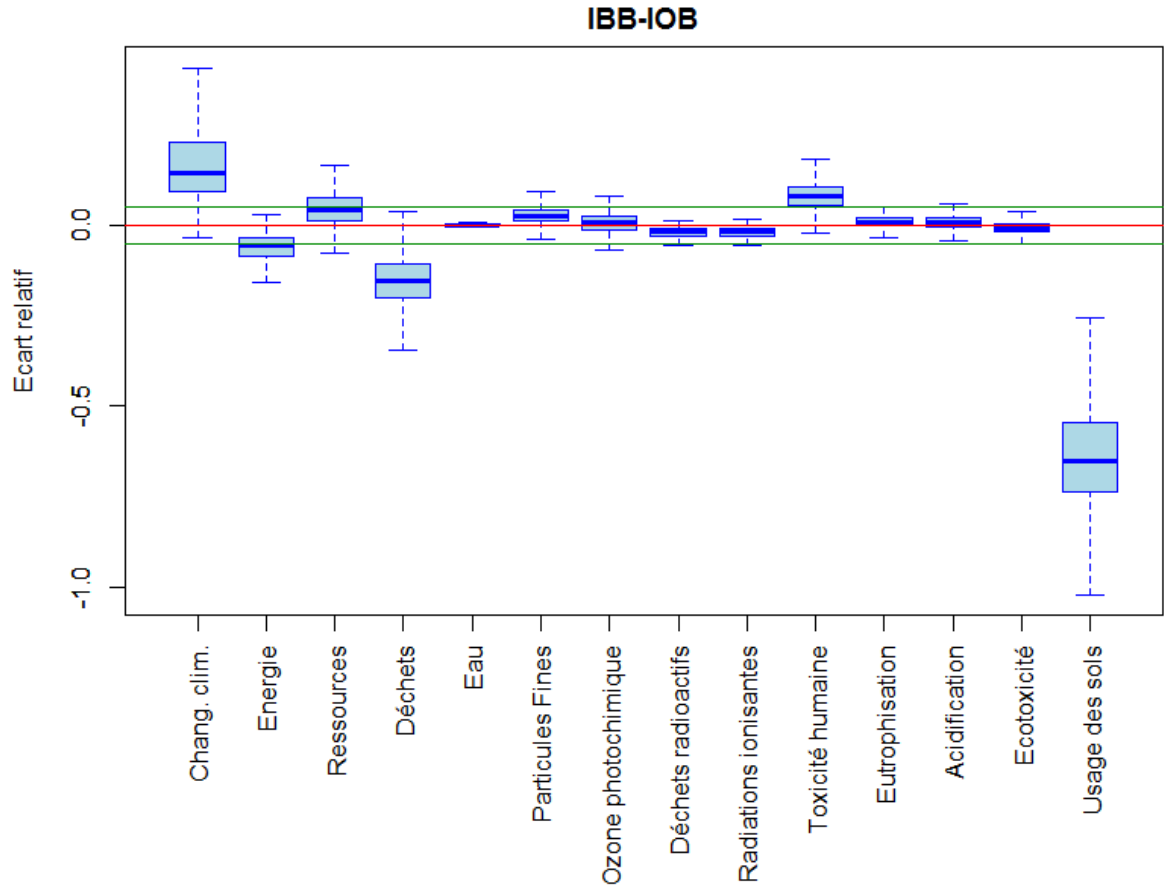


Figure 4-31. Distribution des écarts relatifs sur la comparaison de variante IBB-IOB, avec amélioration de la caractérisation des incertitudes

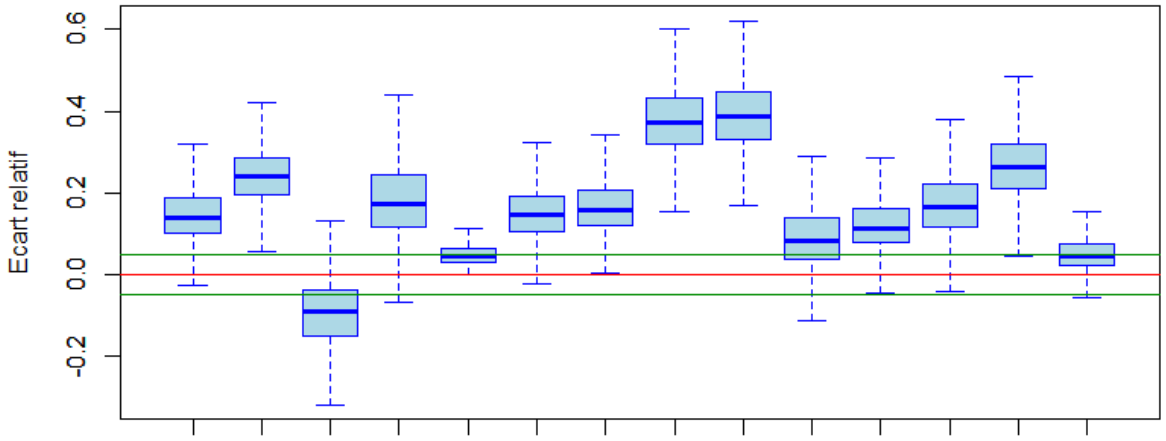
Il ressort de cette comparaison que l'amélioration de la caractérisation des incertitudes a conduit à une modification des résultats, principalement sur deux indicateurs. Pour l'énergie et la toxicité humaine, les écarts relatifs étaient plus faibles, avant de préciser les distributions des facteurs les plus influents. La mise à jour des incertitudes a donc permis d'augmenter ces écarts mais aussi de limiter la probabilité de remise en cause des résultats qui est diminuée. Il est désormais possible de conclure pour l'indicateur de toxicité humaine.

Rappelons que l'exercice d'amélioration de la caractérisation des incertitudes a été mené à titre d'exemple et peut conduire à sur- ou sous-estimer les incertitudes sur les facteurs les plus influents. Puisque que les choix faits à cette étape peuvent affecter les conclusions des études, il est important de mener celles-ci en prenant en compte les spécificités du projet et l'expertise des parties prenantes.

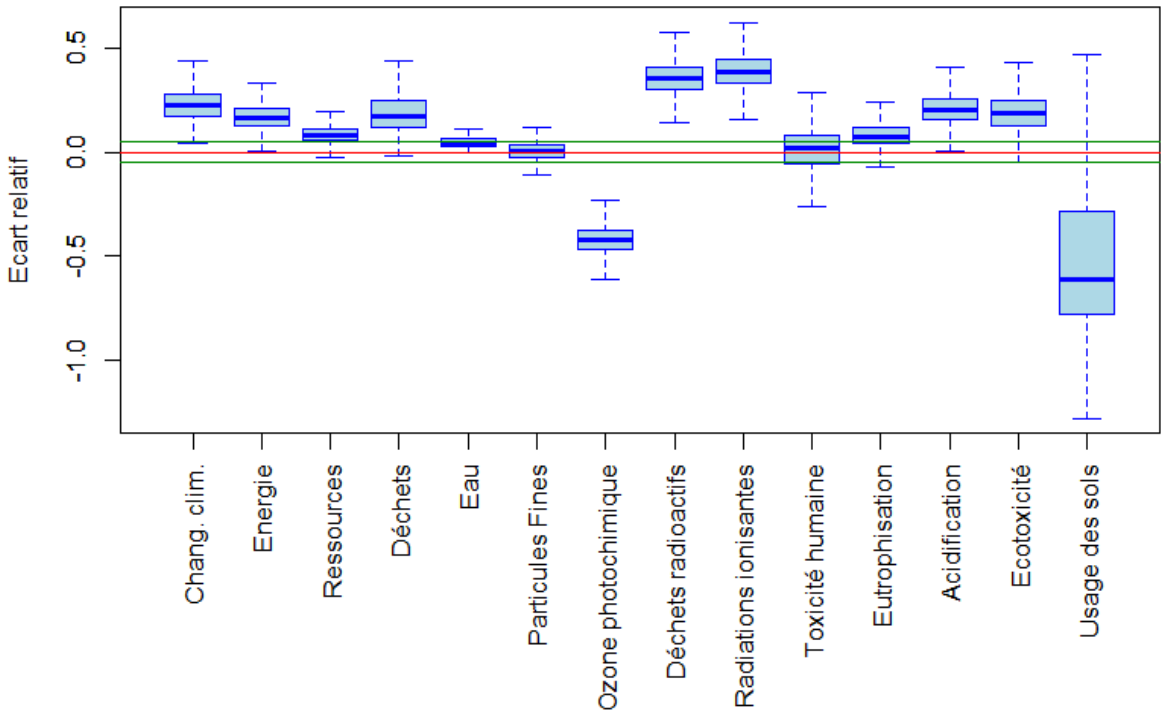
4.5.2. *Comparaison de quatre variantes énergétiques*

Nous étudions également l'effet du choix des distributions sur les comparaisons des variantes énergétiques. Pour ces comparaisons de variantes, la variabilité de l'occupation est un facteur très influent. Précédemment, la définition plus précise de la caractérisation des incertitudes de ce facteur avait consisté à définir un marché cible pour les maisons : un couple de primo-accédants avec enfants. Nous étudions ici l'effet de cette hypothèse forte en réalisant des propagations d'incertitudes pour tous les types de familles habitant une maison individuelle de quatre pièces principales. Les résultats détaillés de cette analyse (probabilité qu'une variante soit meilleure et écarts-relatifs) sont présentés en Annexe N et à la figure 4-32.

a) Électricité - Gaz



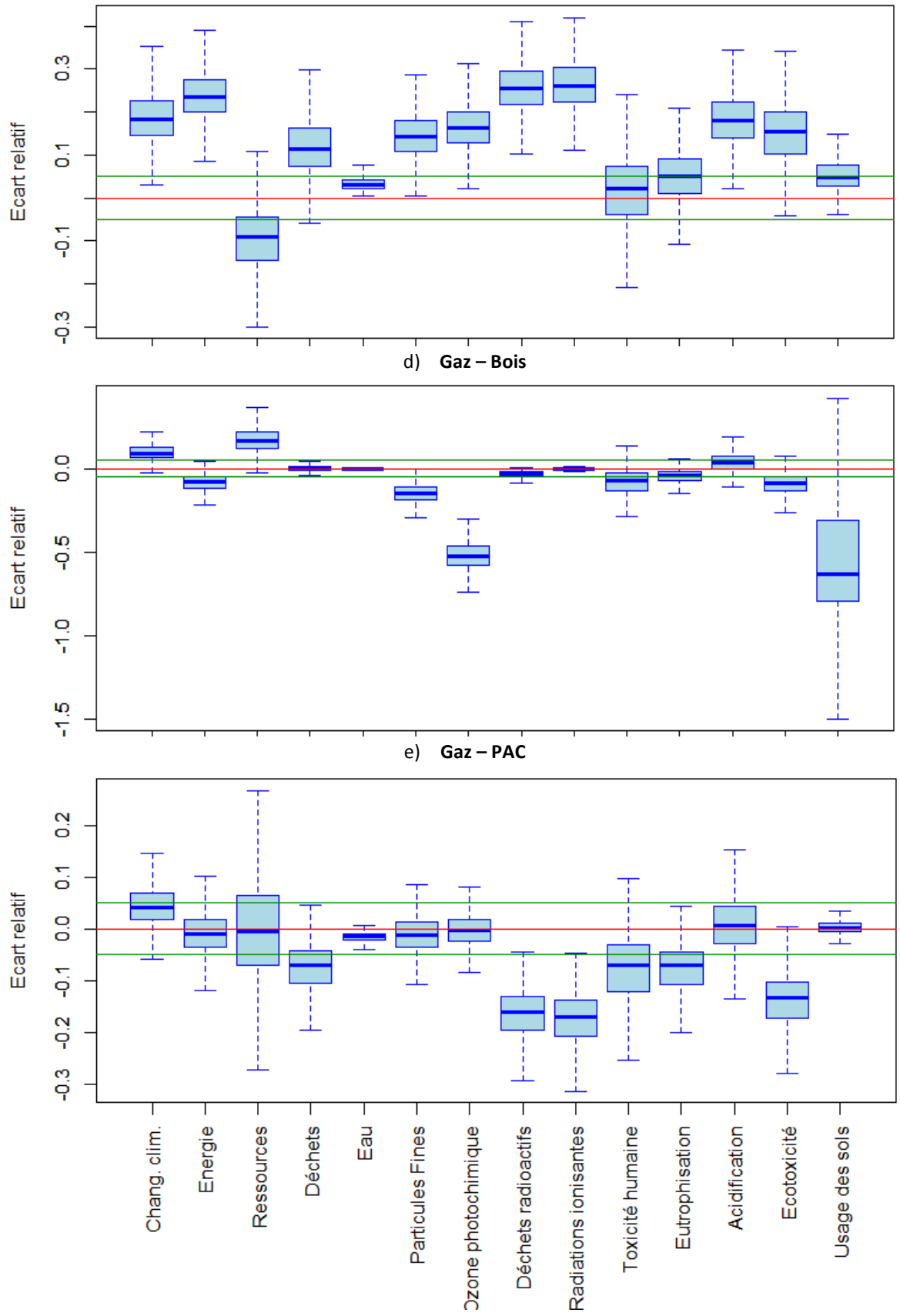
b) **Électricité - Bois**



c) **Electricité - PAC**

d) **Gaz – Bois**

e) **Gaz – PAC**



f) **Bois - PAC**

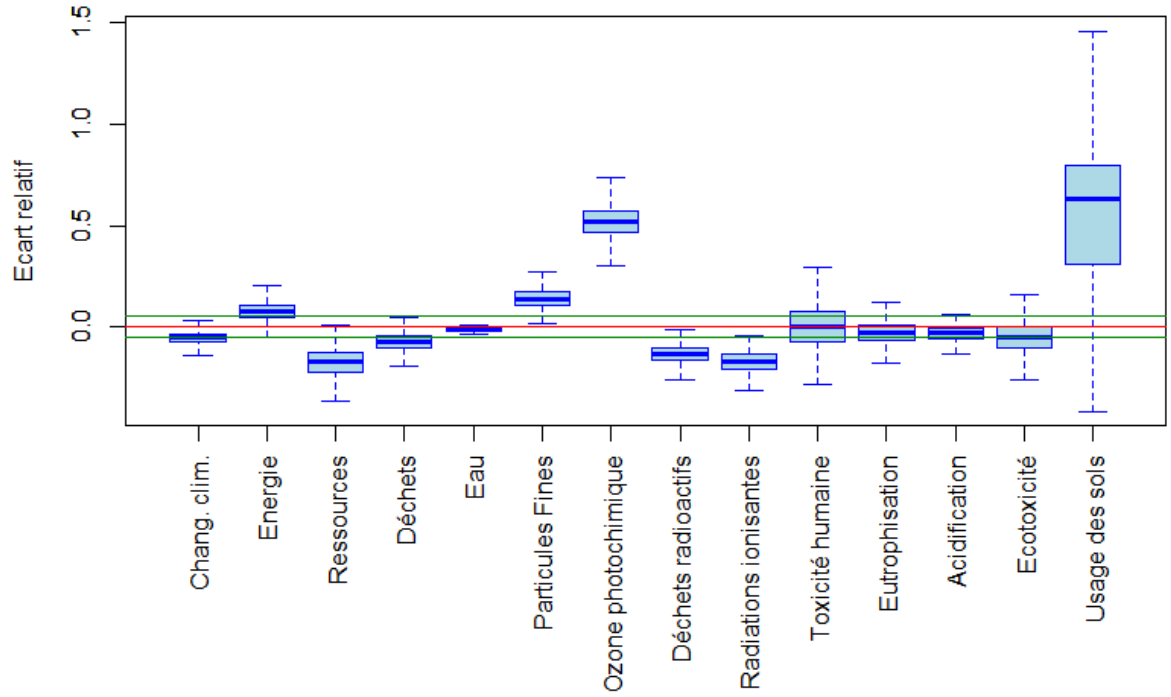


Figure 4-32. Écart relatif entre les valeurs d'impact pour toutes les paires de variantes énergétiques pour l'ensemble des occupations avant amélioration de la caractérisation des incertitudes sur les facteurs

Pour les variantes énergétiques, le type d'occupation a un faible effet sur les comparaisons de variantes énergétiques et change les conclusions de manière marginale, comme cela peut être observé à la Figure N-80 en Annexe N. Il est possible d'identifier des meilleures variantes ou des variantes défavorables sur les mêmes indicateurs. De plus, les écarts entre variantes restent presque inchangés.

L'effet de l'amélioration de la caractérisation des incertitudes a aussi été étudié. Des différences, plus importante que dans le cas où seule l'occupation est changée, sont observées sur les probabilités qu'une variante soit meilleure, surtout dans les comparaisons faisant intervenir la variante PAC. Pour cette variante, lors de la mise à jour des distributions, la valeur d'espérance choisie pour le COP du CETHI ne correspondait pas au milieu de la plage de variation des distributions grossières. La nouvelle valeur espérée pour le COP étant plus élevée, les impacts de cette variante sont réduits après avoir mieux défini les distributions. Outre la modification des probabilités, la mise à jour des incertitudes à eu un effet sur l'écart entre valeurs d'impacts des variantes. La distribution de l'écart relatif est globalement plus large pour le changement climatique pour la comparaison Gaz et PAC, même si cet écart reste supérieur à 5 % dans la plupart des cas. De plus, sur la comparaison Bois et PAC, les écarts augmentent pour l'énergie consommée, si bien qu'ils passent au dessus de

seuil de 5 % pour la majorité des simulations, facilitant le choix d'une meilleure variante pour cet indicateur.

Ces résultats mettent à nouveau en lumière l'importance de l'étape d'amélioration de la caractérisation des incertitudes et du choix d'une valeur espérée pour les facteurs qui soit la plus probable. En effet, le choix de cette valeur peut être de nature à changer les conclusions des études.

Le cas d'étude utilisé ici est un exemple théorique pour l'application de la méthodologie de prise en compte des incertitudes en comparaison de variantes. Dans notre cas, les conclusions changent peu avant et après caractérisation plus précise des incertitudes. En effet, les plages de variations initialement choisies reflétaient déjà une incertitude faible sur les facteurs. De plus, la mise à jour des distributions a été menée à titre d'exemple. Malgré ces limitations, les résultats obtenus illustrent l'importance de l'étape d'amélioration de la caractérisation des incertitudes et du choix d'une valeur espérée pour les facteurs qui soit la plus probable. En effet, si le choix de cette valeur peut être de nature à changer quelques conclusions dans le cas d'étude simplifié proposé ici, on peut supposer qu'il soit bien plus important sur un cas réel en comparaison de variante où les incertitudes sur les facteurs de conception seront plus grandes. Enfin, rappelons que l'étape de mise à jour des distributions de probabilité des facteurs ne peut pas être réalisée sur tous les facteurs influents dans le cadre de l'étude de la conception de bâtiments. Le concepteur pourra mieux définir les incertitudes sur les facteurs de conception mais pas, par exemple sur les incertitudes sur les données environnementales, sur les méthodes de caractérisation des impacts, ou encore sur les évolutions au cours du temps du contexte du bâtiment, qui nécessitent une expertise particulière.

4.6. Conclusion du chapitre

Une démarche pour la quantification des incertitudes dans le contexte de comparaison de variantes a été proposée dans ce chapitre. Elle consiste à recenser les facteurs incertains intervenant dans un projet, à caractériser leurs incertitudes, de manière grossière dans un premier temps, et à mener une AS adaptée au cadre de la comparaison de variante pour déterminer quels sont les facteurs les plus influents sur le choix d'une variante. Cela est fait en menant des AS, utilisant un même plan d'expérience, sur une grandeur de sortie correspondant aux écarts entre les valeurs d'impact des variantes à comparer. Connaissant les facteurs les plus influents, leurs distributions de probabilités sont définies de manière plus précise avant de réaliser des propagations d'incertitudes incluant tous les facteurs incertains préalablement recensés. Les propagations d'incertitudes utilisent le même plan d'expérience pour pouvoir comparer les variantes, toutes choses égales par ailleurs. L'étude de la probabilité qu'une variante soit meilleure, pour chaque indicateur environnemental, permet ensuite de quantifier la confiance que le décideur peut avoir dans son choix. De plus, l'étude des écarts entre les valeurs d'impact de deux variantes offre une information complémentaire quand

à l'importance du choix pour un indicateur donné. De faibles écarts impliquent que le choix d'une variante ou d'une autre aura peu d'effet sur les résultats. Il est alors préférable de baser son choix sur les indicateurs pour lesquels un écart important est observé afin de choisir la variante la plus durable.

Dans ce chapitre, nous proposons également une méthode permettant de prendre en compte des facteurs possédant un très grand nombre de niveaux dans le criblage de Morris. Deux options sont étudiées pour cela et leurs résultats sont comparés à ceux donnés par la méthode de Sobol. L'option donnant des résultats les plus proches de ceux de Sobol consiste à utiliser à chaque répétition du criblage deux niveaux différents pour ces facteurs. Cette méthode nécessite de réaliser beaucoup de répétitions pour utiliser assez de niveaux afin d'aboutir à une convergence des résultats sur ces facteurs.

La méthodologie de prise en compte des incertitudes est appliquée pour des comparaisons de deux à quatre variantes de conception (variantes constructives et énergétiques). Elle permet, en se fixant un niveau de confiance, d'aboutir à un classement des variantes les unes par rapport aux autres. De plus, les indicateurs pour lesquels le choix d'une variante conduit à des résultats significativement différents sont mis en évidence. Du fait des hypothèses prises et des variantes comparées, nous obtenons pour beaucoup d'indicateurs, de faibles écarts entre les variantes. Pour les autres indicateurs, une meilleure variante ou un groupe de meilleures variantes peuvent être identifiés. Au-delà, de quatre variantes, des tests statistiques pourront être mis en place pour évaluer sur les résultats sont significativement différents sur un indicateur et grouper les variantes en fonction de leurs performances.

Une étape d'étude de la robustesse des résultats a été menée afin de déterminer dans quelle mesure la caractérisation des incertitudes peut affecter les résultats obtenus. Dans notre cas, bien que les résultats soient assez peu affectés par ces modifications, nous avons pu mettre en évidence l'importance du choix de la valeur espérée pour un facteur incertain influent. Pour les facteurs les plus influents, l'étape d'amélioration de la caractérisation des incertitudes est donc importante pour mieux définir, lorsque cela est possible, les valeurs pouvant être prises par les facteurs. En conception, l'ensemble des facteurs incertains ne peut toutefois pas être défini de manière précise.

En complément de ces études, et afin de mieux comprendre quels choix peuvent entraîner une modification des conclusions, une étape d'identification des valeurs des facteurs induisant une modification du classement des variantes pourrait être menée, en particulier pour les indicateurs pour lesquels la probabilité qu'une variante soit meilleure est proche de 0,5.

Les résultats directs des comparaisons de variantes que nous présentons ici doivent être pris avec précaution. En effet, ils ne résultent pas de la prise en compte de toutes les sources d'incertitudes agissant en ACV des bâtiments. Il serait utile d'inclure les autres sources d'incertitudes aux futures études (en particulier les incertitudes sur d'autres facteurs de caractérisation, l'effet de la

spatialisation des impacts, les aspects prospectifs). De plus, pour les sources d'incertitudes considérées, de faibles plages de variation ont été prises en compte sur les facteurs de conception du bâtiment. Cela constitue une limite, les valeurs de ces facteurs n'étant sans doute pas connues de manière aussi précise en phase amont de la conception d'un bâtiment. Pour certaines sources d'incertitudes, le traitement des incertitudes aurait également dû être réalisé de manière plus précise : pour les incertitudes sur les données environnementales, les distributions de probabilité des facteurs proposés dans la base ecoinvent ont été utilisées sans traitement spécifique. Il en résulte la non prise en compte de certaines corrélations lors de l'échantillonnage et l'apparition de valeurs extrêmes (non physiques) dans les distributions en sortie liées à l'utilisation de lois lognormales non tronquées.

Finalement, la problématique de la prise de décision dans un contexte multicritère n'a pas été traitée directement dans le cadre de cette thèse. Nous donnons toutefois des pistes pour aider au choix en indiquant les indicateurs pour lesquels la décision aura le plus de conséquence sur les résultats du fait de l'écart significatif entre les valeurs d'impact de variantes. Cela permet de réduire le jeu d'indicateurs à considérer pour la décision.

Conclusions et perspectives

L'ACV des bâtiments, en tant qu'outil d'écoconception, fournit des indications utiles pour guider les choix vers les variantes bâties les plus durables sur le plan environnemental. Son utilisation est très utile pour réduire les impacts des ensembles bâtis et contribuer à résoudre les défis énergétiques et environnementaux actuels. Mais de nombreuses sources d'incertitudes pèsent sur les résultats fournis par cet outil. Ne pas les prendre en compte revient à se passer de précieuses informations qui peuvent éclairer la prise de décision. Conformément aux objectifs initiaux de cette thèse, une méthodologie pour la prise en compte des incertitudes en ACV des bâtiments a été élaborée. Elle permet d'étudier les effets de nombreuses sources d'incertitudes pouvant intervenir durant toutes les phases du cycle de vie d'un bâtiment et est adaptable en fonction des caractéristiques du cas d'étude envisagé. L'application de cette méthodologie, dont nous rappelons les principaux apports dans la suite, permet d'augmenter le niveau de confiance dans les décisions basées sur l'ACV des bâtiments et apporte une contribution à la fiabilisation de ces outils.

Bilan du travail effectué

Un état de l'art sur l'ACV des bâtiments et la gestion des incertitudes associées a permis de recenser les incertitudes pesant sur les résultats de cet outil d'aide à la décision ainsi que les méthodes permettant de les prendre en compte. Les méthodes statistiques d'analyse de sensibilité (AS) sont de plus en plus utilisées dans le cadre de l'ACV pour identifier les éléments dont la modélisation doit être améliorée et ceux pour lesquels l'utilisation de valeurs par défaut affecte peu les résultats. Mais le choix d'une méthode est rarement argumenté et les méthodes recommandées en ACV, du fait de leur précision, nécessiteraient des temps de calcul trop longs pour être appliquées au cas de l'évaluation couplée des performances énergétiques et environnementales des bâtiments. L'un des axes de recherche identifiés concerne donc l'étude du choix des méthodes d'AS dans le contexte de l'ACV des bâtiments. D'autre part, l'ACV étant souvent utilisée comme outil d'aide à la décision, il convient de prendre en compte les incertitudes et leurs conséquences dans un contexte de comparaison, ce qui peut être fait via l'utilisation de méthodes d'analyses d'incertitude (AI). Si des préconisations quant à la manière de propager les incertitudes dans ce contexte existent déjà, la manière de sélectionner et de définir les incertitudes sur les facteurs incertains, et l'impact de ces choix sur les résultats n'ont pas été traités. Ainsi, le deuxième axe de recherche identifié concerne l'amélioration d'une méthodologie pour la quantification des incertitudes en comparaison de variantes et vise à augmenter la fiabilité des résultats obtenus.

L'intégration de ces méthodes de quantification des incertitudes à la démarche d'ACV des bâtiments passe par l'utilisation d'outils permettant la réalisation d'un grand nombre de simulations et la prise en compte de diverses sources d'incertitudes. Dans cet objectif, nous avons apporté une contribution au développement collaboratif d'une plateforme préexistante de simulation globale pour l'écoconception des bâtiments, combinant des outils commerciaux de SED et d'ACV des bâtiments. En particulier, les apports concernent d'une part l'adaptation de l'outil d'ACV des bâtiments pour la réalisation de variations paramétriques sur l'ensemble des entrées de l'outil, et d'autre part, l'articulation de la plateforme avec d'autres modèles et outils existants pour permettre la prise en compte de sources d'incertitudes variées, telles que la variabilité du climat, de l'occupation ou encore les incertitudes sur les données environnementales. Les développements et méthodes proposés dans le cadre de cette thèse pourront à terme être intégrés à la version commerciale de la plateforme, permettant leur mise à disposition aux acteurs de l'écoconception des bâtiments.

Les outils techniques pour la réalisation d'AS et d'AI étant en place, une étude du choix des méthodes d'AS dans le cas de l'ACV des bâtiments a d'abord été menée. Les performances de cinq méthodes d'AS ont été comparées à celles d'une méthode de référence (le calcul des indices de Sobol). Les critères retenus pour comparer les méthodes concernent d'une part leur précision et plus particulièrement l'influence relative que les méthodes accordent aux facteurs incertains, le classement de ces facteurs et également le nombre de facteurs à retenir pour expliquer une part de variance donnée. De plus, les temps de calcul mis en jeu dans chaque méthode sont intégrés à la comparaison. En effet, ces temps de calcul peuvent potentiellement être très longs du fait de la nécessité de réaliser un grand nombre de simulations énergétiques dynamiques couplées à l'ACV. La méthodologie de comparaison des méthodes d'AS a été appliquée au cas d'une maison individuelle pour laquelle 22 facteurs incertains étaient considérés. Les résultats des méthodes, ayant des compromis temps de calcul / précision très différents, ont permis de dégager des tendances quant à l'identification des facteurs les plus influents. Dans notre cas, la durée de vie du bâtiment et l'approche méthodologique pour la prise en compte du mix de production d'électricité sont très influentes sur tous les indicateurs environnementaux mais leur influence relative varie d'une méthode à l'autre. L'étude des résultats a aussi mis en évidence des différences dans la manière de quantifier les incertitudes, et des améliorations de deux méthodes (criblage de Morris et plan d'expérience de Plackett et Burman) ont été proposées pour obtenir des résultats précis pour des temps de calcul supplémentaires limités. En se basant sur les conditions d'applicabilité des méthodes (quantification des effets non-linéaires, des interactions, nombre de simulations requis), une aide au choix des méthodes pour l'ACV des bâtiments est proposée. La robustesse de l'arbre de décision introduit nécessiterait toutefois d'être validée en réalisant des d'études complémentaires, sur des cas d'études plus complexes. Les résultats de la méthode ou des méthodes d'AS sélectionnées via cet arbre peuvent être utiles aussi bien dans une perspective de recherche (pour identifier les axes de recherche sur lesquels des travaux complémentaires sont nécessaires pour aboutir à une réduction

des incertitudes) que dans une perspective opérationnelle en conception (pour identifier les facteurs de conception les plus influents sur lesquels une attention particulière doit être portée).

Finalement une démarche pour la prise en compte des incertitudes en comparaison de variantes a été proposée. Son originalité réside dans la réalisation d'AS en amont des propagations d'incertitudes se basant non pas sur les variantes séparées, mais sur une métrique permettant la comparaison de résultats (ici, une différence d'impacts entre deux variantes). Pour ces facteurs particulièrement influents sur la comparaison, la caractérisation des incertitudes est améliorée avant de procéder aux AI. Les autres facteurs, peu influents, sont aussi inclus dans l'AI, mais une caractérisation des incertitudes par défaut est conservée. Après avoir propagé les incertitudes, les probabilités qu'une variante soit meilleure sont calculées pour chaque indicateur, permettant de quantifier le degré de confiance que le décideur peut avoir dans le choix d'une variante. De plus, les écarts entre les valeurs d'impact de deux variantes sont également déterminés. S'ils sont faibles pour un indicateur, le choix d'une variante ou d'une autre aura peu d'effet sur les résultats pour cet indicateur. La connaissance de ces écarts apporte donc une information complémentaire au décideur qui est incité à baser son choix sur les indicateurs pour lesquels la sélection d'une variante peut modifier significativement les impacts. La démarche de comparaison de variantes en présence d'incertitudes est illustrée par la comparaison de deux à quatre variantes énergétiques ou constructives de maisons individuelles, et en considérant un jeu de 161 facteurs incertains, représentant diverses sources d'incertitudes rencontrées en ACV des bâtiments. En présence de plus de deux variantes, les comparaisons sont effectuées par paires. Dans notre cas, les variantes comparées sont proches pour la plupart des indicateurs. Pour certains indicateurs, il est possible de choisir une meilleure variante ou un groupe de meilleures variantes en se fixant un niveau de confiance, ce qui apporte une information complémentaire lors de la prise de décision. Nous montrons également que, dans notre cas, le nombre de simulations à réaliser pour les comparaisons de variantes, peut rester faible grâce à l'utilisation de méthodes efficaces d'exploration de l'espace. Dans cette étude, nous avons utilisé une version adaptée du criblage de Morris comme méthode d'AS, incluant la prise en compte de variables catégorielles ayant un grand nombre de niveaux. Des comparaisons avec la méthode de Sobol ont permis de valider la manière de procéder. Finalement, la robustesse des résultats a été étudiée en étudiant les méta-incertitudes. Il en ressort que la caractérisation des incertitudes, et en particulier le choix de la valeur la plus probable peut affecter les résultats. Pour les facteurs les plus influents, l'étape d'amélioration de la caractérisation des incertitudes est donc importante pour mieux définir, lorsque cela est possible, les valeurs pouvant être prises par ces facteurs.

Ainsi, nous proposons dans le cadre de cette thèse une démarche globale de prise en compte des diverses sources d'incertitudes rencontrées en ACV des bâtiments, basée sur des méthodes d'AS et d'AI et applicable dans un contexte de comparaison de variantes.

Perspectives

Les perspectives de ces travaux de thèse sont nombreuses. Il serait tout d'abord utile de poursuivre la mise à jour du jeu d'indicateurs environnementaux, engagée lors d'un séminaire international (Annexe H), en utilisant, pour tous les thèmes environnementaux, des méthodes plus récentes, reconnues et utilisant des systèmes de modélisation homogènes, en vue de leur agrégation par aire de protection.

La validité de l'arbre de décision d'AS proposé dans le cadre de cette thèse reste à étudier pour d'autres configurations rencontrées en ACV des bâtiments. En particulier, l'investigation de la présence d'effets non-linéaires et / ou d'interactions sur des cas d'études plus complexes et moins bien connus apporterait des informations importantes pour l'aide au choix de méthodes d'AS adaptées au contexte de l'ACV des bâtiments. Pour ce faire, les performances des méthodes pourront être comparées pour d'autres types de bâtiments, avec d'autres usages, et dans des phases plus amont de la conception, mais aussi en rénovation.

Les résultats des méthodes d'AS ont déjà été utilisés en amont d'études d'optimisation de la conception pour en réduire la combinatoire (Recht, 2016), ou dans un processus de garantie de performance (Ligier et al., 2017), en vue d'améliorer la caractérisation des incertitudes sur les facteurs les plus influents. L'utilisation de la méthodologie proposée permettrait d'enrichir ces études.

Des améliorations peuvent aussi être apportées concernant la méthodologie de comparaison de variantes dans un contexte incertain. Le traitement plus systématique des résultats de comparaison en présence de plus de deux variantes constitue une voie d'amélioration. La comparaison par paires peut en effet devenir fastidieuse avec l'augmentation du nombre de variantes. Pour ce faire, l'utilisation de tests statistiques est envisageable pour déterminer s'il y a des différences significatives entre les variantes, et peut aboutir à la détermination de groupes de variantes ayant des performances environnementales proches. De plus, afin de mieux comprendre quels choix peuvent entraîner des modifications des conclusions, une étape d'identification des valeurs des facteurs induisant, par exemple, une modification du classement des variantes pourrait être intégrée en plus de l'étude de l'influence des facteurs sur la comparaison de variantes.

Des sources variées d'incertitudes pesant sur l'ACV des bâtiments ont été incluses aux études d'AS et d'AI : incertitudes sur les paramètres (hypothèses sur le bâtiment et son contexte, données environnementales), sur les modèles (modélisation annuelle ou horaire), mais aussi variabilité temporelle (climat) ou entre individus (occupation). Dans les prochaines études, la caractérisation de certaines de ces incertitudes devra être améliorée. C'est le cas pour les incertitudes sur les données environnementales où l'échantillonnage dans les distributions des flux est fait de manière indépendante alors que des corrélations devraient être prises en compte. De plus, pour cette source

d'incertitude, l'utilisation de lois log-normales non-tronquées conduit à l'apparition de valeurs extrêmes et non-réalistes dans les résultats. Enfin, certaines sources d'incertitudes devront également être étudiées dans de futurs travaux. C'est le cas des incertitudes sur les facteurs de caractérisation qui n'ont ici été étudiées que pour quelques substances pour l'indicateur de changement climatique. Les incertitudes sur les facteurs de caractérisation des autres méthodes sont *a priori* plus importantes et leurs effets sur les résultats le seront probablement. De plus, l'effet de la spatialisation de certaines émissions locales (chauffage individuel ou collectif, transport des occupants) pourrait également être étudié.

Un aspect majeur non traité au cours de cette thèse concerne la prise en compte de l'évolution du bâtiment et de ce qui l'environne tout au long de sa durée de vie. Le développement systématique de scénarios d'évolution possible du bâtiment, pour différents jalons temporels, pourrait être intégré aux AS et AI. Cela permettrait la prise en compte de cette incertitude épistémique. L'élaboration de tels scénarios, qui fait appel à un grand nombre d'hypothèses, en particulier pour des horizons temporels éloignés, nécessite toutefois une expertise en modélisation prospective pour ne pas aboutir à des résultats peu réalistes. De plus, le présent travail ne s'est intéressé qu'aux incertitudes à l'échelle de l'ACV d'un bâtiment. Le passage à des échelles plus grandes (îlot, quartier, ville, voire même territoire), va de paire avec une complexification des études et la nécessité de mettre en place des travaux pluridisciplinaires. La modélisation environnementale doit en effet inclure des outils permettant de prendre en compte des aspects complémentaires tels que le transport, les réseaux ou la gestion des déchets. Il en résulte une augmentation du nombre facteurs incertains à étudier. Notons que ces deux derniers aspects tendent à faire augmenter significativement les temps de calcul, d'où l'importance de disposer de méthodes de prise en compte des incertitudes fiables mais peu coûteuses en simulations.

L'évaluation de la performance environnementale tend à se développer dans le secteur du bâtiment et il est utile de continuer à progresser vers une fiabilisation des outils, tout en gardant à l'esprit que les incertitudes pesant sur les résultats ne constituent pas une faiblesse de la méthode, mais au contraire, que leur prise en compte permet d'améliorer la qualité de la prise de décision.

***

Références bibliographiques

2.-0 LCA consultants (2015). *Consequential LCA. Why and When?* Consulté le : 2015-10-27, www.consequential-lca.org.

Acquaye, A.A., Duffy, A.P., et Basu, B. (2011). *Stochastic hybrid embodied CO2-eq analysis: An application to the Irish apartment building sector*. Energy Build. *43*, DOI : 10.1016/j.enbuild.2011.01.006, 1295‑1303 p.

Adalberth, K. (1997). *Energy use during the life cycle of buildings: a method*. Build. Environ. *32*, DOI : 10.1016/S0360-1323(96)00068-6, 317‑320 p.

ADEME (2010). *La composition des ordures ménagères et assimilées en France*, http://www.sinoe.org/documents/download/idDoc/1176, 31 p.

ADEME (2013a). *Chiffres clés du bâtiment*, Agence De l'Environnement et Maitrise de l'Energie, ISBN 978-2-35838-601-2, http://multimedia.ademe.fr/catalogues/chiffres-cles-batiment-2013/, 92 p.

ADEME (2013b). *L'exercice de prospective de l'ADEME « Vision 2030-2050 » - Document technique*, http://www.ademe.fr/sites/default/files/assets/documents/85536_vision_2030-2050_document_technique.pdf, 297 p.

ADEME (2013c). *Chiffres-clés Déchets - Edition 2012*, http://www.observatoire-des-territoires.gouv.fr/observatoire-des-territoires/sites/default/files/ADEME_dechets-2012-interactif-page-page.pdf, 50 p.

ADEME (2014). *Transport & Logique des déchets : enjeux et évolutions du transport et de la logistique des déchets*, 7695, http://www.ademe.fr/transport-logistique-dechets-enjeux-evolutions-transport-logistique-dechets, 280 p.

ADEME (2015a). *Chiffres clés climat air énergie 2014*, Agence De l'Environnement et Maitrise de l'Energie, ISSN : 2273-4961, http://www.ademe.fr/chiffres-cles-climat-air-energie-2014, 172 p.

ADEME (2015b). *Un mix électrique 100% renouvelable? Analyse et optimisations*, http://www.ademe.fr/sites/default/files/assets/documents/rapport_final.pdf, 166 p.

ADEME (2015c). *Chiffres clés déchets*, www.ademe.fr/sites/default/files/assets/documents/chiffres-cles-dechets-201507_8500.pdf, 96 p.

ADEME (2015d). *Evaluation du gisement de déchets bois et son positionnement dans la filière bois/bois énergie*, http://www.ademe.fr/sites/default/files/assets/documents/evaluation-gisement-bois-201505-synthese.pdf, 19 p.

AFNOR NF EN 15804 (2014). *Contribution des ouvrages de construction au développement durable - Déclarations environnementales sur les produits - Règles régissant les catégories de produits de construction*., 68 p.

AIE (2004). *Directory of Tools: A survey of LCA Tools, Assessment Frameworks, Rating Systems, Technical Guidelines, Catalogues, Chesklists and Certificates. IEA Annex 31 - Energy-Related Evironmental Impact of Buildings*, Agence Internationale de l'Energie, www.iisbe.org/annex31/pdf/M_directory_tools.pdf, 118 p.

Anand, C.K., et Amor, B. (2017). *Recent developments, future challenges and new research directions in LCA of buildings: A critical review*. Renew. Sustain. Energy Rev. *67*, DOI : 10.1016/j.rser.2016.09.058, 408‑416 p.

ANDRA (2012). *Inventaire national des matières et déchets radioactifs*, Agence nationale pour la gestion des déchets radioactifs, http://www.andra.fr/index.php?id=edition_1_1_1&recherche_thematique=6, 212 p.

Andrianandraina, A. (2014). *Approche d'éco-conception basée sur la combinaison de l'Analyse de Cycle de vie et de l'Analyse de Sensibilité*, Thèse de doctorat, Université Nantes Angers Le Mans, 413 p.

Audard, G., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2016). *Environmental impacts evaluation of a power transmission grid reinforcement project using consequential life cycle assessment*. In Cycle 2016, (Montréal, Canada),.

Aven, T. (2010). *It is Meaningful and Useful to Distinguish between Stochastic and Epistemic Uncertainties*. In Misconceptions of Risk, (John Wiley & Sons, Ltd), 145‑148 p.

Bedford, T., et Cooke, R. (2001). *Probabilistic Risk Analysis: Foundations and Methods*, Ed. Cambridge University Press, ISBN : 978-0-521-77320-1, 424 p.

Beloin-Saint-Pierre, D. (2012). *Vers une caractérisation spatiotemporelle pour l'analyse du cycle de vie*, Thèse de doctorat, MINES ParisTech, 207 p.

Beloin-Saint-Pierre, D., Levasseur, A., Margni, M., et Blanc, I. (2016). *Implementing a Dynamic Life Cycle Assessment Methodology with a Case Study on Domestic Hot Water Production*. J. Ind. Ecol. DOI : 10.1111/jiec.12499.

Benetto, E., Dujet, C., et Rousseaux, P. (2006). *Possibility Theory: A New Approach to Uncertainty Analysis?*. Int. J. Life Cycle Assess. *11*, DOI : 10.1065/lca2005.06.212, 114‑116 p.

Benini, L., Mancini, L., Sala, S., Manfredi, S., Schau, E.M., et Pant, R. (2014). *Normalisation method and data for Environmental Footprints*, JRC Technical Report, European Commission, Joint Research Center, JRC Technical Report EUR 26842 EN, ISBN : 978-92-79-40847-2, http://ec.europa.eu/environment/eussd/smgp/pdf/JRC_Normalisation_method_and_data_EF_web.pdf, 113 p.

van den Berg, N.W., Huppes, G., Lindejier, E.W., van der Ven, B.L., et Wrisberg, M.N. (1999). *Quality assessement for LCA*, CML Report 152, infohouse.p2ric.org/ref/41/40541.pdf, 57 p.

Berger, M., van der Ent, R., Eisner, S., Bach, V., et Finkbeiner, M. (2014). *Water Accounting and Vulnerability Evaluation (WAVE): Considering Atmospheric Evaporation Recycling and the Risk of Freshwater Depletion in Water Footprinting*. Environ. Sci. Technol. *48*, DOI : 10.1021/es404994t, 4521‑4528 p.

Bettonvil, B., et Kleijnen, J.P.C. (1997). *Searching for important factors in simulation models with many factors: Sequential bifurcation*. Eur. J. Oper. Res. *96*, DOI : 10.1016/S0377-2217(96)00156-7, 180‑194 p.

Björklund, A.E. (2002). *Survey of approaches to improve reliability in LCA*. Int. J. Life Cycle Assess. *7*, DOI : 10.1007/BF02978849, 64‑72 p.

Bojacá, C.R., et Schrevens, E. (2010). *Parameter uncertainty in LCA: stochastic sampling under correlation*. Int. J. Life Cycle Assess. *15*, DOI : 10.1007/s11367-010-0150-0, 238‑246 p.

Boulay, A.-M., Bare, J., Benini, L., Berger, M., Lathuillière, M.J., Manzardo, A., Margni, M., Motoshita, M., Núñez, M., Pastor, A.V., et al. (2017). *The WULCA consensus characterization model for water scarcity footprints: assessing impacts of water consumption based on available water remaining (AWARE)*. Int. J. Life Cycle Assess. DOI : 10.1007/s11367-017-1333-8, 1‑11 p.

Brans, J.-P., Mareschal, B., et Vincke, P. (1984). *PROMETHEE: A new family of outranking methods in multicriteria analysis*. Oper. Res. *84*.

Brasselet, J.-P., Domblides, J.-P., et Marchio, D. (1993). *Banc d'essais comparatif de progiciels de calculs de charges hygrothermiques*, Rapport d'étude pour l'AFME et EDF, AICVF-AITF-ARMINES.

Brun, A., Spitz, C., Wurtz, E., et Mora, L. (2009). *Behavioural comparison of some predictive tools used in a low-energy building*. In Eleventh International IBPSA Conference, (Glasgow, Scotland, 27-30 July 2009), 27–30 p.

Brundtland, G.H., et World Commission on Environment and Development (1987). *Our common future*, Rapport de la commission mondiale sur l'environnement et le développement de l'ONU, 300 p.

Cabeza, L., Rincon, L., Vilarino, V., Perez, G., et Castell, A. (2014). *Life cycle assessment (LCA) and life cycle energy analysis (LCEA) of buildings and the buildings sector : A review*. Renew. Sustain. Energy Rev. *29*, DOI : 10.1016/j.rser.2013.08.037, 394‑416 p.

Campolongo, F., Cariboni, J., et Saltelli, A. (2007). *An effective screening design for sensitivity analysis of large models*. Environ. Model. Softw. *22*, DOI : 10.1016/j.envsoft.2006.10.004, 1509‑1518 p.

Cannaméla, C. (2007). *Apport des méthodes probabilistes dans la simulation du comportement sous irradiation du combustible à particules*, Thèse de doctorat, Paris 7, 248 p.

Canter, K.G., Kennedy, D.J., Montgomery, D.C., Keats, J.B., et Carlyle, W.M. (2002). *Screening stochastic Life Cycle assessment inventory models*. Int. J. Life Cycle Assess. *7*, DOI : 10.1007/BF02978906, 18‑26 p.

Cellura, M., Longo, S., et Mistretta, M. (2011). *Sensitivity analysis to quantify uncertainty in Life Cycle Assessment: The case study of an Italian tile*. Renew. Sustain. Energy Rev. *15*, DOI : 10.1016/j.rser.2011.07.082, 4697‑4705 p.

CETE Lyon, DGPR - Direction générale de la prévention des risques, et Ministère de l'Ecologie, du Développement Durable et de l'Energie (2013). *Prévention et gestion des déchets issus de chantier du bâtiment et des travaux publics. Guide méthodologique à l'attention des Conseils Généraux et de la*

région Ile-de-France, Centre d'études techniques de l'équipement de Lyon, http://www.lagazettedescommunes.com/wp-content/uploads/ct69_detc_dspes_guide_planification_BTP.pdf, 54 p.

CETE Sud-Ouest, Ministère de l'Equipement, des Transports et du Logement, et Direction Régionale de l'Equipement Poitou-Charentes (2002). *Transports de matériaux de carrières et de construction en Poitou-Charentes*, Centre d'études techniques de l'équipement du Sud-Ouest, http://www.ort-poitou-charentes.asso.fr/wp-content/uploads/2015/06/materiauxdecar.pdf, 62 p.

Cherqui, F. (2005). *Méthodologie d'évaluation d'un projet d'aménagement durable d'un quartier. Méthode ADEQUA*, Thèse de doctorat, Université de La Rochelle, 203 p.

Chevalier, J.-L., et Le Téno, J.-F. (1996). *Life cycle analysis with ill-defined data and its application to building products*. Int. J. Life Cycle Assess. *1*, DOI : 10.1007/BF02978652, 90‑96 p.

Chouquet, J. (2007). *Development of a method for building life cycle analysis at an early design phase - Implementation in a tool - Sensitivity and uncertainty of such a method in comparison to detailed LCA Software*, Thèse de doctorat, Université de Karlsruhe, 452 p.

Ciroth, A. (2004). *Uncertainties in life cycle assessment*. Int. J. Life Cycle Assess. *9*, DOI : 10.1007/BF02994186, 141‑142 p.

Ciroth, A., Fleischer, G., et Steinbach, J. (2004). *Uncertainty calculation in life cycle assessments*. Int. J. Life Cycle Assess. *9*, DOI : 10.1007/BF02978597, 216‑226 p.

CITEPA (2013a). *Inventaire des émissions de polluants atmosphériques et de gaz à effet de serre en France - Série sectorielles et analyses étendues*, Rapport national d'inventaire, www.cibe.fr/IMG/pdf/secten_avril2013_sec.pdf, 332 p.

CITEPA (2013b). *Rapport national d'inventaire pour la France au titre de la Convention cadre des Nations Unies sur les changements climatiques et du protocole de Kyoto*, http://www.citepa.org/fr/activites/inventaires-des-emissions/ccnucc, 1516 p.

Clavreul, J., Guyonnet, D., Tonini, D., et Christensen, T. (2013). *Stochastic and epistemic uncertainty propagation in LCA*. Int. J. Life Cycle Assess. *18*, DOI : 10.1007/s11367-013-0572-6, 1393‑1403 p.

COSTIC (2014). *Suivis instrumentés de 20 chauffe-eau thermodynamiques en maison individuelle*, Règles de l'Art du Grenelle de l'Environnement 2012, http://www.costic.com/ressources-techniques-et-reglementaires/publications/suivis-instrumentes-de-20-chauffe-eau-thermodynamiques-en-maison-individuelle, 38 p.

Cousins-Jenvey, B., Walker, P., Shea, A., Sykes, J., et Johansson, A. (2014). *Comparing deterministic and probabilistic non-operational building energy modeling*. (Ahmedabad, décembre 2014), 8 p.

Cropp, R.A., et Braddock, R.D. (2002). *The New Morris Method: an efficient second-order screening method*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *78*, DOI : 10.1016/S0951-8320(02)00109-6, 77‑83 p.

CSTB (2012). *Règles Th-U Fascicule 5 : Ponts thermiques*, Réglementation thermique 2012, 332 p.

Cucurachi, S., Borgonovo, E., et Heijungs, R. (2016). *A Protocol for the Global Sensitivity Analysis of Impact Assessment Models in Life Cycle Assessment*. Risk Anal. *36*, DOI : 10.1111/risa.12443, 357‑377 p.

Cukier, R.I., Fortuin, C.M., Shuler, K.E., Petschek, A.G., et Schaibly, J.H. (1973). *Study of the sensitivity of coupled reaction systems to uncertainties in rate coefficients : I Theory*. J. Chem. Phys. Vol 59 DOI : 10.1063/1.1680571, 3873‑3878 p.

Cukier, R.I., Schaibly, J.H., et Shuler, K.E. (1975). *Study of the sensitivity of coupled reaction systems to uncertainties in rate coefficients. III. Analysis of the approximations*. J. Chem. Phys. *63*, DOI : 10.1063/1.431440, 1140‑1149 p.

Darnay, A., et Nuss, G. (1971). *Environmental impacts of Coca-Cola beverage containers*, Midwest Research Institute for Coca-Cola USA.

Dean, A., et Lewis, S. (2006). *Screening - Methods for Experimentation in Industry, Drug Discovery, and Genetics*, Ed. Springer-Verlag, ISBN : 978-0-387-28013-4, 137 p.

van Dessel, J. (coordination), Belgian Building Research Institute, ARMINES - ENSMP, Building Research Establishment, Bauphysikbüro Olivier Kornadt und Partner, Imperial College, PIODE & W/E, Planair, Czech Technical University, et European Profiles (2008). *LEnSE - Methodology Development towards a Label for Environmental, Social and Economic Buildings - Final report*, 17 p.

Dow chemical company (2008). *Styrofoam extruded foam insulation*, http://extrudedpolystyrene.com.au/wp-content/uploads/2014/03/Styrofoam-Technical-Presentation.pdf.

Dreyer, L.C., Niemann, A.L., et Hauschild, M.Z. (2003). *Comparison of Three Different LCIA Methods: EDIP97, CML2001 and Eco-indicator 99*. Int. J. Life Cycle Assess. *8*, DOI : 10.1007/BF02978471, 191‑200 p.

Dubois, D., et Prade, H. (1988). *Possibility Theory - An approach to computerized processing of uncertainty*, Ed. Springer US - Plenum Press, New York, ISBN : 978-1-4684-5289-1, 280 p.

EC-JRC (2010a). *International Reference Life Cycle Data System (ILCD) Handbook - General guide for life cycle assessment - Detailed guidance. First edition March 2010*, EUR 24708 EN, Publications Office of the European Union, http://lct.jrc.ec.europa.eu/pdf-directory/ILCD-Handbook-General-guide-for-LCA-DETAIL-online-12March2010.pdf, 417 p.

EC-JRC (2010b). *International Reference Life Cycle Data System (ILCD) Handbook - Framework and requirements for Life Cycle Assessment models and indicators*, EUR 24586 EN, Publications Office of the European Union, http://eplca.jrc.ec.europa.eu/uploads/ILCD-Handbook-LCIA-Framework-Requirements-ONLINE-March-2010-ISBN-fin-v1.0-EN.pdf, 116 p.

EC-JRC (2011). *International Reference Life Cycle Data System (ILCD) Handbook - Recommendations for Life Cycle Impact Assessment in the European context - based on existing environmental impact assessment models and factors*, EUR 24571 EN, Publications Office of the European Union, http://eplca.jrc.ec.europa.eu/uploads/ILCD-Recommendation-of-methods-for-LCIA-def.pdf, 159 p.

El Safadi, E.A. (2015). *Contribution à l'évaluation des risques liés au TMD (Transport de Matières Dangereuses) en prenant en compte les incertitudes*, Thèse de doctorat, Université Grenoble Alpes, 188 p.

Erlandsson, M., et Borg, M. (2003a). *Generic LCA-methodology applicable for buildings, constructions and operation services—today practice and development needs*. Build. Environ. *38*, DOI : 10.1016/S0360-1323(03)00031-3, 919‑938 p.

Erlandsson, M., et Borg, M. (2003b). *Generic LCA-methodology applicable for buildings, constructions and operation services—today practice and development needs*. Build. Environ. *38*, DOI : 10.1016/S0360-1323(03)00031-3, 919‑938 p.

Faivre, R., Iooss, B., Mahévas, S., Makowski, D., et Monod, H. (2013). *Analyse de sensibilité et exploration de modèles - Application aux sciences de la nature et de l'environnement*, Ed. Quae, ISBN : 978-2-7592-1906-3, 324 p.

Fava, J.A., Jensen, A.A., Lindfors, L., Pomper, S., de Smet, B., Warren, J., et Vignon, B. (1992). *Life-cycle assessment data quality. A conceptual framework*. In SETAC Workshop, (Wintergreen, 4-9 October 1992), 472 p.

Fédou, J.-M., Menez, G., Pronzato, L., et Rendas, M.-J. (2013). *Revisiting Morris Method: a polynomial algebra for design definition with increased efficiency and observability*. In 7th International Conference on Sensitivity Analysis of Model Output, (Nice, 1-4 July 2013), 2 p.

Finnveden, G. (2000). *On the limitations of life cycle assessment and environmental systems analysis tools in general*. Int. J. Life Cycle Assess. *5*, DOI : 10.1007/BF02979365, 229‑238 p.

Fouquet, M., Levasseur, A., Margni, M., Lebert, A., Lasvaux, S., Souyri, B., Buhé, C., et Woloszyn, M. (2015). *Methodological challenges and developments in LCA of low energy buildings: Application to biogenic carbon and global warming assessment*. Build. Environ. *90*, DOI : 10.1016/j.buildenv.2015.03.022, 51‑59 p.

Frischknecht, R., Braunschweig, A., Hofstetter, P., et Suter, P. (2000). *Modelling human health effects of radioactive releases in Life Cycle Impact Assessment*. Environ. Impact Assess. Rev. *20*, 159‑189 p.

Frischknecht, R., Steiner, R., et Jungbluth, N. (2006). *The Ecological Scarcity Method – Eco-Factors 2006 - A mehod for impact assessment in LCA*, Federal Office for the Environment FOEN, http://www.bafu.admin.ch/publikationen/publikation/01031/index.html?lang=en, 190 p.

Frischknecht, R., Jungbluth, N., Althaus, H.-J., Doka, G., Dones, R., Heck, T., Hellweg, S., Hischier, R., Nemecek, T., Rebitzer, G., et al. (2007a). *Overview and Methodology, Ecoinvent Report No. 1 (v2.), Swiss Centre for Life Cycle Inventories, Dübendorf*, Rapport méthodologique, 77 p.

Frischknecht, R., Jungbluth, N., Althaus, H.-J., Doka, G., Dones, R., Heck, T., Hellweg, S., Hischier, R., Nemecek, T., Rebitzer, G., et al. (2007b). *The ecoinvent Database: Overview and Methodological Framework*. Int. J. Life Cycle Assess. *10*, DOI : 10.1065, 7 p.

Frischknecht, R., Wyss, F., Knöpfel, S.B., Lützkendorf, T., et Balouktsi, M. (2015). *Cumulative energy demand in LCA: the energy harvested approach*. Int. J. Life Cycle Assess. *20*, DOI : 10.1007/s11367-015-0897-4, 957‑969 p.

Fülöp, J. (2005). *Introduction to Decision Making Methods*, Working Paper 05-6, Laboratory of Operations Research and Decision Systems, Computer and Automation Institute, Hungarian Academy of Sciences, http://academic.evergreen.edu/projects/bdei/documents/decisionmakingmethods.pdf, 15 p.

Funtowicz, S.O., et Ravetz, J.R. (1990). *Uncertainty and Quality in Science for Policy*, Ed. Springer Science & Business Media, ISBN : 978-0-7923-0799-0, 254 p.

Gantner, J., Fischer, M., et Lindner, J.P. (2014). *Probabilistic - Dynamic LCA : An approach to integrate deterministic decisions in LCA*. In LCA XIV International Conference, (San Francisco, 6-8 October 2014: ACLCA), 11‑18 p.

Ghewy, X. (2013). *355 millions de tonnes de déchets produits en France en 2010, Commissariat général au développement durable, Service de l'observation et des statistiques*, ISSN : 2102-6378, www.developpement-durable.gouv.fr/IMG/pdf/CS385-2.pdf, 6 p.

Giesbrecht, F.G., et Gumpertz, M.L. (2011). *Planning, Construction, and Statistical Analysis of Comparative Experiments*, Ed. John Wiley & Sons, ISBN : 978-0-471-47648-1, 721 p.

Goedkoop, M., et Spriensma, R. (2001). *The Eco-indicator99: a damage oriented method for life cycle impact assessment: methodology report*, http://irs.ub.rug.nl/dbi/4581696db734f, 1‑144 p.

Goedkoop, M., Heijungs, R., Huijbregts, M., de Schryver, A., Struijs, J., et van Zelm, R. (2013). *ReCiPe 2008 - A life cycle impact assessment method wich comprises harmonised category indicators at the midpoint and the endpoint level, First edition (revised), Report I : Characterisation*, 133 p.

Goffart, J. (2013). *Impact de la variabilité des données météorologiques sur une maison basse consommation. Application des analyses de sensibilité pour des entrées temporelles*, Thèse de doctorat, Université de Grenoble, 180 p.

Golsteijn, L. (2015). *Behind The Scenes At Monte Carlo Simulations | PRé Sustainability*, Consulté le : 2015-01-17, https://www.pre-sustainability.com/behind-the-scenes-at-monte-carlo-simulations/?utm_campaign=SimaPro+News+%257C+Why+LCA+Scores+Radically+Changed+After+Update&utm_source=newsletter&utm_medium=email&utm_content=Behind+the+Scenes+at+Monte+Carlo+Simulations.

Greco, S.L., Wilson, A.M., Spengler, J.D., et Levy, J.I. (2007). *Spatial patterns of mobile source particulate matter emissions-to-exposure relationships across the United States*. Atmos. Environ. *41*, DOI : 10.1016/j.atmosenv.2006.09.025, 1011‑1025 p.

Groen, E.A., et Heijungs, R. (2017). *Ignoring correlation in uncertainty and sensitivity analysis in life cycle assessment: what is the risk?*. Environ. Impact Assess. Rev. *62*, DOI : 10.1016/j.eiar.2016.10.006, 98‑109 p.

Groen, E.A., Heijungs, R., Bokkers, E.A., et de Boer, I.J. (2014a). *Sensitivity analysis in life cycle assessment*. In 9th International Conference on Life Cycle Assessment in the Agri-Food Sector (LCA Food 2014), (San Francisco, 8-10 October 2014: ACLCA), 482‑488 p.

Groen, E.A., Heijungs, R., E.A.M. Bokkers, et Boer, I.J.M. (2014b). *Methods for uncertainty propagation in life cycle assessment*. Environ. Model. Softw. *62*, DOI : http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.10.006, 316‑325 p.

Groen, E.A., Bokkers, E.A.M., Heijungs, R., et Boer, I.J.M. de (2016). *Methods for global sensitivity analysis in life cycle assessment*. Int. J. Life Cycle Assess. DOI : 10.1007/s11367-016-1217-3, 1‑13 p.

Guinée, J.B. (2002). *Handbook on life cycle assessment operational guide to the ISO standards*. Int. J. Life Cycle Assess. *7*, DOI : 10.1007/BF02978897, 311‑313 p.

Guinée, J.B., Gorée, A.A.H., Heijungs, R., Huppes, G., Kleijn, R., De Koning, A., van Oers, L., Wegener Sleeswijk, A., Suh, S., Udo de Haes, H.A., et al. (2001). *Life cycle assessment; An operational guide to the ISO standards*, Ministry of Housing Planning spatial and Environment (VROM) and Center of Environmental Science (CML), Den Haag and Leiden, The Netherland, 704 p.

Hauschild, M.Z., Potting, J., Hertel, O., Schöpp, W., et Bastrup-Birk, A. (2006). *Spatial Differentiation in the Characterisation of Photochemical Ozone Formation: The EDIP2003 Methodology*. Int. J. Life Cycle Assess. *11*, DOI : 10.1065/lca2006.04.014, 72‑80 p.

Heeren, N., Mutel, C.L., Steubing, B., Ostermeyer, Y., Wallbaum, H., et Hellweg, S. (2015). *Environmental Impact of Buildings—What Matters?*. Environ. Sci. Technol. *49*, DOI : 10.1021/acs.est.5b01735, 9832‑9841 p.

Heijungs, R. (1996). *Identification of key issues for further investigation in improving the reliability of life-cycle assessments*. J. Clean. Prod. *4*, DOI : 10.1016/S0959-6526(96)00042-X, 159‑166 p.

Heijungs, R. (2010). *Sensitivity coefficients for matrix-based LCA*. Int. J. Life Cycle Assess. *15*, DOI : 10.1007/s11367-010-0158-5, 511‑520 p.

Heijungs, R., et Huijbregts, M.A.J. (2004). *A Review of Approaches to Treat Uncertainty in LCA*. (University of Ösnabrück, Germany, juin 2004), 332‑339 p.

Heijungs, R., et Kleijn, R. (2001). *Numerical approaches towards life cycle interpretation - Five examples*. Int. J. Life Cycle Assess. *6*, DOI : 10.1007/BF02978732, 141‑148 p.

Heijungs, R., Guinée, J.B., Huppes, G., Lankreijer, R.M., Udo de Haes, H.A., Wegener Sleeswijk, A., Ansems, A.M.M., Eggels, P.G., Duin, R. van, Goede, H.P. de, et al. (1992). *Environmental life cycle assessment of products: guide and backgrounds (Part 1)*, report, CML, Leiden, https://openaccess.leidenuniv.nl/handle/1887/8061, 97 p.

Heijungs, R., Suh, S., et Kleijn, R. (2005). *Numerical Approaches to Life Cycle Interpretation - The case of the Ecoinvent'96 database (10 pp)*. Int. J. Life Cycle Assess. *10*, DOI : 10.1065/lca2004.06.161, 103‑112 p.

Heinonen, J., Säynäjoki, A., Junnonen, J.-M., Pöyry, A., et Junnila, S. (2016). *Pre-use phase LCA of a multi-story residential building: Can greenhouse gas emissions be used as a more general environmental performance indicator?*. Build. Environ. *95*, DOI : 10.1016/j.buildenv.2015.09.006, 116‑125 p.

Helton, J.C., Johnson, J.D., Sallaberry, C.J., et Storlie, C.B. (2006). *Survey of sampling-based methods for uncertainty and sensitivity analysis*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *91*, DOI : 10.1016/j.ress.2005.11.017, 1175‑1209 p.

Henriksson, P.J.G., Heijungs, R., Dao, H.M., Phan, L.T., de Snoo, G.R., et Guinée, J.B. (2015). *Product Carbon Footprints and Their Uncertainties in Comparative Decision Contexts*. PLoS ONE *10*, DOI : 10.1371/journal.pone.0121221, 1‑11 p.

Herfray, G. (2011). *Contribution à l'évaluation des impacts environnementaux des quartiers*, Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 332 p.

Herfray, G., et Peuportier, B. (2010). *Life Cycle Assessment applied to urban settlements*. (Madrid), 11 p.

Hofstetter, P. (1998). *Perspectives in Life Cycle Impact Assessment: A Structured Approach to Combine Models of the Technosphere, Ecosphere, and Valuesphere*, Ed. Springer Science & Business Media, ISBN : 978-0-7923-8377-2, 506 p.

Hoxha, E. (2015). *Amélioration de la fiabilité des évaluations environnementales des bâtiments*, Thèse de doctorat, Paris Est, 274 p.

Hoxha, E., Habert, G., Chevalier, J., Bazzana, M., et Le Roy, R. (2014). *Method to analyse the contribution of material's sensitivity in buildings' environmental impact*. J. Clean. Prod. *66*, DOI : 10.1016/j.jclepro.2013.10.056, 54‑64 p.

Hoxha, E., Habert, G., Lasvaux, S., Chevalier, J., et Le Roy, R. (2017). *Influence of construction material uncertainties on residential building LCA reliability*. J. Clean. Prod. *144*, DOI : 10.1016/j.jclepro.2016.12.068, 33‑47 p.

Huijbregts, M.A.J. (1998a). *Application of uncertainty and variability in LCA - Part I : A general framework for the analysis of uncertainty and variability in life cycle assessment*. Int. J. Life Cycle Assess. *3*, DOI : 10.1007/BF02979835, 273‑280 p.

Huijbregts, M.A.J. (1998b). *Application of uncertainty and variability in LCA - Part II : Dealing with parameter uncertainty and uncertainty due to choice in life cycle assessment*. Int. J. Life Cycle Assess. *3*, 343‑351 p.

Huijbregts, M.A.J., Gilijamse, W., Ragas, A., et Reijnders, L. (2003). *Evaluating Uncertainty in Environmental Life-Cycle Assessment. A case Study Comparing Two Insulation Options for a Dutch One-Family Dwelling*. Environ. Sci. Technol. *37*, DOI : 10.1021/es02971, 2600‑2608 p.

Huijbregts, M.A.J., Rombouts, L.J.A., Ragas, A.M.J., et van de Meent, D. (2005). *Human-toxicological effect and damage factors of carcinogenic and noncarcinogenic chemicals for life cycle impact assessment*. Integr. Environ. Assess. Manag. *1*, DOI : 10.1897/2004-007R.1, 181‑244 p.

Humbert, S., Marshall, J.D., Shaked, S., Spadaro, J.V., Nishioka, Y., Preiss, P., McKone, T.E., Horvath, A., et Jolliet, O. (2011). *Intake Fraction for Particulate Matter: Recommendations for Life Cycle Impact Assessment*. Environ. Sci. Technol. *45*, DOI : 10.1021/es103563z, 4808‑4816 p.

Igos, E., Benetto, E., et Querini, F. (2015). *SCORE LCA: Uncertainty sources in LCA, calculation methods and impacts on interpretation*, CRP Henri Tudor, http://www.scorelca.org/espace_mb/etudes/SCORE-2014-03-synthang-b6k010a2y8-13.pdf, 11 p.

INIES (2015). *French environmental database for construction product : Base de donnée INIES*, Consulté le : 2015-09-04,http://www.base-inies.fr/inies/.

Iooss, B. (2011). *Revue sur l'analyse de sensibilité globale de modèles numériques*. J. Société Fr. Stat. *152*, 3–25 p.

Iooss, B., et Lemaître, P. (2014). *A review on Global Sensitivity Analysis Methods*. In Uncertainty management in simulation-optimization of complex systems, (Springer), 101‑122 p.

Iooss, B., et Ribatet, M. (2009). *Global sensitivity analysis of computer models with functional inputs*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *94*, DOI : 10.1016/j.ress.2008.09.010, 1194‑1204 p.

IPCC Working Group I (2013). *Climate Change 2013: The Physical Science Basis, Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, 1535 p.

ISO 14025 (2010). *Marquages et déclarations environnementaux - Déclarations environnementales de Type III - Principes et modes opératoires*., 38 p.

ISO 14040 (2006). *Management environnemental - Analyse du cycle de vie - Principes de cadre*., 35 p.

ISO 14044 (2006). *Management environnemental - Analyse du cycle de vie - Exigences et lignes directrices - Remplace les normes NF EN ISO 14040 de 1997, NF EN ISO 14041 de 1998, NF EN ISO 14042 et NF EN ISO 14043 de 2000*., 61 p.

Jacques, J., Lavergne, C., et Devictor, N. (2006). *Sensitivity analysis in presence of model uncertainty and correlated inputs*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *91*, DOI : 10.1016/j.ress.2005.11.047, 1126‑1134 p.

Janon, A., Klein, T., Lagnoux-Renaudie, A., Nodet, M., et Prieur, C. (2014). *Asymptotic normality and efficiency of two Sobol index estimators*. ESAIM Probab. Stat. EDP Sci. DOI : 10.1051/ps/2013040, 342‑364 p.

Jansen, M.J.W. (1999). *Analysis of variance designs for model output*. Comput. Phys. Commun. *117*, DOI : 10.1016/S0010-4655(98)00154-4, 35‑43 p.

Jolliet, O., Saadé, M., et Crettaz, P. (2005). *Analyse du cycle de vie: comprendre et réaliser un écobilan*, Ed. PPUR presses polytechniques, ISBN : 978-2-88074-568-4, 260 p.

Jolliet, O., Saadé, M., Crettaz, P., et Shaked, S. (2010). *Analyse du cycle de vie: Comprendre et réaliser un écobilan*, Ed. PPUR Presses polytechniques, ISBN : 978-2-88074-886-9, 316 p.

Kavgic, M., Mumovic, D., Summerfield, A., Stevanovic, Z., et Ecim-Djuric, O. (2013). *Uncertainty and modeling energy consumption: Sensitivity analysis for a city-scale domestic energy model*. Energy Build. *60*, DOI : 10.1016/j.enbuild.2013.01.005, 1‑11 p.

Kennedy, D.J., Montgomery, D.C., et Quay, B.H. (1996). *Data quality*. Int. J. Life Cycle Assess. *1*, DOI : 10.1007/BF02978693, 199‑207 p.

Kohler, N. (1986). *Analyse énergétique de la construction, de l'utilisation et de la démolition de bâtiments*, Thèse de doctorat, EPFL.

Koning, A. de, Schowanek, D., Dewaele, J., Weisbrod, A., et Guinée, J. (2009). *Uncertainties in a carbon footprint model for detergents; quantifying the confidence in a comparative result*. Int. J. Life Cycle Assess. *15*, DOI : 10.1007/s11367-009-0123-3, 79‑89 p.

Kristensen, M.H., et Petersen, S. (2016). *Choosing the appropriate sensitivity analysis method for building energy model-based investigations*. Energy Build. *130*, DOI : 10.1016/j.enbuild.2016.08.038, 166‑176 p.

Kucherenko, S., et Iooss, B. (2014). *Derivative based global sensitivity measures*. Stat. Theory.

Kucherenko, S., Rodriguez-Fernandez, M., Pantelides, C., et Shah, N. (2009). *Monte Carlo evaluation of derivative-based global sensitivity measures*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *94*, DOI : 10.1016/j.ress.2008.05.006, 1135‑1148 p.

Kurowicka, D., et Cooke, R. (2006). *Uncertainty Analysis with High Dimensional Dependence Modelling*, ISBN : 978-0-470-86306-0, 302 p.

Lacirignola, M., Meany, B.H., Padey, P., et Blanc, I. (2014). *A simplified model for the estimation of life-cycle greenhouse gas emissions of enhanced geothermal systems*. Geotherm. Energy *2*, DOI : 10.1186/s40517-014-0008-y, 8 p.

Lacirignola, M., Blanc, P., Girard, R., Pérez-López, P., et Blanc, I. (2017). *LCA of emerging technologies: addressing high uncertainty on inputs' variability when performing global sensitivity analysis*. Sci. Total Environ. *578*, DOI : 10.1016/j.scitotenv.2016.10.066, 268‑280 p.

Lasvaux, S. (2010). *Etude d'un modèle simplifié pour l'analyse de cycle de vie des bâtiments*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 435 p.

Lebert, A. (coordination), ARMINES - CES, BYCN, CSTB, Fédération maisons de qualité, et IZUBA Energies (2014). *Projet ANR BENEFIS : Bilan ENergétique et Environnemental FIable Simple et reproductible des bâtiments, Tâche 5 : diffusion et communication, Rapport final, ANR 2011 VILD 001 01, DEE/EICV - 14.100*, extranet.cstb.fr/sites/anr/benefis/.../Rapports%20du%20projet/BENEFIS_5_Com.pdf, 237 p.

Lefebvre, G. (1987). *Analyse et réduction modales d'un modèle de comportement thermique du bâtiment*, Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie, 176 p.

Leroy, Y. (2009). *Development of a methodology to reliable environmental decisions from life cycle assessment based on analysis and management of uncertainty on inventory data*, Thèse de doctorat, Arts et Métiers ParisTech, 196 p.

Leurent, F. (2010). *Capacité et congestion dans les systèmes de transports de voyageurs: Analyse systémique et examen des modèles d'affectation sur un réseau*. In Congrès ATEC-ITS, (Versailles, 3-4 Février 2010).

Levasseur, A., Lesage, P., Margni, M., Deschênes, L., et Samson, R. (2010). *Considering Time in LCA: Dynamic LCA and Its Application to Global Warming Impact Assessments*. Environ. Sci. Technol. *44*, DOI : 10.1021/es9030003, 3169‑3174 p.

Ligier, S., Robillart, M., Garnier, C., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2016). *Etude d'un processus de garantie de performance énergétique : application à des logements collectifs*. In IBPSA France 2016, (Champs-sur-Marne, 23-24 Mai 2016), 8 p.

Ligier, S., Robillart, M., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2017). *Energy Performance Contracting Methodology Based upon Simulation and Measurement*. (San Francisco), 10 p.

Lilburne, L., et Tarantola, S. (2009). *Sensitivity analysis of spatial models*. Int. J. Geogr. Inf. Sci. *23*, DOI : 10.1080/13658810802094995, 151‑168 p.

Lin, D.K.J. (1993). *A New Class of Supersaturated Designs*. Technometrics *35*, DOI : 10.2307/1269286, 28‑31 p.

Linkov, I., Varghese, A., Jamil, S., Seager, T.P., Kiker, G., et Bridges, T. (2004). *Multi-Criteria Decision Analysis: A Framework for Structuring Remedial Decisions at Contaminated Sites*. In Comparative Risk Assessment and Environmental Decision Making, I. Linkov, et A.B. Ramadan, éd. (Springer Netherlands), 15‑54 p.

Lloyd, S.M., et Ries, R. (2007). *Characterizing, Propagating, and Analyzing Uncertainty in Life-Cycle Assessment: A Survey of Quantitative Approaches*. J. Ind. Ecol. *11*, DOI : 10.1162/jiec.2007.1136, 161‑179 p.

Lo, S.-C., Ma, H.-W., et Lo, S.-L. (2005). *Quantifying and reducing uncertainty in life cycle assessment using the Bayesian Monte Carlo method*. Sci. Total Environ. *340*, DOI : 10.1016/j.scitotenv.2004.08.020, 23‑33 p.

Lotteau, M., Loubet, P., Pousse, M., Dufrasnes, E., et Sonnemann, G. (2015). *Critical review of life cycle assessment (LCA) for the built environment at the neighborhood scale*. Build. Environ. *93*, *Part 2*, DOI : 10.1016/j.buildenv.2015.06.029, 165‑178 p.

Macdonald, I.A. (2002a). *Quantifying the effects of uncertainty in building simulation*, University of Strathclyde. Dept. of Mechanical Engineering, vii, 253 p. p.

Macdonald, I.A. (2002b). *Quantifying the effects of uncertainty in building simulation*, Thèse de doctorat, University of Strathclyde. Dept. of Mechanical Engineering, vii, 253 p. p.

Mara, T.A. (2009). *Extension of the RBD-FAST method to the computation of global sensitivity indices*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *94*, DOI : 10.1016/j.ress.2009.01.012, 1274‑1281 p.

Mara, T.A., et Joseph, O.R. (2008). *Comparison of some efficient methods to evaluate the main effect of computer model factors*. J. Stat. Comput. Simul. *78*, DOI : 10.1080/10629360600964454, 167‑178 p.

Marfoq, Y. (2015). *Analyse de la propagation des incertitudes et données agrégées en analyse du cycle de vie : Évaluation et prise en compte de différents niveaux de corrélations*, Université de Montréal, 102 p.

Mastrucci, A., Pérez-López, P., Benetto, E., Leopold, U., et Blanc, I. (2017a). *Global sensitivity analysis as a support for the generation of simplified building stock energy models*. Energy Build. *149*, DOI : 10.1016/j.enbuild.2017.05.022, 368‑383 p.

Mastrucci, A., Marvuglia, A., Leopold, U., et Benetto, E. (2017b). *Life Cycle Assessment of building stocks from urban to transnational scales: A review*. Renew. Sustain. Energy Rev. *74*, DOI : 10.1016/j.rser.2017.02.060, 316‑332 p.

Matos, J.C., Valente, I.B., Cruz, P.J.S., et Neves, L.C. (2012). *An advanced probabilistic updating algorithm for life cycle analysis of civil structures*, In : FIB 2012 Symposium, (Stockholm, Suède, 11-14 juin 2012), 4 p.

Maurice, B., Frischknecht, R., Coelho-Schwirtz, V., et Hungerbühler, K. (2000). *Uncertainty analysis in life cycle inventory. Application to the production of electricity with French coal power plants*. J. Clean. Prod. *8*, DOI : 10.1016/S0959-6526(99)00324-8, 95‑108 p.

Menberg, K., Heo, Y., et Choudhary, R. (2016a). *Sensitivity analysis methods for building energy models: Comparing computational costs and extractable information*. Energy Build. *133*, 433‑445 p.

Menberg, K., Heo, Y., Augenbroe, G., et Choudhary, R. (2016b). *New extension of Morris method for sensitivity analysis of building energy models*. In BSO 2016 - Third IBPSA England Conference, (Newcastle), 8 p.

Merzkirch, A., Maas, S., Scholzen, F., et Waldmann, D. (2016). *Field tests of centralized and decentralized ventilation units in residential buildings – Specific fan power, heat recovery efficiency, shortcuts and volume flow unbalances*. Energy Build. *116*, DOI : 10.1016/j.enbuild.2015.12.008, 376‑383 p.

Milà i Canals, L., Romanyà, J., et Cowell, S.J. (2007). *Method for assessing impacts on life support functions (LSF) related to the use of 'fertile land' in Life Cycle Assessment (LCA)*. J. Clean. Prod. *15*, DOI : 10.1016/j.jclepro.2006.05.005, 1426‑1440 p.

Miller, S.A., Moysey, S., Sharp, B., et Alfaro, J. (2013). *A Stochastic Approach to Model Dynamic Systems in Life Cycle Assessment*. J. Ind. Ecol. *17*, DOI : 10.1111/j.1530-9290.2012.00531.x, 352‑362 p.

Monod, H., Naud, C., et Makowski, D. (2006). *Uncertainty and sensitivity analysis for crop models*. In Working with Dynamic Crop Models, Evaluation, Analysis, Parameterization, and Applications, 55‑100 p.

Moore, R. (1979). *Methods and Applications of Interval Analysis*, Ed. Society for Industrial and Applied Mathematics, ISBN : 978-0-89871-161-5, 136 p.

Morgan, M.G., Henrion, M., et Small, M. (1992). *Uncertainty: A Guide to Dealing with Uncertainty in Quantitative Risk and Policy Analysis*, Ed. Cambridge University Press, ISBN : 978-0-521-42744-9, 346 p.

Morris, M.D. (1991). *Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments*. Technometrics *33*, DOI : 10.1080/00401706.1991.10484804, 161‑174 p.

Muller, S. (2015). *Estimation de l'incertitude sur les flux d'inventaire du cycle de vie – modélisation et développement de facteurs empiriques pour l'approche Pedigree*, Thèse de doctorat, Université de Montréal, 250 p.

Munaretto, F. (2014). *Etude de l'influence de l'inertie thermique sur les performances énergétiques des bâtiments*, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 322 p.

Mutel, C.L. (2012). *Framework and tools for regionalization in life cycle assessment*, Doctoral Thesis, ETH Zurich.

Myhre, G., et Drew, S. (2013). *Anthropogenic and Natural Radiative Forcing - Supplementary Material of Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S.K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex and P.M. Midgley (eds.)]*, http://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/, 44 p.

Neumeier, A. (1990). *Interval Methods for Systems of Equations*, ISBN : 0-521-33196-X, 255 p.

Neveu, A. (1984). *Etude d'un code de calcul d'évolution thermique d'une enveloppe de bâtiment*, Thèse de doctorat, Université Paris VI, 123 p.

NF P01-010 (2004). *Qualité environnementale des produits de construction - Déclaration environnementale et sanitaire des produits de construction*., 48 p.

Nguyen, A.-T., et Reiter, S. (2015). *A performance comparison of sensitivity analysis methods for building energy models*. Build. Simul. *8*, DOI : 10.1007/s12273-015-0245-4, 651‑664 p.

Oakley, J.E., et O'Hagan, A. (2002). *Probabilistic Sensitivity Analysis of Complex Models: A Bayesian Approach*. J. R. Stat. Soc. Ser. B *66*, 751–769 p.

Padey, P., Girard, R., le Boulch, D., et Blanc, I. (2012a). *From LCAs to Simplified Models: A Generic Methodology Applied to Wind Power Electricity*. Environ. Sci. Technol. *47*, DOI : 10.1021/es303435e, 1231‑1238 p.

Padey, P., Beloin-Saint-Pierre, D., Girard, R., Le-Boulch, D., et Blanc, I. (2012b). *Understanding LCA results variability : Developping global sensitivity analysis with Sobol indices. A first application to photovoltaic systems.* In International Symposium on Life Cycle Assessment and Construction Civil engineering and buildings, (Nantes, juillet 2012: RILEM Publications), 19‑27 p.

Pannier, M.-L. (2014). *Analyse de cycle de vie des maisons passives de la plateforme INCAS*, Rapport de stage, INSA de Strasbourg, http://eprints2.insa-strasbourg.fr/1743/1/Pannier_Marie-Lise_GCE_-_PFE_-_Synth%C3%A8se.pdf., 53 p.

Pannier, M.-L., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2016a). *Building life cycle assessment: investigation of influential parameters in a helpful decision tool*. In Sustainable Built Environment Conference 2016 in Hamburg: Strategies, Stakeholders, Success factors, (Hamburg, Allemagne, 7 au 11 mars 2016), 10 p.

Pannier, M.-L., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2016b). *Identification de paramètres incertains influents en analyse de cycle de vie des bâtiments*. In IBPSA France 2016, (Champs-sur-Marne, France, 23-24 Mai 2016), 8 p.

Pant, R., Van Hoof, G., Feijtel, T., De Koning, A., Hauschild, M.Z., Pennington, D.W., Olsen, S.I., Rosenbaum, R.K., Pant, R., Van Hoof, G., et al. (2004). *Comparison between three different LCIA methods for aquatic ecotoxicity and a product Environmental Risk Assessment – Insights from a Detergent Case Study within OMNIITOX*. Int. J. Life Cycle Assess. *9*, 295‑306 p.

Perez, M.-L., Mailhac, A., Inard, C., et Riederer, P. (2016). *Outil d'aide à la décision multicritère pour la conception de systèmes énergétiques à l'échelle du quartier*. In IBPSA France 2016, (Marne-la-Vallée, 23-24 Mai 2016), 8 p.

Peuportier, B. (1993). *COMFIE, logiciel pour l'architecture bioclimatique, quelques applications pour les vérandas*. In Journée technique GENEC (CEA), (Cadarache, 1993),.

Peuportier, B. (2005). *Towards sustainable neighbourhoods, the eco-housing project*. In IV International Conference « Climate change - energy awareness - energy efficiency », (Visegrad, Hungary, 8-10 June 2005),.

Peuportier, B. (2008). *Eco-conception des bâtiments et des quartiers*, Ed. Presses des Mines, ISBN : 978-2-35671-010-9, 336 p.

Peuportier, B. (2014a). *Ecoconception des bâtiments et des quartiers*, Techniques de l'ingénieur, 22 p.

Peuportier, B. (2014b). *Ecoconception des bâtiments et des quartiers*. *Techniques de l'ingénieur*.

Peuportier, B., et Blanc-Sommereux, I. (1990). *Simulation tool with its expert interface for the thermal design of multizone buildings*. Int. J. Sol. Energy *8*, DOI : 10.1080/01425919008909714, 109‑120 p.

Peuportier, B., Kohler, K., et Boonstra, C. (1997). *European project REGENER, life cycle analysis of buildings.* In 2nd International Conference "Buildings and the Environment", (Paris, 9-12 Juin 1997), 8 p.

Peuportier, B., Kellenberger, D., Anink, D., Mötzl, H., Anderson, J., Vares, S., Chevalier, J., et König, H. (2004). *Inter-comparison and benchmarking of LCA-based environmental assessment and design tool*. (Varsovie), 74 p.

Peuportier, B., Aggeri, F., Aguilera, V., Aw, T., Houda, B., Chandakas, E., Combes, F., Coulombel, N., Favre, B., Féraille, A., et al. (2013a). *Ecoconception des ensembles bâtis et des infrastructures*, Ed. Presses de l'Ecole des Mines, ISBN : 978-2-35671-065-9, 458 p.

Peuportier, B., Thiers, S., et Guiavarch, A. (2013b). *Eco-design of buildings using thermal simulation and life cycle assessment*. J. Clean. Prod. *39*, DOI : 10.1016/j.jclepro.2012.08.041, 73‑78 p.

Peuportier, B., Roux, C., Pannier, M.-L., et Kotelnikova, N. (2017). *Using LCA to assess urban projects, a case study*. In La spatialisation en ACV : Intérêts, faisabilité et limites pour éco-concevoir, (Rueil-Malmaison), 9 p.

Peuportier et al. (2013c). *Livre blanc sur les recherches en énergétique des bâtiments - Groupe d'Analyse Prospective Thématique Bâtiment et Ville Durables.*, Ed. Presses de l'Ecole des Mines, ISBN : 978-2-35671-051-2, 238 p.

Pierce, T.H., et Cukier, R.I. (1981). *Global nonlinear sensitivity analysis using walsh functions*. J. Comput. Phys. *41*, DOI : 10.1016/0021-9991(81)90104-2, 427‑443 p.

Plackett, R.L., et Burman, J.P. (1946). *The Design of Optimum Multifactorial Experiments*. Biometrika *33*, DOI : 10.2307/2332195, 305‑325 p.

Plischke, E. (2010). *An effective algorithm for computing global sensitivity indices (EASI)*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *95*, DOI : 10.1016/j.ress.2009.11.005, 354‑360 p.

Plischke, E. (2012). *How to compute variance-based sensitivity indicators with your spreadsheet software*. Environ. Model. Softw. *35*, 188‑191 p.

Polster, B. (1995). *Contribution à l'étude de l'impact environnemental des bâtiments par analyse du cycle de vie*, Thèse de doctorat, École nationale supérieure des mines de Paris, 268 p.

Pomponi, F., D'Amico, B., et Moncaster, A.M. (2017). *A Method to Facilitate Uncertainty Analysis in LCAs of Buildings*. Energies *10*, DOI : 10.3390/en10040524, 524 p.

Popovici, E. (2005). *Contribution to the life cycle assessment of settlements*, Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 244 p.

Posch, M., Seppälä, J., Hettelingh, J.-P., Johansson, M., Margni, M., et Jolliet, O. (2008). *The role of atmospheric dispersion models and ecosystem sensitivity in the determination of characterisation factors for acidifying and eutrophying emissions in LCIA*. Int. J. Life Cycle Assess. *13*, DOI : 10.1007/s11367-008-0025-9, 477‑486 p.

Prado-Lopez, V., Seager, T.P., Chester, M., Laurin, L., Bernardo, M., et Tylock, S. (2013). *Stochastic multi-attribute analysis (SMAA) as an interpretation method for comparative life-cycle assessment (LCA)*. Int. J. Life Cycle Assess. *19*, DOI : 10.1007/s11367-013-0641-x, 405‑416 p.

Prado-Lopez, V., Wender, B.A., Seager, T.P., Laurin, L., Chester, M., et Arslan, E. (2015). *Tradeoff Evaluation Improves Comparative Life Cycle Assessment: A Photovoltaic Case Study*. J. Ind. Ecol. DOI : 10.1111/jiec.12292, 9 p.

PRé Consultants, Goedkoop, M., et Oele, M. (2004). *Introduction to LCA with SimaPro, Report 3.0.1*, https://www.pre-sustainability.com/download/SimaPro8IntroductionToLCA.pdf.

Pronzato, L., et Müller, W.G. (2012). *Design of computer experiments: space filling and beyond*. Stat. Comput. *22*, DOI : 10.1007/s11222-011-9242-3, 681‑701 p.

Ratto, M., Tarantola, S., et Saltelli, A. (2001). *Estimation of importance indicators for correlated inputs*. In Proceedings of ESREL 2001, (Torino, Italy), 157‑164 p.

Reap, J., Roman, F., Duncan, S., et Bras, B. (2008a). *A survey of unresolved problems in life cycle assessment: Part 1- Goal & Scope Definitions and Inventory Analysis*. Int. J. Life Cycle Assess. *13*, 290‑300 p.

Reap, J., Roman, F., Duncan, S., et Bras, B. (2008b). *A survey of unresolved problems in life cycle assessment - Part 2 : impact assessment and interpratation*. Int. J. Life Cycle Assess. *13*, DOI : 10.1007/s11367-008-0009-9, 374‑388 p.

Recht, T. (2016). *Etude de l'écoconception de maisons à énergie positive*, Thèse de doctorat, MINES ParisTech PSL,435 p.

Recht, T., et Peuportier, B. (2014). *Projet ANR 10 HABISOL 004-01 : Fiabilité - Tache 5 : Valorisation et dissémination des résultats - Sous-tâche B : Valorisation des résultats à destination des utilisateurs finaux - Livrable 5.3. : Composant logiciel pour la propagation d'incertitudes et l'analyse de sensibilité avec COMFIE*, 58 p.

Recht, T., Munaretto, F., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2014). *Analyse de la fiabilité de COMFIE par comparaison à des mesures. Application à un bâtiment passif.* In Proceedings IBPSA France, (Arras), 8 p.

Robillart, M. (2015). *Etude de stratégies de gestion en temps réel pour des bâtiments énergétiquement performants*, Thèse de doctorat, École nationale supérieure des mines de Paris, 258 p.

Rocquigny de, E., Devictor, N., et Tarantola, S. (2008). *Uncertainty in Industrial Practice: A Guide to Quantitative Uncertainty Management*, Ed. Wiley, ISBN : 978-0-470-99447-4, 364 p.

Rosenbaum, R.K., et Jolliet, O. (2012). *Quantification of uncertainty and spatial variability of characterisation factors in the new global LCIA method IMPACT World+*. In SETAC 6th World Congress/SETAC Europe 22nd Annual Meeting, (Berlin: Sóciety of Environmental Toxicology and Chemistry), 107‑108 p.

Rosenbaum, R.K., Bachmann, T.M., Gold, L.S., Huijbregts, M.A.J., Jolliet, O., Juraske, R., Koehler, A., Larsen, H.F., MacLeod, M., Margni, M., et al. (2008). *USEtox—the UNEP-SETAC toxicity model: recommended characterisation factors for human toxicity and freshwater ecotoxicity in life cycle impact assessment*. Int. J. Life Cycle Assess. *13*, DOI : 10.1007/s11367-008-0038-4, 532‑546 p.

Ross, S., Evans, D., et Webber, M. (2002). *How LCA studies deal with uncertainty*. Int. J. Life Cycle Assess. *7*, DOI : 10.1007/BF02978909, 47‑52 p.

Roux, C. (2016). *Analyse de cycle de vie conséquentielle appliquée aux ensembles bâtis*, Thèse de doctorat, MINES ParisTech PSL, 491 p.

Roux, C., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2016a). *Accounting for temporal variation of electricity production and consumption in the LCA of an energy-efficient house*. J. Clean. Prod. *113*, DOI : 10.1016/j.jclepro.2015.11.052, 532‑540 p.

Roux, C., Schalbart, P., Assoumou, E., et Peuportier, B. (2016b). *Integrating climate change and energy mix scenarios in LCA of buildings and districts*. Appl. Energy *184*, DOI : 10.1016/j.apenergy.2016.10.043, 619‑629 p.

Roux, C., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2016c). *Development of an electricity system model allowing dynamic and marginal approaches in LCA—tested in the French context of space heating in buildings*. Int. J. Life Cycle Assess. DOI : 10.1007/s11367-016-1229-z, 1‑14 p.

Roy, B. (1968). *Classement et choix en présence de points de vue multiples*. RAIRO - Oper. Res. - Rech. Opérationnelle *2*, 57‑75 p.

Rozenberg, J., Guivarch, C., Lempert, R., et Hallegatte, S. (2013). *Building SSPs for climate policy analysis: a scenario elicitation methodology to map the space of possible future challenges to mitigation and adaptation*. Clim. Change *122*, DOI : 10.1007/s10584-013-0904-3, 509‑522 p.

RTE (2014). *Bilan prévisionnel de l'équilibre offre-demande d'électricité en France*, www.rte-france.com/sites/default/files/bilan_complet_2014.pdf, 184 p.

RTE (2016). *Bilan prévisionnel de l'équilibre offre-demande d'électricité en France*, www.rte-france.com/sites/default/files/bp2016_complet_vf.pdf, 129 p.

Saint-Geours, N. (2012). *Sensitivity analysis of spatial models: application to cost-benefit analysis of flood risk management plans*, Thèse de doctorat, Université Montpellier II - Sciences et Techniques du Languedoc, 296 p.

Sala, S., Benini, L., Mancini, L., et Pant, R. (2015). *Integrated assessment of environmental impact of Europe in 2010: data sources and extrapolation strategies for calculating normalisation factors*. Int. J. Life Cycle Assess. *20*, DOI : 10.1007/s11367-015-0958-8, 1568‑1585 p.

Salmon, N., Duclos, L., Filit, F., Peuportier, B., Herfray, G., Chevalier, J., Schiopu, N., Lasvaux, S., Lebert, A., Sénégas, J.-L., et al. (2011). *Connaissance de l'impact environnemental des bâtiments // COIMBA 2011, Développement des outils d'évaluation de la qualité environnementale des bâtiments par analyse de cycle de vie*, Nobatek, ARMINES, CSTB, IZUBA Energies, ENERTECH, http://www.nobatek.com/downloads/Etudes%20publiques/Coimba_Synthese_NOBATEK.pdf, 9 p.

Saltelli, A., et Bolado, R. (1998). *An alternative way to compute Fourier amplitude sensitivity test (FAST)*. Comput. Stat. Data Anal. *26*, DOI : 10.1016/S0167-9473(97)00043-1, 445‑460 p.

Saltelli, A., Tarantola, S., et Chan, K.P.-S. (1999). *A Quantitative Model-Independent Method for Global Sensitivity Analysis of Model Output*. Technometrics *41*, DOI : 10.2307/1270993, 39‑56 p.

Saltelli, A., Chan, K., et Scott, E.M. (2000). *Sensitivity Analysis : Gauging the Worth of Scientific Models*, Ed. Wiley, 504 p.

Saltelli, A., Tarantola, S., Campolongo, F., et Ratto, M. (2004). *Sensitivity Analysis in Practice: A Guide to Assessing Scientific Models*, Ed. Wiley, ISBN : 978-0-470-87095-2, 232 p.

Saltelli, A., Ratto, M., Andres, T., Campolongo, F., Cariboni, J., Gatelli, D., Saisana, M., et Tarantola, S. (2008). *Global sensitivity analysis: the primer*, Ed. Wiley, ISBN : 0-470-72517-6, 304 p.

Saltelli, A., Annoni, P., Azzini, I., Campolongo, F., Ratto, M., et Tarantola, S. (2010). *Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index*. Comput. Phys. Commun. *181*, DOI : 10.1016/j.cpc.2009.09.018, 259‑270 p.

Saltelli, A., Ratto, M., Tarantola, S., et Campolongo, F. (2012). *Update 1 of: Sensitivity Analysis for Chemical Models*. Chem. Rev. *112*, DOI : 10.1021/cr200301u, PR1-PR21 p.

Satterthwaite, F.E. (1959). *Random Balance Experimentation*. Technometrics *1*, DOI : 10.2307/1266466, 111‑137 p.

Schrijvers, D.L., Loubet, P., et Sonnemann, G. (2016). *Developing a systematic framework for consistent allocation in LCA*. Int. J. Life Cycle Assess. *21*, DOI : 10.1007/s11367-016-1063-3, 976‑993 p.

Seppälä, J., Basson, L., et Norris, G.A. (2001). *Decision Analysis Frameworks for Life-Cycle Impact Assessment*. J. Ind. Ecol. *5*, DOI : 10.1162/10881980160084033, 45‑68 p.

Seppälä, J., Posch, M., Johansson, M., et Hettelingh, J.-P. (2006). *Country-dependent Characterisation Factors for Acidification and Terrestrial Eutrophication Based on Accumulated Exceedance as an Impact Category Indicator (14 pp)*. Int. J. Life Cycle Assess. *11*, DOI : 10.1065/lca2005.06.215, 403‑416 p.

Ševčíková, H., Raftery, A.E., et Waddell, P.A. (2007). *Assessing uncertainty in urban simulations using Bayesian melding*. Transp. Res. Part B Methodol. *41*, DOI : 10.1016/j.trb.2006.11.001, 652‑669 p.

Sharma, A., Saxena, A., Sethi, M., Shree, V., et Varun (2011). *Life cycle assessment of buildings: A review*. Renew. Sustain. Energy Rev. *15*, DOI : 10.1016/j.rser.2010.09.008, 871‑875 p.

Smithers Rapra (2014). *Blowing Agents and Foaming Processes 2014*, Ed. Smithers Rapra, ISBN : 978-1-910242-02-5, 158 p.

Sobol, I. (1993). *Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models*. Math. Model. Comput. Exp. *1*, DOI : 1061-7590/93/04407-008$9.00, 407‑414 p.

Sobol, I.M., et Kucherenko, S. (2009). *Derivative based global sensitivity measures and their link with global sensitivity indices*. Math. Comput. Simul. *79*, DOI : 10.1016/j.matcom.2009.01.023, 3009‑3017 p.

SOeS (2012a). *Les prélévements d'eau en France en 2009 et leurs évolutions depuis dix ans*, Chiffres et statistiques, Commissariat général au développement durable - Service de l'observation et des statistiques, ISSN : 2102-6378, http://www.developpement-durable.gouv.fr/Les-prelevements-en-eau.html, 8 p.

SOeS (2012b). *Chiffres clés de l'énergie*, Commissariat général au développement durable - Service de l'observation et des statistiques, http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/publications/p/1942/966/chiffres-cles-lenergie-edition-2012.html, 40 p.

SOeS (2012c). *Le financement de la gestion des ressources en eau en France*, Commissariat général au développement durable - Service de l'observation et des statistiques, http://www.side.developpement-durable.gouv.fr/EXPLOITATION/DEFAULT/doc/IFD/IFD_REFDOC_0510976/le-financement-de-la-gestion-des-ressources-en-eau-en-france#, 76 p.

SOeS (2015). *Bilan énergétique de la France pour 2014*, Commissariat général au développement durable - Service de l'observation et des statistiques, http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/fileadmin/documents/Produits_editoriaux/Publications/References/2015/ref-bilan-energie-2014-juillet2015-b.pdf, 161 p.

Solomon, S. (2007). *Climate Change 2007 - The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fourth Assessment Report of the IPCC*, Ed. Cambridge University Press, ISBN : 9780521705967, 714 p.

Sonnemann, G.W., Schuhmacher, M., et Castells, F. (2003). *Uncertainty assessment by a Monte Carlo simulation in a life cycle inventory of electricity produced by a waste incinerator*. J. Clean. Prod. *11*, DOI : 10.1016/S0959-6526(02)00028-8, 279‑292 p.

Spadaro, J.V., et Rabl, A. (2004). *Pathway analysis for population-total health impacts of toxic metal emissions*. Risk Anal. Off. Publ. Soc. Risk Anal. *24*, DOI : 10.1111/j.0272-4332.2004.00514.x, 1121‑1141 p.

Spielmann, M., Scholz, R., Tietje, O., et Haan, P. de (2004). *Scenario Modelling in Prospective LCA of Transport Systems. Application of Formative Scenario Analysis (11 pp)*. Int. J. Life Cycle Assess. *10*, DOI : 10.1065/lca2004.10.188, 325‑335 p.

Spitz, C. (2012). *Analyse de la fiabilité des outils de simulation et des incertitudes de métrologie appliquée à l'efficacité énergétique des bâtiments*, Thèse de doctorat, Université de Grenoble, 189 p.

Spitz, C., Mora, L., Wurtz, E., et Jay, A. (2012). *Practical application of uncertainty analysis and sensitivity analysis on an experimental house*. Energy Build. *55*, DOI : 10.1016/j.enbuild.2012.08.013, 459‑470 p.

Steffen, W., Sanderson, R.A., Tyson, P.D., Jäger, J., Matson, P.A., Moore III, B., Oldfield, F., Richardson, K., Schnellnhuber, H.-J., Turner, B.L., et al. (2004). *Global Change and the Earth System: A Planet under Pressure*, ISBN : 978-3-540-26594-8, 336 p.

Stinner, S., Streblow, R., et Müller, D. (2014). *Dynamic uncertainty analysis of the building energy performance in city districts*. (RWTH Aachen University, septembre 2014), 656‑663 p.

Støa, E., et Nesje, A. (2005). *Supporting participation in the development process of sustainable neighbourhoods*. In IV International Conference « Climate change – energy awareness – energy efficiency », (Visegrad, Hongrie, 8-10 juin 2005),.

Stockburger, D.W. (2016). *Multivariate Statistics: Concepts, Models, and Applications*, Ed. Missouri State University. http://psychstat3.missouristate.edu/Documents/MultiBook3/mbk.htm.

Storlie, C.B., et Helton, J.C. (2008). *Multiple predictor smoothing methods for sensitivity analysis: Description of techniques*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *93*, DOI : 10.1016/j.ress.2006.10.012, 28‑54 p.

Struijs, J., Beusen, A., van Jaarsveld, H.A., et Huijbregts, M. (2009). *Aquatic Eutrophication. Chapter 6 in : Giedkoop, M., Heijungs, R., Huijbregts, MAJ., De Schryver, A., Struijs, J., Van Zelm, R (2009). ReCiPe 2008 A liife cycle impact assessment method which comprises harmonised category indicators at the midpoint and endpoint lavel. Report I Characterisation factors, first edition*, www.leidenuniv.nl/cml/ssp/publications/recipe_characterisation.pdf, 133 p.

Suh, S., Tomar, S., Leighton, M., et Kneifel, J. (2014). *Environmental Performance of Green Building Code and Certification Systems*. Environ. Sci. Technol. *48*, DOI : 10.1021/es4040792, 2551‑2560 p.

Takezawa, K. (2005). *Introduction to Nonparametric Regression*, Ed. Wiley, ISBN : 978-0-471-74583-9, 568 p.

Tan, R.R. (2008). *Using fuzzy numbers to propagate uncertainty in matrix-based LCI*. Int. J. Life Cycle Assess. *13*, DOI : 10.1007/s11367-008-0032-x, 585‑592 p.

Tarantola, S., Giglioli, N., Jesinghaus, J., et Saltelli, A. (2002). *Can global sensitivity analysis steer the implementation of models for environmental assessments and decision-making?*. Stoch. Environ. Res. Risk Assess. *16*, DOI : 10.1007/s00477-001-0085-x, 63‑76 p.

Tarantola, S., Gatelli, D., et Mara, T.A. (2006). *Random balance designs for the estimation of first order global sensitivity indices*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *91*, DOI : 10.1016/j.ress.2005.06.003, 717‑727 p.

Tian, W. (2013). *A review of sensitivity analysis methods in buildings energy analysis*. Renew. Sustain. Energy Rev. *20*, DOI : 10.1016/j.rser.2012.12.014, 411‑419 p.

Tinsson, W. (2010). *Plans d'expérience: constructions et analyses statistiques*, Ed. Springer Science & Business Media, ISBN : 978-3-642-11471-7, 536 p.

Tinsson, W. (2015). *Présentation - Cours 1 Plan d'expérience Screening*, (Ecole Centrale de Lyon - Ecole Chercheur PECNUM), http://reseau-mexico.fr/node/299.

USEPA (2003). *Draft guidance on the development, evaluation, and application of regulatory environmental models*, The council for regulatory environmental modeling, https://www.semanticscholar.org/paper/Draft-Guidance-on-the-Development-Evaluation-and-Pascual-Stiber/3c8cddec9de4920f18dcc7a1c7936d4714d6a3b4, 60 p.

Vanhille, E. (2015). *Modélisation et évaluation environnementale de la mobilité - Application à projet d'aménagement de la Cité Descartes Elargie. Projet de fin d'étude.*, Département Ville Environnement Transport - Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 156 p.

Veiga, S.D., Wahl, F., et Gamboa, F. (2008). *Local polynomial estimation for sensitivity analysis for models with correlated inputs*. Technometrics *51*, DOI : 10.1198, 452‑463 p.

Verbeeck, G., et Hens, H. (2007). *Life Cycle Optimization of Extremely Low Energy Dwellings*. J. Build. Phys. *31*, DOI : 10.1177/1744259107079880, 143‑177 p.

Verones, F., Hellweg, S., Azevedo, L.B., Chaudhary, A., Cosme, N., Fantke, P., Goedkoop, M., Hauschild, M.Z., Laurent, A., Mutel, C.L., et al. (2016). *LC-impact version 0.5 A spatialy differentiated life cycle impact assessment approach*, http://www.lc-impact.eu/downloads/documents/LC-Impact_report_SEPT2016_20160927.pdf, 143 p.

Vorger, E. (2011). *Application de l'analyse de cycle de vie à la comparaison de morphologies urbaines*. Rapport de stage, UPMC, 71 p.

Vorger, E. (2014). *Etude de l'influence du comportement des occupants sur la performance énergétique des bâtiments*, Thèse de doctorat, École nationale supérieure des Mines de Paris, 474 p.

Vorger, E., Schalbart, P., et Peuportier, B. (2014). *Integration of a comprehensive stochastic model of occupancy in building simulation to study how inhabitants influence energy performance*. In Proceedings PLEA 2014, (Ahmedabad (India)), 8 p.

Waddicor, D.A., Fuentes, E., Sisó, L., Salom, J., Favre, B., Jiménez, C., et Azar, M. (2016). *Climate change and building ageing impact on building energy performance and mitigation measures*

application: A case study in Turin, northern Italy. Build. Environ. *102*, DOI : 10.1016/j.buildenv.2016.03.003, 13‑25 p.

Wang, E., et Shen, Z. (2013). *A hybrid Data Quality Indicator and statistical method for improving uncertainty analysis in LCA of complex system – application to the whole-building embodied energy analysis*. J. Clean. Prod. *43*, DOI : 10.1016/j.jclepro.2012.12.010, 166‑173 p.

Weckenmann, A., et Schwan, A. (2001). *Environmental life cycle assessment with support of fuzzy-sets*. Int. J. Life Cycle Assess. *6*, DOI : 10.1007/BF02977589, 13‑18 p.

Wei, W., Larrey-Lassalle, P., Faure, T., Dumoulin, N., Roux, P., et Mathias, J.-D. (2014). *How to Conduct a Proper Sensitivity Analysis in Life Cycle Assessment: Taking into Account Correlations within LCI Data and Interactions within the LCA Calculation Model*. Environ. Sci. Technol. *49*, DOI : 10.1021/es502128k, 377‑385 p.

Wei, W., Larrey-Lassalle, P., Faure, T., Dumoulin, N., Roux, P., et Mathias, J.-D. (2016). *Using the Reliability Theory for Assessing the Decision Confidence Probability for Comparative Life Cycle Assessments*. Environ. Sci. Technol. *50*, DOI : 10.1021/acs.est.5b03683, 2272‑2280 p.

Weidema, B.P., et Wesnæs, M.S. (1996). *Data quality management for life cycle inventories—an example of using data quality indicators*. J. Clean. Prod. *4*, DOI : 10.1016/S0959-6526(96)00043-1, 167‑174 p.

Weidema, B.P., Bauer, Hischier, R., Mutel, C., Nemecek, T., Reinhard, J., Vadenbo, C., et Wernet, G. (2013). *Overview and methodology, Data quality guideline for the Ecoinvent database version3, Ecoinvent Report 1(v3), St. Gallen: The ecoinvent Centre*, Rapport méthodologique, 169 p.

Wender, B.A., Prado, V., Fantke, P., Ravikumar, D., et Seager, T.P. (2017). *Sensitivity-based research prioritization through stochastic characterization modeling*. Int. J. Life Cycle Assess. DOI : 10.1007/s11367-017-1322-y, 1‑9 p.

WMO (1999). *Scientific Assessment of Ozone Depletion: 1998 - Global Ozone Research and Monitoring Project - Report No. 44*.

World Steel Association (2011). *Life cycle assessment methodology report - Methodology report: Life cycle inventory study for steel products*, https://www.worldsteel.org/en/dam/jcr:6a222ba2-e35a-4126-83ab-5ae5a79e6e46/LCA+Methodology+Report.pdf, 95 p.

XP C08-100-1 (2014). *Déclarations environnementales relatives aux équipements électriques, électroniques et de génie climatique destinés à un usage dans les ouvrages de bâtiment - Règles d'élaboration communes*., 57 p.

Xu, C., et Gertner, G.Z. (2008). *Uncertainty and sensitivity analysis for models with correlated parameters*. Reliab. Eng. Syst. Saf. *93*, DOI : 10.1016/j.ress.2007.06.003, 1563‑1573 p.

Yang, S., Tian, W., Cubi, E., Meng, Q., Liu, Y., et Wei, L. (2016). *Comparison of Sensitivity Analysis Methods in Building Energy Assessment*. Procedia Eng. *146*, DOI : 10.1016/j.proeng.2016.06.369, 174‑181 p.

Yepez-Salmon, G. (2011). *Construction d'un outil d'évaluation environnemental des écoquartiers : vers une méthode systémique de mise en œuvre de la ville durable*, Thèse de doctorat, Université de Bordeaux 1, 375 p.

Zabalza Bribián, I., Aranda Usón, A., et Scarpellini, S. (2009). *Life cycle assessment in buildings: State-of-the-art and simplified LCA methodology as a complement for building certification*. Build. Environ. *44*, DOI : 10.1016/j.buildenv.2009.05.001, 2510‑2520 p.

van Zelm, R., et Huijbregts, M. (2013). *Quantifying the Trade-off between Parameter and Model Structure Uncertainty in Life Cycle Impact Assessment*. Environ. Sci. Technol. 9274‑9280 p.

van Zelm, R., Huijbregts, M.A.J., den Hollander, H.A., van Jaarsveld, H.A., Sauter, F.J., Struijs, J., van Wijnen, H.J., et van de Meent, D. (2008). *European characterization factors for human health damage of PM10 and ozone in life cycle impact assessment*. Atmos. Environ. *42*, DOI : 10.1016/j.atmosenv.2007.09.072, 441‑453 p.

Annexes

Annexe A. Démarche d'analyse de cycle de vie

Une analyse de cycle de vie se compose traditionnellement de quatre étapes telles que définies par la série de norme ISO 14040 (ISO 14040, 2006 ; ISO 14044, 2006). : la définition des objectifs et du champ de l'étude, l'analyse de l'inventaire, l'évaluation des impacts et l'interprétation. Dans des recommandations récentes (EC-JRC, 2010a), un découpage de la méthode en cinq étapes a été proposé, en distinguant les étapes de définition des objectifs et de définition du champs de l'étude. Il faut noter que la démarche d'ACV est itérative, les hypothèses prises sont affinées en cours d'étude et les différentes étapes sont éventuellement réalisées plusieurs fois avant d'aboutir aux hypothèses et résultats finaux qui sont synthétisés dans un rapport. Les paragraphes suivant décrivent les différentes étapes de l'ACV.

A-1 - Définition des objectifs et du champ de l'étude

Ces étapes sont déterminantes car elles conditionnent tout le reste de l'étude. Il s'agit de définir les objectifs et les limites de l'étude. Pour des raisons de transparence et de clarté, il est important de bien mentionner le but de l'étude, son origine, le public visé, les auteurs de l'étude. Il faut également préciser les limites et les hypothèses retenues et le cadre de validité de l'étude. Des objectifs de l'étude dépendront les méthodologies à employer. En particulier, si l'objectif de l'étude est d'évaluer les impacts liés à un produit existant à un instant t, une approche de modélisation du système de type attributionnelle est conseillée. En revanche, lorsqu'on s'intéresse aux conséquences d'une décision (e.g. choix d'un produit, conception d'un nouveau produit, amélioration d'un produit existant), une modélisation conséquentielle est préférée (2.-0 LCA consultants, 2015).

Les résultats d'une ACV dépendant directement des choix faits à cette étape. Une bonne définition des objectifs et du champ de l'étude est nécessaire pour ne pas biaiser leur interprétation (Reap et al., 2008a). Le système à l'étude doit être décrit avec précision. Il convient de mentionner la fonction de celui-ci, ou bien la fonction principale et les fonctions secondaires dans le cas où le produit remplit plusieurs fonctions. Pour permettre une comparaison pertinente des variantes, une unité fonctionnelle est définie. Les impacts environnementaux calculés dans les phases suivantes seront ramenés à ce flux de référence (Jolliet et al., 2010). Pour cela, l'unité fonctionnelle doit faire mention d'une fonction (p. ex. logement, bureau…), d'une quantité de référence, mais aussi d'une qualité, d'un niveau de performance ou encore d'une durée.

A-2 - Inventaire du cycle de vie (ICV)

Lors de cette phase, toutes les substances extraites et émises, dans l'air, l'eau et le sol, pour la production, l'utilisation et le traitement de fin de vie du produit sont répertoriées. Tous les procédés et produits ayant un lien avec les phases de fabrication, utilisation ou destruction/recyclage du produit sont donc inventoriés. Vu les nombreuses interactions entre produits et procédés, un système matriciel est généralement utilisé pour évaluer les quantitatifs de substances émises et extraites pour correspondre à l'unité fonctionnelle du système (Heijungs et al., 1992). En pratique, pour chaque procédé unitaire, on considère les échanges de flux dans la technosphère (quantité d'un produit pour fabriquer un autre produit) et les flux de substances (quantité de substances pour fabriquer un produit). Ces flux sont regroupés dans des matrices :

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1m} \\ \cdots & a_{ij} & \cdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mm} \end{pmatrix} et\ B = \begin{pmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1m} \\ \cdots & b_{kj} & \cdots \\ b_{n1} & \cdots & b_{nm} \end{pmatrix} \quad \textbf{(A.1)}$$

avec :

- A la matrice technologique, listant les procédés utiles à l'obtention d'une unité d'un procédé ;
- a_{ij} la quantité d'entrée du procédé i nécessaire pour créer une unité de j ;
- m le nombre de procédés unitaires de la technosphère ;
- B la matrice des échanges avec l'environnement, représentant les flux de substances extraits ou émis dans l'environnement ;
- b_{kj} la quantité d'entrée de substance k extraite ou émise lors de la création d'une unité de j ;
- n le nombre de flux élémentaires issus de l'environnement.

Connaissant les flux élémentaires nécessaires par unité fonctionnelle du système considéré, il est possible de déterminer les émissions et extractions de substances liées au système :

$$e = B(I + A + A^2 + A^3 + A^4 + \cdots)p = B(I - A)^{-1}p \quad \textbf{(A.2)}$$

avec :

- $B(I + A + A^2 + A^3 + A^4 + \cdots)$ les émissions directes et indirectes (machine qui a fabriqué la machine) ;
- $(I - A)^{-1}p$ la production finale de chaque procédé nécessaire par unité fonctionnelle du système considéré ;
- p le vecteur des flux élémentaires par unité fonctionnelle du système considéré ;
- e le vecteur des émissions et extractions du système.

Il est fréquent que des procédés fournissent plusieurs produits remplissant différentes fonctions. Un seul de ces produits est généralement étudié et il convient de réaliser une allocation,

c'est-à-dire d'affecter à chacun une partie de la charge environnementale totale du procédé. De même, dans le cas d'un produit recyclé, la charge et l'éventuel bénéfice environnemental sont à affecter à différents systèmes (générant le produit à recycler ou utilisant le produit recyclé). Différentes méthodes d'allocation peuvent être utilisées. La norme ISO 14044 (2006) conseille d'éviter l'allocation si possible, notamment grâce à des techniques d'expansion du système. En fonction de la méthode choisie, des résultats très différents peuvent être obtenus. Il convient donc de bien définir les objectifs de l'étude et de sélectionner la méthode la plus adaptée à ceux-ci. Schrijvers et al. (Schrijvers et al., 2016) ont passé en revue les méthodes d'allocation utilisées et les ont classées en fonction des objectifs de l'étude (approche attributionnelle ou conséquentielle).

Pour déterminer précisément les flux de substances liés au produit étudié, il est nécessaire de disposer d'un grand nombre de données, les plus fiables et complètes possibles. Dans la pratique, des bases de données environnementales peuvent regrouper ce type d'informations pour un grand nombre de systèmes. Ainsi, les études d'ACV sont facilitées car l'effort de collecte est réduit pour le praticien en charge de l'étude. Une attention doit toutefois être portée à la manière dont est réalisé l'inventaire. Dans certains cas, des simplifications de l'inventaire, liées à une prise en compte d'un nombre limité de substances par exemple, peuvent fausser les résultats (Herfray et Peuportier, 2010).

De la qualité des données collectées dépendront les résultats d'ACV (Reap et al., 2008a). Pour veiller à la qualité des données, certaines bases de données proposent de noter les données collectées en fonction de la fiabilité de leurs sources, du nombre de données collectées, ou encore de la validité temporelle, spatiale ou technologique de la donnée, comme par exemple la matrice de pedigree d'ecoinvent (Frischknecht et al., 2007a ; Weidema et al., 2013), basée sur les travaux de Funtowicz et Ravetz (1990) et Weidema et Wesnæs (1996).

A-3 - Évaluation des impacts

À cette étape, il s'agit d'établir un lien entre les substances émises ou extraites et les problèmes causés sur l'environnement. Pour cela, des indicateurs environnementaux sont calculés ; ils sont issus du regroupement et de la pondération des flux de substances émises et consommées. Des facteurs de caractérisation sont utilisés pour cela.

Les indicateurs choisis dans une étude peuvent être orientés problème ou orientés dommage. Toutes les substances ayant le même type d'effet sur l'environnement sont regroupées dans des indicateurs orientés « problème », dits de catégorie intermédiaire ou *midpoint*. Ces indicateurs décrivent un problème environnemental tel que l'acidification, la destruction de la couche d'ozone… Les indicateurs orientés problème peuvent ensuite être reliés à des indicateurs orientés « dommage » ou *endpoint*, dont le but est d'estimer les dommages potentiels sur des aires de protection telles que la santé humaine, les écosystèmes ou les ressources. Ce deuxième type

d'indicateurs, pour lequel le calcul se situe au bout de la chaîne de cause à effet, est souvent plus parlant pour le lecteur d'une ACV. Ce type d'indicateurs fait appel à des modèles plus complexes associés à un plus grand nombre de données pour passer des problèmes aux dommages. Les hypothèses à faire pour leur calcul étant plus nombreuses, ils sont potentiellement plus incertains. De plus, ces méthodes sont rarement recommandées (EC-JRC, 2011), ce qui pose la question de leur fiabilité Un exemple d'agrégation des indicateurs de problème dans les indicateurs de dommage est présenté à la Figure A-1.

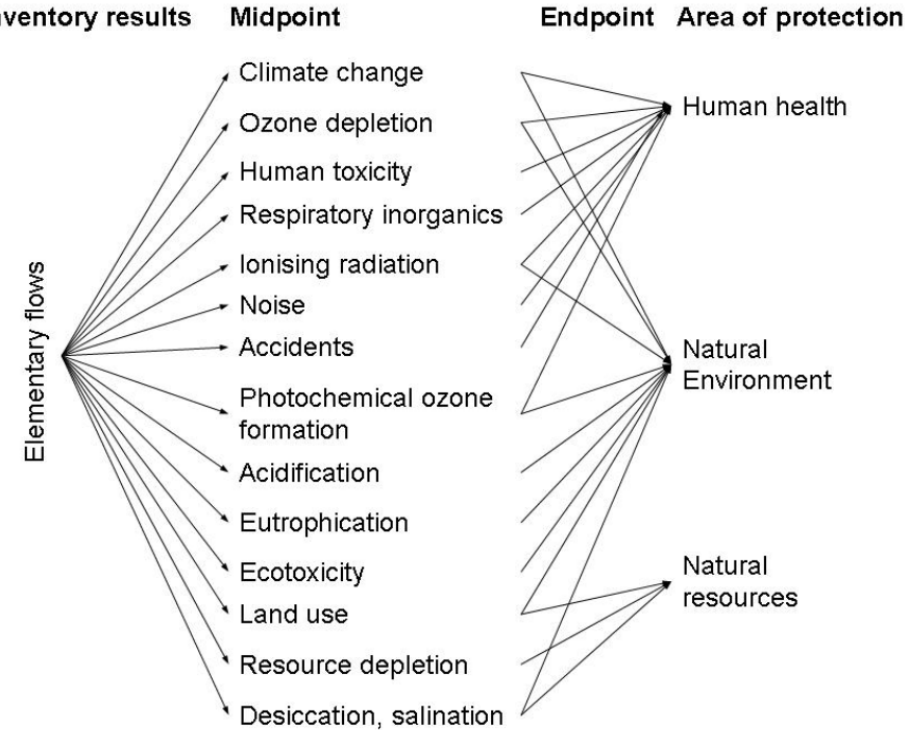


Figure A-1. Liens entre les catégories d'impact et les aires de protection, issu de EC-JRC (2010b)

De nombreuses méthodologies permettent d'évaluer les impacts et d'aboutir au calcul d'un ou plusieurs indicateurs environnementaux : Eco-indicator 99 (Goedkoop et Spriensma, 2001), CML (Guinée, 2002), IPCC (Solomon, 2007), ReCiPe (Goedkoop et al., 2013)… Certaines n'évaluent que des indicateurs de problème et d'autres, des indicateurs de problème et de dommage.

L'étape d'évaluation des impacts, qui permet de faciliter la compréhension des résultats (lien vers les problèmes environnementaux dus aux effets des substances émises ou extraites), reste critique. Le choix des catégories d'impact, des indicateurs et de leurs méthodes de calcul a une influence considérable sur les résultats de l'ACV (Dreyer et al., 2003 ; Pant et al., 2004). Pour faciliter ce choix, la commission européenne fournit au travers de l'ILCD-Handbook (EC-JRC, 2011) des recommandations sur les méthodologies à employer pour différents types d'effets sur l'environnement.

De plus, la connaissance réelle des impacts d'une substance ou d'un mélange de substances sur l'environnement est encore très limitée (Reap et al., 2008b). Par ailleurs, les substances contribuant aux impacts et les réponses des écosystèmes, peuvent avoir des effets à différentes échelles spatiales et temporelles. Cela est encore rarement pris en compte, même si des développements récents permettent d'améliorer ces aspects avec l'utilisation d'inventaires et de facteurs de caractérisation dépendant du temps (Levasseur et al., 2010 ; Beloin-Saint-Pierre et al., 2016) ou de l'espace[70] (Humbert et al., 2011 ; Beloin-Saint-Pierre, 2012).

A-4 - Normalisation et pondération

Après l'analyse d'impact et avant la phase d'interprétation, des étapes facultatives peuvent être réalisées pour faciliter la comparaison de variante. La considération d'un grand nombre d'indicateurs environnementaux, est un atout majeur de la méthode d'ACV. Cependant, dans un contexte de prise de décision, il est fréquent que ces différents indicateurs ne classent pas les variantes de la même manière. Pour faciliter la prise de décision dans un contexte multicritère, les indicateurs environnementaux peuvent être hiérarchisés. Les variantes sont alors comparées sur la base des indicateurs prioritaires. Une solution pour prioriser les résultats consiste à réaliser dans un premier temps une normalisation puis une pondération.

Pour effectuer une normalisation, tous les indicateurs sont ramenés à une même unité, en divisant les valeurs d'impact par une valeur de référence souvent rapportée à un équivalent année-habitant (ISO 14044, 2006). Dans cette approche, les résultats obtenus sont très dépendants du contexte dans lequel les données de normalisation ont été fournies (e.g. année de référence, validité spatiale, quantité et qualité des données), c'est pourquoi elle ne fait pas toujours consensus (Prado-Lopez et al., 2013). Une autre possibilité est d'étudier la contribution des indicateurs orientés problème aux indicateurs orientés dommage correspondants. Les indicateurs les plus contributeurs sont alors conservés.

Une étape de pondération peut être ensuite effectuée en complément de la normalisation. Elle consiste à affecter un poids à chaque indicateur environnemental normalisé en fonction de l'importance qui lui est accordée. À cette étape est introduite une part de subjectivité puisque les poids reflètent les choix de décideurs. Cependant, elle permet d'obtenir un indicateur environnemental unique, facilitant la comparaison de plusieurs variantes sur la base d'un seul critère. Notons, que des méthodes d'aide à la décision peuvent être utilisées pour simplifier la comparaison dans un contexte multicritère, elles sont présentées en Annexe C.

[70] http://www.impactworldplus.org/en/index.php

Après l'étape de normalisation, il n'est pas obligatoire de réaliser une pondération. Mais si cette seconde étape n'est pas réalisée, il faut se méfier de la pondération implicite visant à affecter un même poids à tous les indicateurs.

A-5 - Interprétation

À la fin de chaque étape et après avoir obtenu les résultats d'ACV, ceux-ci doivent être interprétés pour détecter les éventuelles incohérences et affiner l'étude. Cette phase doit permettre de répondre aux questions posées en amont de l'ACV, d'apporter des conclusions ou de faire des recommandations. Lors de l'interprétation, certaines hypothèses peuvent être remises en question (équivalence des systèmes comparés, choix du périmètre d'étude ou du niveau de détail). La démarche d'ACV étant itérative, les hypothèses prises sont affinées en cours d'étude. D'autre part, des liens avec d'autres aspects importants d'un projet tels que les aspects sociaux, techniques ou financiers peuvent être établis lors de cette phase.

Heijungs et Kleijn (2001) et Heijungs et al. (2005) ont proposé des méthodes pour faciliter l'interprétation des résultats :

- l'analyse de **contribution** permet de déterminer les éléments pour lesquels la contribution à une émission ou à un impact est la plus forte ;
- l'analyse de **perturbation** permet d'évaluer les facteurs auxquels les résultats d'ACV sont les plus sensibles en observant les conséquences de petites variations de ces facteurs ;
- l'analyse d'**incertitude** consiste à déterminer les facteurs incertains et à propager l'incertitude sur ces facteurs incertains vers les sorties du modèle d'ACV ;
- l'analyse **comparative** a pour objectif de comparer plusieurs variantes ayant la même unité fonctionnelle ;
- l'analyse de **discernabilité** est une combinaison des analyses d'incertitude et comparative, elle correspond à une comparaison de variantes dans un contexte incertain ;
- l'analyse de l'**importance du problème**, aussi appelée analyse de **sensibilité** (Saltelli et al., 2000 ; Heijungs, 2010), est une combinaison des analyses d'incertitude et de contribution et vise à étudier l'influence d'un facteur incertain sur les résultats.

Les normes ISO 14040 (2006) et ISO 14044 (2006) préconisent également la réalisation d'analyses de contribution, de sensibilité et d'incertitude pour étudier la robustesse des résultats d'une étude et au besoin affiner les hypothèses prises. Les analyses de sensibilité et d'incertitude sont d'ailleurs requises dans le cadre d'études comparatives visant à être communiquées au public (ISO 14040, 2006 ; ISO 14044, 2006). Malgré cela, Jolliet et al. (2010) déplorent le recours encore trop peu fréquent à ces techniques.

Annexe B. Indicateurs environnementaux

Aux objectifs de la construction durable, que nous présentons dans la suite, peuvent être associés différents indicateurs environnementaux et flux issus l'environnement. Ici, ces objectifs sont issus du projet Eco-Housing (Peuportier, 2005 ; Støa et Nesje, 2005). Les méthodes recommandées au niveau *midpoint* par l'ILCD (EC-JRC, 2011) sont précisées pour chaque catégorie. La notation de la méthode est également précisée : le niveau I correspond à une méthode recommandée et satisfaisante, le niveau II à une méthode recommandée mais nécessitant quelques amélioration et le niveau III à une méthode recommandée mais à appliquer avec précaution.

NB : les méthodes de calcul des indicateurs retenues dans le cadre de cette thèse sont listées dans le chapitre 2.

B-1 - Économiser l'énergie

Cette catégorie d'impact n'est pas recommandée dans le guide l'ILCD (EC-JRC, 2011). Toutefois, le secteur du bâtiment étant le plus grand consommateur d'énergie en France comme en Europe, il est nécessaire de disposer d'un indicateur reflétant la préservation des ressources énergétiques. De plus, cet indicateur est bien compris dans la communauté du bâtiment et il est presque toujours présent dans les études d'ACV des bâtiments (Cabeza et al., 2014 ; Anand et Amor, 2017).

L'indicateur de demande cumulative d'énergie (CED) peut être utilisé pour cette catégorie d'impact. Frischknecht et al. (Frischknecht et al., 2015) soulignent que plusieurs approches sont disponibles pour le calculer. Leurs principales différences résident dans l'utilisation du pouvoir calorifiques inférieur ou supérieur et dans le choix des facteurs de caractérisation pour l'uranium et pour les énergies renouvelables (quantité d'énergie récoltée ou récoltable).

L'approche recommandée (Frischknecht et al., 2015), qui est disponible dans la base de données ecoinvent, consiste à prendre en compte le pouvoir calorifique supérieur des combustibles, à considérer l'énergie récoltée, c'est-à-dire la quantité d'énergie récupérée au niveau de l'unité de collecte et qui peut être récupérée vu les moyens technologiques actuels. Une approche complémentaire consiste à inclure uniquement les énergies limitées en flux dans le cadre d'une autoconsommation d'énergie. Les énergies pour lesquelles l'utilisation de la ressource contribue à réduire la ressource disponible pour les autres utilisateurs (bois énergie, géothermie…) sont comptabilisées, tandis que la consommation d'énergie produite localement à partir de panneaux photovoltaïques par exemple ne réduit pas la ressource et n'est pas comptabilisée (Peuportier, 2008).

B-2 - Économiser l'eau

Le secteur du bâtiment étant un important consommateur d'eau (SOeS, 2012a), cet indicateur est important en ACV des bâtiments. L'approche généralement utilisée consiste à sommer les différents flux d'eau consommés dont la ressource est limitée (e.g. l'eau des rivières ou des nappes phréatiques). Cependant, cet indicateur ne tient pas compte de la disponibilité de la ressource en eau en fonction des régions.

D'autres approches, proposent de prendre en compte la rareté de la ressource en eau douce. Parmi elles, la méthode *Ecological Scarcity* (Frischknecht et al., 2006) dans laquelle six niveaux de rareté en eau sont définis. C'est la méthode recommandée au niveau III par l'ILCD. Cependant, d'autres méthodes, telles que WAVE – *Water Accounting and Vulnerability Evaluation* (Berger et al., 2014) ou AWARE – *Available WAter REmaining* (Boulay et al., 2017) ont été développées plus récemment et une communauté s'est formée autour de l'évaluation de utilisation et de l'épuisement des ressources en eau en ACV (WULCA[71] – *Water Use in Life Cycle Assessment*). WULCA recommande la méthode AWARE qui fournit des facteurs de caractérisations à l'échelle du bassin versant et pour chaque mois de l'année pour le calcul de l'impact de la consommation d'eau.

B-3 - Préserver les matières premières

L'indicateur estimant l'épuisement des ressources abiotiques (minérales et fossiles) correspond à cet objectif. Le bâtiment contribue à l'épuisement des ressources minérales par l'utilisation de matériaux pour sa construction mais aussi de ressources énergétiques pour son utilisation. L'indicateur de CML (Guinée et al., 2001) est recommandé au niveau II par l'ILCD. Il présente l'avantage de prendre en compte la rareté des ressources en considérant son taux d'extraction et les réserves ultimes correspondantes. L'ILCD préconise toutefois des améliorations (utilisation des réserves probables d'une ressource au lieu des réserves ultimes).

B-4 - Maîtriser l'usage des sols

Les activités humaines ont des conséquences sur la qualité des sols (érosion, contaminations…) et des écosystèmes (disparition et fragmentation des habitats). Pour cet indicateur, les impacts sont liés à la transformation des sols, à leur occupation mais aussi à l'irréversibilité des dommages causés. L'ILCD recommande au niveau III la méthode de Milà i Canals et al. (Milà i Canals et al., 2007), qui prend en compte la qualité des sols mais n'inclut pas d'information sur les écosystèmes.

[71] http://www.wulca-waterlca.org/index.html

B-5 - Protéger le climat

Le changement climatique est une catégorie d'impact bien connue et fréquemment utilisée dans les études d'ACV. Il s'agit d'étudier l'effet des gaz à effet de serre sur le forçage radiatif. La méthode du GIEC, régulièrement mise à jour, est reconnue (niveau I de l'ILCD) pour cela (Solomon, 2007). La contribution relative des gaz à effet de serre au réchauffement climatique varie en fonction de leurs propriétés optiques et de leur durée de vie dans l'atmosphère. Il est donc possible d'exprimer le potentiel de réchauffement global (PRG) d'un gaz sur différentes échelles de temps, souvent 20, 100 ou 500 ans. L'ILCD recommande de prendre en compte un horizon temporel de 100 ans. Le choix d'un horizon temporel fixe peut toutefois conduire à des problèmes méthodologiques (choix de l'horizon temporel par rapport la durée de vie du projet), notamment lorsque des systèmes ont une longue durée de vie. Levasseur et al. (Levasseur et al., 2010) proposent de réaliser des ACV dynamiques, c'est-à-dire de prendre en compte le moment d'émission pour le calcul du PRG.

B-6 - Protéger les forêts

Concernant la protection des forêts, un indicateur d'acidification peut être utilisé. Il traduit la contribution aux phénomènes de pluies acides et au dépérissement des forêts, liés aux émissions de composés soufrés et azotés. La combustion de composés soufrés contribue à l'acidification. La méthode CML 2001 évalue l'acidification terrestre mais ne prend pas en compte les localisations des émissions. La méthode d'Accumulated Exceedance (Seppälä et al., 2006 ; Posch et al., 2008), pour laquelle une différenciation spatiale est utilisée, est recommandée au niveau II par l'ILCD.

B-7 - Protéger les lacs et les rivières

L'eutrophisation concerne la modification des milieux aquatiques ou terrestres liés à un apport excessif de substances nutritives. Ces substances jouent le rôle d'engrais et entraînent une surcroissance des algues qui provoquent, lors de leur décomposition, un appauvrissement de la teneur en oxygène, puis une diminution de la biodiversité du milieu. Dans le secteur du bâtiment, les eaux usées chargées en substances azotés ou phosphatés contribuent à l'eutrophisation, même si la contribution du bâtiment a diminué grâce, par exemple, à une diminution des quantités de phosphates dans les détergents. La méthode CML 2001 est généralement critiquée car elle ne tient pas compte du médium d'émission, de la sensibilité de l'environnement récepteur ou encore du facteur limitant des nutriments dans les différents environnements (eaux fluviales ou côtières) (Guinée, 2002). La méthode ReCiPe (Struijs et al., 2009), recommandée au niveau II par l'ILCD pour l'eutrophisation aquatique, peut pallier ces problèmes mais elle implique le calcul de deux indicateurs environnementaux : un pour l'eutrophisation en eaux côtières et l'autre en eaux fluviales.

B-8 - Réduire les déchets

Bien que cette catégorie d'impact ne fasse pas partie de celles recommandée dans l'ILCD, il est important de prendre en compte la quantité de déchets générés dans le secteur du bâtiment. En effet, il s'agit du plus gros producteur de déchets avec près des trois quarts de la production (Ghewy, 2013). Afin de prendre en compte la dangerosité de certains déchets, une pondération par rapport au coût de traitement peut être appliquée aux différents types de déchets : inertes, banals ou dangereux (Peuportier, 2008).

B-9 - Réduire les risques liés à la radioactivité

Les substances radioactives ont un effet sur la santé humaine et les écosystèmes, ce qui peut être pris en compte au travers de l'indicateur de radiations ionisantes. La méthode de Frischknecht et al. (2000), qui traite de l'effet des radiations ionisantes sur la santé humaine, est recommandée au niveau II.

De plus, les déchets radioactifs doivent être stockés sur de longues périodes. Ils sont majoritairement liés à l'utilisation d'électricité d'origine nucléaire, énergie très utilisée dans le mix de production électrique français. Pour refléter les risques liés à ce stockage, qui ne sont pas pris en compte dans l'indicateur de radiations ionisantes, un indicateur permet de quantifier le volume de déchets nucléaires produits. Les volumes de déchets radioactifs y sont sommés.

B-10 - Limiter les émissions toxiques

La catégorie d'impact concernant la toxicité peut être utilisée pour caractériser les émissions de substances toxiques qui peuvent affecter la santé humaine (toxicité humaine) ou les écosystèmes (écotoxicité). Avec ce type d'indicateur, une chaîne complexe d'effets est prise en compte pour évaluer le devenir des substances dans l'environnement (dégradation et transport) et évaluer les effets de ces substances sur les organismes vivants (exposition des organismes à la substance, réponse à la dose reçue). La méthode USETox (Rosenbaum et al., 2008), développée par l'UNEP-SETAC fait largement consensus pour l'évaluation de la toxicité, même si des améliorations doivent encore lui être apportée pour les métaux. Elle est recommandée au niveau II/III par l'ILCD.

B-11 - Améliorer la qualité de l'air extérieur

L'indicateur de formation d'ozone photochimique et l'indicateur lié aux particules fines sont relatifs à cet objectif. Ces deux indicateurs reflètent les problèmes de smog d'été et d'hiver.

Le smog d'été est lié à la présence d'ozone dans les couches basses de l'atmosphère. Les composés organiques volatiles (COV) provenant des combustions ou des solvants, et les oxydes d'azote provenant du transport et des combustions interagissent, sous certaines conditions météorologiques (ensoleillement important), et empêchent la décomposition de l'ozone qui s'accumule dans l'air et peut causer des problèmes de santé notamment au niveau des voies respiratoires. Plusieurs méthodes sont disponibles pour la formation d'ozone photochimique. La méthode CML 2001 tient compte d'un grand nombre de substances mais ne considère pas de différenciation spatiale. Or, la prise en compte d'une différentiation spatiale est plus importante qu'une différenciation au niveau des substances (Hauschild et al., 2006). C'est l'une des raisons pour lesquelles l'ILCD recommande (niveau II) l'utilisation de la méthode appliquée dans ReCiPe (van Zelm et al., 2008).

Le smog d'hiver est lié à l'accumulation de particules fines dans l'air, provoquant des maladies respiratoires. Les sources d'émission de ces particules sont variées, mais le secteur du bâtiment (résidentiel et tertiaire) est un contributeur majeur des particules les plus fines (qui sont les plus dangereuses), au travers des émissions des chaudières[72]. Deux méthodes sont recommandées au niveau I par l'ILCD (Spadaro et Rabl, 2004 ; Greco et al., 2007). Elles prennent en compte les effets direct et indirect des émissions de particules fines sur la santé en peuvent être adaptée pour différentes densités de population et hauteurs d'émission.

B-12 - Préserver la couche d'ozone

La couche d'ozone stratosphérique filtre une grande partie des ultraviolets de type B, rayons causant des cancers. Certaines substances telles que les gaz fluorés peuvent provoquer une destruction de la couche d'ozone. L'ILCD recommande de prendre en compte la méthode WMO (WMO, 1999) pour calculer un potentiel d'épuisement de l'ozone (niveau I). C'est indicateur n'est cependant pas toujours pris en compte dans les études d'ACV des bâtiments, étant donné que les substances contribuant à l'appauvrissement de la couche d'ozone ont été interdites ou sont en voie d'interdiction dans de nombreux pays (protocole de Montréal, 1987).

B-13 - Indicateurs de dommage

Concernant les indicateurs de type *endpoint*, pour la plupart des catégories d'impact, aucune méthode n'est recommandée dans l'ILCD.

[72] 42 % des particules de taille inférieure à 2,5 µm et 60 % des particules de taille inférieure à 1 µm sont liées aux chaudières. http://www.citepa.org/fr/air-et-climat/32-polluant-et-ges/poussieres-en-suspension

Depuis l'édition du guide de l'ILCD, des travaux de recherche ont permis d'enrichir certaines méthodes et d'en développer de nouvelles. Il est utile de suivre l'évolution des connaissances sur ces indicateurs.

Annexe C. Prise de décision dans un contexte multicritère

Des méthodes permettent de tenir compte des incertitudes lors de la conception de plusieurs variantes incertaines. Avec ces méthodes, il est par exemple possible de connaître la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre, pour chaque indicateur environnemental. En ACV, plusieurs indicateurs sont calculés et il est fréquent, voire systématique, qu'ils ne classent pas toutes les variantes de la même manière. Cela complique le choix des décideurs. Bien que cette problématique ne soit pas directement liée à la quantification des incertitudes en ACV des bâtiments, nous souhaitons introduire des méthodes d'analyse de la décision, déjà appliquées en ACV et notamment pour comparer des variantes.

Les méthodes multicritères d'analyse de la décision cherchent à évaluer le meilleur compromis parmi plusieurs variantes. Le choix de la meilleure alternative doit refléter les préférences des décideurs impliqués dans le processus de décision. De nombreuses méthodes existent, nous présenterons ici (dans le cas où un seul décideur est impliqué) les principes de quelques méthodes d'analyse de la décision multi-attributs qui a vocation à comparer entre elles un nombre fini de variantes (Seppälä et al., 2001). Nous reprendrons ici les classifications des méthodes proposées dans Seppälä et al. (2001), Fülöp (2005) et Prado-Lopez et al. (2015).

C-1 - Méthodes élémentaires

Avec les méthodes élémentaires, il n'est pas nécessaire d'effectuer de pondération entre les différents critères pour prendre une décision. Parmi elles figurent la méthode « des pour et des contre » pour laquelle les défauts et les qualités de chaque variante sont évalués pour chaque critère (Linkov et al., 2004).

La méthode maximin attribue toute l'importance aux variantes les plus défavorables sur chaque critère et les valeurs des autres impacts sont normés relativement à la variante la plus défavorable. Un classement est ainsi obtenu pour chaque critère. Le classement sur tous les critères n'est possible que s'ils sont comparables et peuvent être représentés sur une même échelle (Linkov et al., 2004). En ACV, les résultats sont souvent présentés dans un diagramme radar : pour chaque indicateur, la variante la plus défavorable se voit affecter 100 % des impacts et les valeurs des autres impacts sont déduites relativement à cette variante. C'est ce que Prado-Lopez et al. (2013) nomment normalisation interne. Pour eux, cette méthode revient à attribuer un poids égal à tous les critères et il est tentant de choisir la meilleure variante en comptant le nombre de critères pour lequel chaque

variante est la meilleure ou la moins favorable. Or les critères n'étant pas comparables, le choix ne peut pas être basé sur ce type de comparaison.

Les méthodes conjonctives et disjonctives sont basées sur la satisfaction des décideurs. Il s'agit d'une méthode de criblage : un groupe réduit de quelques variantes est sélectionné avec cette méthode, ce qui permet de simplifier la prise de décision. En pratique, pour chaque critère, des seuils minimaux sont définis. Pour la méthode conjonctive, les seules variantes conservées dépassent les seuils pour tous les critères. Au contraire, avec la méthode disjonctive, le seuil doit être dépassé pour au moins un critère, afin de conserver la variante.

Avec la méthode lexicographique, les critères doivent être classés par les décideurs du plus important au moins important. La meilleure variante est alors celle qui a les impacts les plus faibles sur l'indicateur le plus important. Cela revient à une sélection sur un critère. Cependant, Seppälä et al. (2001) notent qu'en présence d'incertitudes, il peut être intéressant de savoir si la même variante est toujours choisie sur le critère le plus important.

C-2 - Méthode d'agrégation complète MAUT (*Multi-Attribute Utility Theory*)

Avec cette méthode, l'information de tous les critères est complètement agrégée pour chaque variante. C'est le décideur qui choisit la fonction d'utilité $u_i(x_i)$ représentant les préférences qu'il accorde aux différents critères x_i. Finalement, la fonction d'utilité totale $V(a_j)$ est calculée pour chaque variante j :

$$V(a_j) = \sum_{i}^{c} u_i\left(x_i(a_j)\right) \quad \textbf{(C.3)}$$

avec c le nombre de critère.

En présence d'incertitudes, les poids peuvent être tirés de manière aléatoires. La meilleure variante est alors celle maximisant $V(a_j)$. Dans cette approche, les performances des variantes sur les différents critères sont totalement compensées. De plus, on suppose que le décideur est rationnel dans ses choix et qu'il est capable d'indiquer clairement ses préférences.

En ACV, les pratiques optionnelles de normalisation et de pondération à la fin de l'étape d'analyse de l'inventaire peuvent correspondre à cette méthode de prise de la décision. La normalisation permet de ramener les valeurs d'impact à des valeurs de référence. Les valeurs d'impact sont en fait divisées, pour chaque indicateur, par les effets totaux actuels de ces impacts à l'échelle mondiale ou régionale (Jolliet et al., 2010). Des facteurs de pondération peuvent ensuite être appliqués dans le but de se ramener à un indicateur unique. Ils peuvent être basés sur la

monétarisation ou réalisés à partir d'enquêtes pour déterminer l'importance relative des catégories d'impact (Jolliet et al., 2010). Prado-Lopez et al. (2013) ont défini la pratique de normalisation en ACV par le terme de normalisation externe. Ils soulignent que cette approche ne fait pas consensus : les données de normalisation peuvent être anciennes, ne pas être disponibles pour toutes les catégories d'impact ou encore ne pas contenir d'information sur les différenciations spatiales et temporelles.

C-3 - Méthodes de surclassement

Dans les méthodes de surclassement, des comparaisons par paires sont effectuées entre les différentes variantes pour chaque critère. Les décideurs définissent (Seppälä et al., 2001 ; Linkov et al., 2004) :

- des seuils de préférence (la variante A est préférable à la variante B) ;
- de faible préférence (A est au moins aussi bien que B) ;
- d'indifférence (pas de préférences entre A et B).

Toutes les comparaisons ayant été faites, il est possible de savoir si A surclasse B, c'est-à-dire, si A est meilleure que B sur un ou plusieurs critères et au moins aussi bien que B sur les autres critères (Roy, 1968). Ainsi, si une variante est trop mauvaise sur un critère, ses bonnes performances sur les autres critères ne compenseront pas cette mauvaise performance ; contrairement à ce qui pouvait être observé dans les méthodes MAUT (Seppälä et al., 2001). Dans les méthodes de surclassement, on cherche en fait à obtenir le plus petit jeu de variantes telles que A surclasse B. Le meilleur compromis est ensuite recherché dans ce sous-ensemble de variantes.

Les méthodes ELECTRE (pour ELimination Et Choix Traduisant la REalité) présentée par Roy (1968) et PROMETHEE (pour *Preference Ranking Organisation METhod of Enrichment Evaluation*) présentée par Brans et al. (1984) sont les deux méthodes de surclassement les plus connues. Les méthodes de surclassement se distinguent les unes des autres par leurs manières des définir les seuils et l'utilisation d'un ou plusieurs seuils pour aboutir au choix.

Prado-Lopez et al. (2013) ont comparé les performances environnementales de deux types de détergents, dans un contexte incertain, en utilisant un algorithme de surclassement de type PROMETHEE. En présence d'incertitudes, les seuils de préférence et d'indifférence ne sont plus définis par les décideurs mais ils sont déduits à partir des caractéristiques des distributions de probabilité des deux variantes. Les incertitudes ont été propagées sur les deux variantes et des scores de surclassement ont été calculés à chaque simulation. Pour cela, un score de $+1$ est attribué pour une préférence, un score de 0 pour une indifférence et un score entre 0 et 1 pour une faible préférence. Puis des distributions de probabilité pour chaque variante sont construites à partir des fréquences d'occurrence des scores. La variante la moins favorable, ayant les impacts les plus élevés, est celle pour laquelle des scores élevés sont plus fréquemment observés. Un paramètre de pertinence des indicateurs est également calculé comme le rapport entre les écarts des espérances

des deux distributions relativement à la moyenne des écarts-types. Plus le paramètre est grand, plus les deux distributions sont distinctes. Les indicateurs pour lesquels ce paramètre est le plus grand sont donc retenus car le choix de la meilleure variante est facilité sur ceux-ci. Enfin, une étape de pondération et de normalisation est effectuée sur le groupe d'indicateurs retenu. Les valeurs des poids sont, dans cette étude, tirées aléatoirement dans des distributions de probabilités reflétant les priorités des décideurs (exprimées de manière qualitative). Deux distributions de probabilité, agrégeant les scores pour les indicateurs environnementaux ayant les plus grands paramètres de pertinence (suite à la normalisation et la pondération) sont obtenues et il est possible de déterminer la probabilité qu'une variante soit meilleure sur cet indicateur unique.

C-4 - Analyse coûts-bénéfices

L'analyse coûts-bénéfices est une méthode très utilisée en analyse de la décision. Dans le cadre de l'ACV, une analyse des coûts peut être effectuée sur le cycle de vie complet d'un produit, parallèlement à l'analyse environnementale, comme cela est expliqué par Jolliet et al. (2010). Puis les impacts environnementaux peuvent être convertis en coût. Il convient d'estimer le coût que la société est prête à débourser pour éviter un dommage. Les coûts externes au produit sont alors convertis en coûts internes et ajoutés aux coûts sur le cycle de vie complet (Jolliet et al., 2010). Finalement, l'analyse coûts-bénéfices est utilisée pour savoir quel investissement permet d'aboutir à la plus grande amélioration environnementale (Jolliet et al., 2010). Le choix de la variante la plus favorable se fait alors en prenant en compte les aspects économiques (incluant les coûts sur le cycle de vie et les coûts externes) et environnementaux.

C-5 - Méthodes basées sur les aires de recoupement

Une autre approche introduite par Prado-Lopez et al. (2015) peut aider au choix du meilleur compromis dans un contexte de prise de décision multicritère et en présence d'incertitudes. Avec cette méthode, les incertitudes sont propagées sur les différentes variantes à comparer. Les distributions de probabilités associées à chaque variante en sont déduites et l'aire de recoupement entre les différentes distributions est calculée, pour chaque variante et chaque indicateur. Si l'aire de recoupement est faible, les impacts des variantes sont bien distincts sur un indicateur, et il est facile de sélectionner une meilleure variante. Lorsque plus de deux variantes sont comparées, l'aire de recoupement totale de toutes les variantes se calcule, comme la somme des aires de toutes les variantes comparées deux à deux, relativement au nombre de cas C_{Nv}^2 avec Nv, le nombre de variantes. L'aire de recoupement totale est calculée pour tous les indicateurs. Ceux avec l'aire la plus faible sont retenus pour la prise de décision. En effet, c'est sur ces indicateurs qu'il est possible d'effectuer un classement robuste des variantes. Pour les autres indicateurs, les valeurs d'impact de

toutes les variantes sont très proches. Le choix d'une meilleure variante est donc plus difficile à faire. Prado-Lopez et al. (2015) ont comparé les performances environnementales de cinq types de panneaux photovoltaïques avec cette méthode.

C-6 - Autres méthodes

Des méthodes interactives visent aussi à agréger les résultats multicritères en une information unique. Elles sont utilisées pour les prises de décision non structurées et nécessitent beaucoup d'échanges entre praticiens et décideurs (Perez et al., 2016).

Par ailleurs, des études ont cherché à savoir si des corrélations existaient entre les différents indicateurs environnementaux. L'existence de ces corrélations pourrait permettre de résumer l'information en un nombre réduit d'indicateur, ce qui faciliterait la prise de décision. En ACV des bâtiments, cette méthode a déjà été appliquée :

- Lasvaux (2010) a étudié les corrélations entre l'énergie primaire non renouvelable et d'autres indicateurs environnementaux en utilisant une régression linéaire pour plusieurs matériaux de différentes bases de données. Puis la recherche de corrélations a été étendue grâce à la méthode d'ACP (Analyse en Composantes Principales). Cette méthode permet de résumer l'information d'un tableau en effectuant un changement de base. La variance est maximisée sur les axes de la nouvelle base, dans laquelle chaque indicateur est représenté par un point. Des corrélations ont ainsi pu être détectées entre tous les indicateurs environnementaux inclus à l'étude. Il en ressort par exemple que, pour les matériaux de construction, l'énergie primaire est fortement corrélée à l'épuisement des ressources, l'acidification, l'effet de serre, la formation d'ozone photochimique et la pollution de l'air.
- Heinonen et al. (2016) ont étudié la présence de corrélations entre l'indicateur d'effet de serre et tous les autres indicateurs de la méthode ReCiPe (Goedkoop et al., 2013). Pour ce faire, un coefficient de corrélation de Pearson fut calculé pour toutes les paires d'indicateur. Il s'avère que l'effet de serre est assez fortement corrélé avec huit autres indicateurs : l'épuisement de la couche d'ozone, l'acidification terrestre, l'eutrophisation marine, la formation d'ozone photochimique, la formation de particules fines, les radiations ionisantes, l'appauvrissement en eau et en ressources fossiles (le coefficient de corrélation, calculé pour chaque matériau du bâtiment, dépassait toujours les 80 %).

Enfin, pour réduire le nombre de critères à prendre en compte pour la décision, une solution consiste, en ACV, à n'utiliser que des indicateurs *endpoint*, c'est-à-dire décrivant un dommage. Ces indicateurs sont calculés en regroupant les indicateurs *midpoint* (décrivant des problèmes) dans des aires de protection ; généralement la santé humaine, la biodiversité et les ressources. Cependant, les facteurs de caractérisation permettant de passer des *midpoints* aux *endpoints* sont plus incertains.

Annexe D. Analyse d'incertitude

D-1 - Approches internes

Propagation d'incertitude analytique

Avec la propagation d'incertitude analytique, il s'agit de déterminer la variance de la sortie du modèle connaissant uniquement la variance de chacun des facteurs (Groen et al., 2014b). Des développements de Taylor peuvent être utilisés pour obtenir une estimation de l'incertitude en sortie. Le code de calcul doit alors être adapté pour intégrer ces développements de série. Cette méthode est aussi rencontrée sous le nom de méthode du cumul quadratique. Elle a souvent été appliquée en ACV pour approximer la variance en sortie à partir de développements de Taylor d'ordre 1, en supposant que les facteurs incertains sont indépendants, comme dans l'équation (D.4). De ce fait, elle n'est pas applicable pour les modèles non-linéaires. L'utilisation de développements d'ordres supérieurs pourrait résoudre ce problème mais cela complexifierait l'implémentation dans les codes de calculs. Des propagations d'incertitudes analytiques peuvent être réalisés dans l'outil d'ACV généraliste CLMLCA (Heijungs, 2010).

$$\mathrm{var}(Y) = \sum_{i=1}^{K} \left(\frac{\partial f}{\partial x_i}\right)^2 \mathrm{var}(x_i) \qquad \textbf{(D.4)}$$

Approche ensembliste

Dans les méthodes ensemblistes, l'incertitude sur les facteurs incertains est caractérisée par l'ensemble des valeurs qu'ils peuvent prendre. Pour chaque facteur, des plages de variation appelées supports, constituées de valeurs minimales et maximales, sont définies. L'analyse par intervalles permet alors la propagation des supports à travers le modèle en utilisant l'arithmétique des intervalles (Moore, 1979 ; Neumeier, 1990), passé en revue par El Safadi (2015). Après adaptation du modèle pour la propagation d'intervalles, les résultats peuvent être obtenus en une simulation. Un inconvénient de ces méthodes est qu'elles ont tendance à surestimer l'intervalle en sortie. Une application de cette méthode est proposée dans Chevalier et Le Téno (1996) pour l'ACV d'une plaque de plâtre.

Approche possibiliste

L'approche possibiliste (Dubois et Prade, 1988), utilisant des ensembles flous, est souvent considérée comme une extension de la propagation d'intervalle. En effet, elle utilise les données sur les plages de variations des facteurs en incluant en supplément des informations sur la localisation

des valeurs les plus probables. Cela permet d'obtenir des distributions de possibilité. En pratique, l'utilisateur de ces méthodes assigne une possibilité de 1 aux valeurs ressenties comme possibles, une possibilité de 0 aux valeurs impossibles. Les valeurs intermédiaires sont floues, l'utilisateur ne peut pas dire si elles sont possibles ou impossibles ; elles ont une possibilité comprise entre 0 et 1. Les incertitudes sont propagées à travers le modèle pour différents intervalles contenant des valeurs supérieures à un niveau de possibilité α, compris entre 0 et 1 ; ces intervalles sont appelés coupures-α. Pour des modèles simples, les incertitudes sont propagées grâce à une propagation d'intervalles pour plusieurs coupures-α. Pour des modèles plus complexes, une autre méthode consiste à résoudre deux problèmes d'optimisation pour chaque coupure-α pour déterminer respectivement les valeurs minimale et maximale de la sortie. Les ensembles flous sont adaptés en présence d'incertitude épistémologique et reflètent des valeurs qui peuvent être prises par les facteurs en se basant sur des jugements d'experts. Cela en fait une méthode assez subjective (Igos et al., 2015). Les ensembles flous ont été utilisés pour réaliser des propagations d'incertitudes en ACV (Weckenmann et Schwan, 2001 ; Benetto et al., 2006 ; Tan, 2008 ; Clavreul et al., 2013 ; Groen et al., 2014b).

D-2 - Approche externe : basée sur un échantillonnage

Dans les approches basées sur un échantillonnage, l'objectif est d'estimer la distribution de probabilité en sortie en propageant les distributions de probabilité des facteurs incertains à travers le modèle. Pour ce faire, un échantillonnage ou tirage est réalisé dans les distributions de probabilité des facteurs. Cette approche est souvent rencontrée en pratique. Les étapes de la réalisation d'une AI basée sur un échantillonnage, qui seront détaillées dans la suite, sont les suivantes :

1. la caractérisation de l'incertitude sur les facteurs incertains (définition des distributions de probabilité des facteurs incertains) ;
2. l'échantillonnage dans les distributions qui consiste à tirer un grand nombre de jeux de valeurs probables pour les facteurs incertains ;
3. le calcul des sorties du modèle pour chaque jeu de valeurs des facteurs incertains ;
4. la caractérisation de l'incertitude sur la ou les sorties (détermination des distributions de probabilité des sorties).

Définition des distributions de probabilité des facteurs incertains

Cette première étape est très importante car elle va conditionner l'échantillonnage et donc les incertitudes obtenues en sortie. Cependant, il peut être difficile de définir des distributions de probabilité. Même lorsque les valeurs minimales et maximales d'une variable sont connues, il faut encore choisir la loi de probabilité la plus adaptée. Lorsqu'un grand nombre de mesures est disponible, il est possible de dériver une loi des valeurs observées. Des tests statistiques permettent de vérifier la compatibilité entre la loi choisie et les données. Si aucune campagne de mesure n'a été réalisée, ou si un nombre trop faible de données est disponible, il faut se référer aux jugements

d'experts. Dans tous les cas, le choix des distributions de probabilité inclut une part de subjectivité (Faivre et al., 2013).

Dans le cadre de l'analyse de cycle de vie, les lois normale, triangulaire, uniforme ou log-normale sont généralement rencontrées (Lloyd et Ries, 2007). Ces distributions sont présentées à la Figure D-2. Distributions de probabilité (a) normale, (b) uniforme, (c) triangulaire, (d) log-normale avec en abscisse les valeurs pouvant être prises par le facteur et en ordonnée la densité de probabilité associée. Dans la pratique, il est possible de choisir parmi un grand nombre de lois.

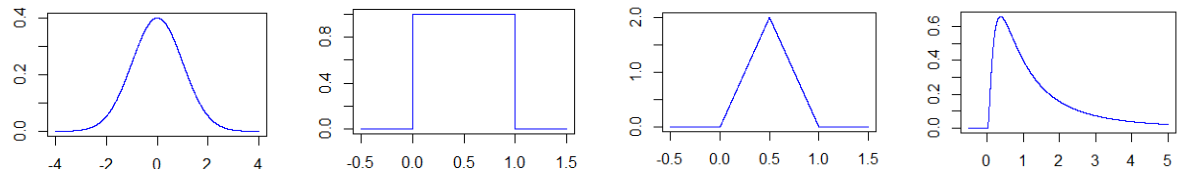


Figure D-2. Distributions de probabilité (a) normale, (b) uniforme, (c) triangulaire, (d) log-normale

Échantillonnage dans les distributions

À cette étape, des valeurs sont tirées aléatoirement dans les distributions de probabilité de chaque facteur. Ce processus est répété N fois pour les K facteurs incertains. N correspond à la taille de l'échantillon : N jeux de valeurs des facteurs sont donc obtenus ; ils seront utilisés par la suite pour les simulations du modèle. Le choix de la valeur de N est important. Pour des valeurs trop faibles, l'espace de variation des facteurs est mal couvert et les résultats ne sont pas stables, mais des valeurs trop grandes conduisent à un allongement des temps de calcul.

Trois grandes classes de méthodes d'échantillonnage existent : les échantillonnages aléatoires, stratifié et quasi-aléatoire (Saltelli et al., 2000).

- *L'échantillonnage aléatoire*

Pour cette méthode, qui correspond à la méthode de Monte-Carlo, les tirages sont supposés être construits de manière totalement aléatoire. Ainsi, les résultats ne sont pas biaisés. Cependant, les temps de calculs nécessaires sont longs : la vitesse de convergence $\frac{\sigma}{\sqrt{N}}$ est lente du fait du grand nombre de répétitions nécessaire pour bien couvrir l'espace de variation des facteurs incertains. Toutefois, la vitesse de convergence est indépendante du nombre de facteurs. Cette méthode est aussi appelée pseudo-aléatoire car dans la pratique, les outils informatiques ne permettent pas de tirer des nombres aléatoires (Faivre et al., 2013).

- *L'échantillonnage stratifié*

Avec l'échantillonnage stratifié, l'espace des facteurs incertains est couvert plus rapidement en tirant dans des intervalles équiprobables du domaine des entrées. Le tirage dans les intervalles peut

être aléatoire ou optimisé en respectant des critères d'espacement des points tels que les critères minimax ou maximin (Pronzato et Müller, 2012). Des poids peuvent éventuellement être attribués aux strates pour favoriser certaines zones de l'espace (Cannaméla, 2007). La convergence des résultats est plus rapide mais l'estimation de la variance est biaisée.

L'échantillonnage par hypercube latin (LHS) fait partie de ces méthodes. Il s'agit de tirer les valeurs des facteurs dans N sous-intervalles équiprobables (de probabilité $\frac{1}{N}$) du domaine des entrées. Il n'est possible de tirer qu'une seule fois une valeur dans un sous-intervalle ; de cette manière, le domaine d'une entrée est échantillonné uniformément. Les N valeurs de chaque variable d'entrée sont ensuite combinées de manière aléatoire pour obtenir les jeux de valeurs d'entrée.

- *L'échantillonnage quasi-aléatoire*

Des suites de nombre prédéterminées (Halton, van der Corput, Hammersley, Sobol) sont utilisées en échantillonnage quasi-aléatoire ou de quasi Monte-Carlo. La construction des séquences se base sur la minimisation d'un critère de discrépance, c'est-à-dire la minimisation de l'écart entre la répartition des points de l'échantillon et une répartition uniforme. Ces méthodes sont considérées comme les plus efficaces du point de vue de la vitesse de convergence, qui est de l'ordre de $\frac{\log(N)^{\mathrm{K}}}{N}$. En revanche, la construction des suites provoque l'apparition de motifs, comme représenté dans la Figure D-3. De plus, l'estimation de la variance est biaisée.

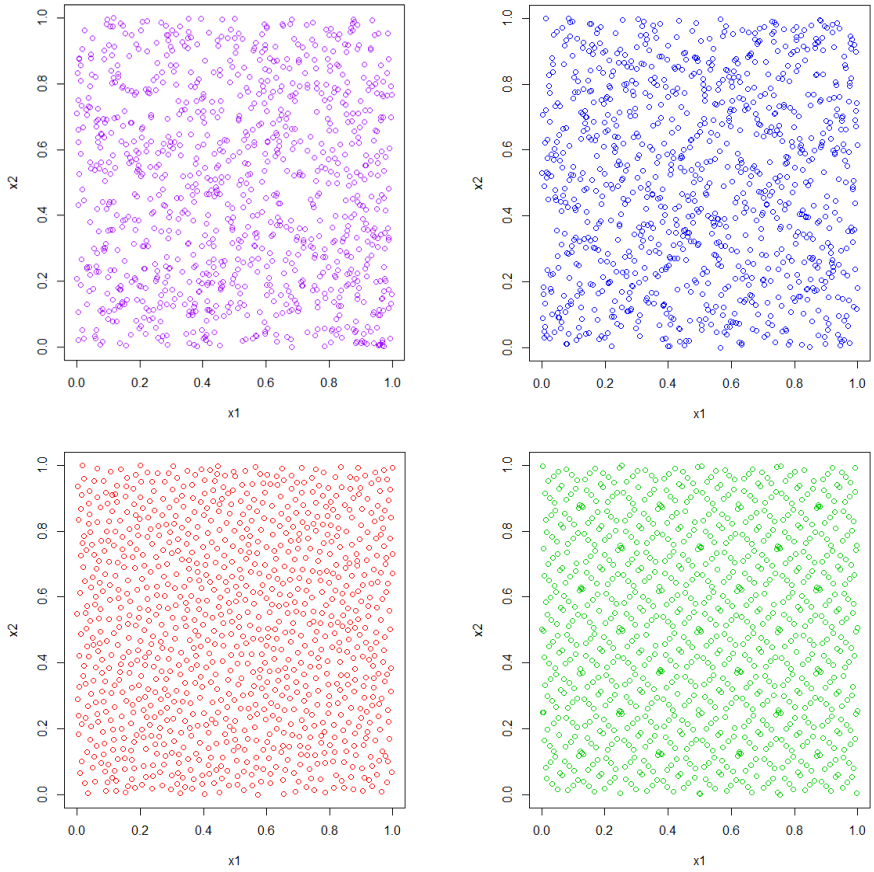


Figure D-3. 1000 tirages pour deux facteurs x_1 et x_2 suivant des lois normales avec un échantillonnage aléatoire (en violet), stratifié aléatoire (en bleu), stratifié avec le critère maximin (en rouge) et quasi-aléatoire par séquences de Sobol (en vert). Adaptée de Munaretto (2014)

Calcul des sorties du modèle

Cette étape consiste à propager l'incertitude à travers le modèle. Concrètement, il s'agit de réaliser des simulations du modèle pour chaque jeu de valeurs des facteurs précédemment échantillonnés. Les N valeurs de la ou des sorties sont alors calculées par le modèle.

Description de la distribution des variables de sortie

Après avoir calculé les valeurs des variables de sortie pour les différents jeux échantillonnés, les résultats peuvent être présentés sous forme de distributions de probabilité des variables de sortie ; mais d'autres représentations des résultats sont également possibles : histogrammes, boîtes à moustache…

Probabilité de dépassement d'un seuil : FORM et SORM

Dans certains cas, notamment lorsqu'il s'agit de gérer un risque, il peut être utile de calculer la probabilité qu'une sortie dépasse une certaine valeur seuil. Une méthode pour cela consiste à propager les incertitudes avec l'une des méthodes d'échantillonnage vues précédemment. Un grand nombre de simulations est nécessaire pour obtenir ces résultats. Une autre solution peut être appliquée pour le calcul de la probabilité de dépasser une valeur critique en un nombre réduit de simulations. Il s'agit des méthodes géométriques, FORM (*First Order Reliability Method*) et SORM (*Second Order Reliability Method*), utilisées en théorie de la fiabilité. Au lieu d'explorer tout l'espace de variation des facteurs, elles explorent le modèle préférentiellement dans la zone délimitant le fonctionnement et la défaillance, c'est-à-dire au niveau d'une hypersurface limite.

Pour calculer la probabilité de dépassement d'un seuil, l'hypersurface limite est déterminée dans l'hyperespace de variation des facteurs incertains en menant des simulations, après s'être ramené à un espace gaussien (espace où les variables aléatoires suivent des lois normales centrées réduites et sont statistiquement indépendantes). Puis, dans l'espace gaussien, l'indice de Hasofer-Lind β_{HL} est calculé. Il s'agit en fait de trouver le point, situé sur l'hypersurface limite, le plus proche de l'origine du repère gaussien. Ce point est aussi appelé point de conception et il correspond à un jeu de valeurs pour les facteurs incertains. La résolution du problème passe, pour la méthode FORM, par l'approximation de l'hypersurface d'ordre K, en un hyperplan tangent au point de conception. Pour la méthode SORM, l'hypersurface d'ordre K est approximée par une hypersurface d'ordre 2. Finalement, la probabilité de dépassement de la valeur critique est déterminée en calculant $\Phi(-\beta_{HL})$, avec Φ, la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite. Notons que cette démarche est à appliquer à chacune des sorties.

Annexe E. Compléments sur les analyses de sensibilité

E-1 - AS qualitative

Des graphiques de type *cobweb* (Kurowicka et Cooke, 2006) peuvent être utilisés pour représenter simultanément toutes ces informations. Un exemple de graphique *cobweb*, issu de (Iooss et Ribatet, 2009) est présenté à la figure e-. Dans ce type de graphique, chaque barre verticale représente la plage de variation d'un facteur ; la dernière barre verticale représente la plage de variation en sortie. Chaque simulation du modèle est caractérisée par des valeurs d'entrées différentes pour les facteurs d'entrées. Cela est représenté dans le graphique *cobweb* par des trajectoires : pour une simulation, il s'agit de relier les valeurs d'entrées de chaque facteur entre elles et à la valeur en sortie. Les trajectoires correspondant à une zone d'intérêt en sortie peuvent alors être mises en valeur : dans la Figure E-4, les trajectoires menant aux 5 % des valeurs les plus élevées en sortie ont été colorées.

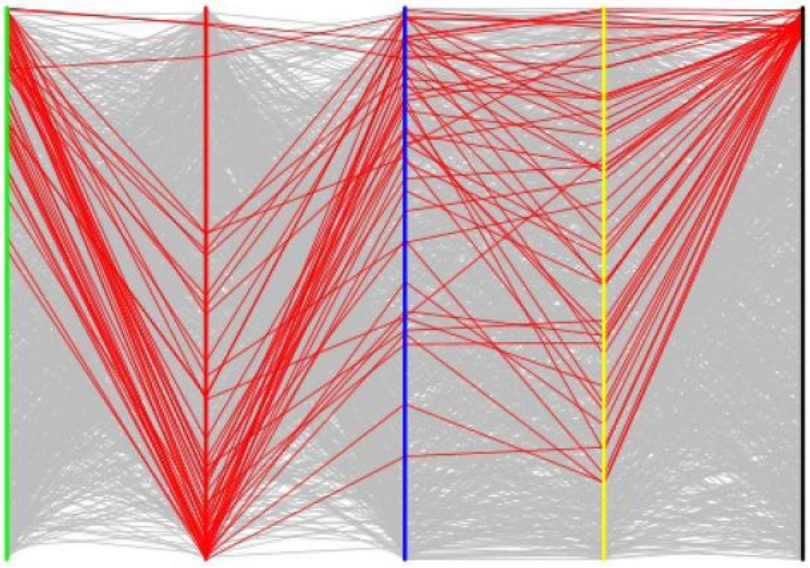


Figure E-4. Exemple de graphique cobweb issu de Iooss and Ribatet (2009)

E-2 - AS locale

Les analyses de sensibilité locale (ASL) permettent de connaître la sensibilité du modèle aux facteurs incertains. En pratique, de petites perturbations sont appliquées autour des valeurs de référence des facteurs, représentées par le vecteur x_{ref} :

$$f(x) \approx f(x_{ref}) + \sum_{i=1}^{K} \left(\frac{\partial f}{\partial x_i}\right)_{x_{ref}} (x_i - x_{i,ref}) \quad \textbf{(E.5)}$$

Le calcul des dérivées partielles au voisinage du point de référence est approximé par l'accroissement du modèle lorsque la valeur des facteurs varie peu (une augmentation Δx_i de 1 % de la valeur de chaque facteur par exemple) :

$$\left(\frac{\partial f}{\partial x_i}\right)_{x_{ref}} \approx \frac{f(x_{1,ref}, \dots, x_{i,ref} + \Delta x_i, \dots, x_{K,ref}) - f(x_{1,ref}, \dots, x_{i,ref}, \dots, x_{K,ref})}{\Delta x_i} \quad \textbf{(E.6)}$$

Des indices de sensibilité réduits dérivés de cette méthode s'écrivent comme dans l'équation (E.7). Ils représentent la sensibilité du modèle aux différents facteurs.

$$S_i = \frac{x_{i,ref}}{f(x_{ref})} \left(\frac{\partial f}{\partial x_i}\right)_{x_{ref}} \quad \textbf{(E.7)}$$

L'indice de sensibilité, présenté dans l'équation (E.7) pour le facteur x_i, est calculé pour les K facteurs incertains. Pour obtenir tous les indices, une simulation du point de référence est d'abord effectuée. Les K simulations suivantes correspondent à des points où tous les facteurs sont à leurs valeurs de référence alors que le i-ème facteur vaut sa valeur de référence augmentée de 1 %. C'est le principe des plans d'expérience OAT (*One-factor-At-a-Time*) pour lesquels seule la valeur d'un facteur est modifiée à chaque simulation. $(K + 1)$ simulations du modèle sont donc requises.

Cette méthode d'AS, appelée analyse de la perturbation en ACV (Heijungs et Kleijn, 2001), est implémentée dans l'outil d'ACV généraliste CMLCA (Heijungs, 2010).

Les analyses de sensibilité locales, bien que faciles à mettre en place, ne prennent pas en compte les effets des variations sur un grand domaine. De plus, ces méthodes requièrent des hypothèses de linéarité du modèle (Iooss, 2011) et ne donnent pas d'indications sur les interactions entre les facteurs d'entrée (Tian, 2013). Des méthodes de criblage ou d'analyse de sensibilité globales ont donc été développées pour répondre à ces problèmes.

E-3 - Criblage

Les plans d'expériences

À chacune des N lignes du plan d'expérience correspond un jeu de valeurs des facteurs pour laquelle une évaluation du modèle est réalisée. Lorsque les N expériences ont été réalisées, des indices de sensibilité sont évalués en calculant des effets ou en analysant la variance, c'est-à-dire en déterminant la part de la variance totale du modèle qui peut être attribuée à chaque facteur ou à l'interaction de plusieurs facteurs.

Il existe plusieurs types de plans d'expériences, et deux à trois niveaux sont généralement retenus pour chaque facteur. Le plan factoriel complet consiste à calculer les sorties pour toutes les combinaisons des niveaux des entrées. Il devient donc difficile de réaliser de tels plans au delà d'une dizaine de variables d'entrée pour nos modèles. Dans la pratique, des plans factoriels fractionnaires sont utilisés, il s'agit de sous-ensembles des plans complets conservant de bonnes propriétés mathématiques telles que l'orthogonalité (Tinsson, 2015). Les plans d'expérience les plus couramment rencontrés sont valables pour des modèles linéaires sans interactions (E.8), mais ils peuvent être enrichis pour prendre en compte des effets d'interactions entre deux facteurs (E.9), voire des effets quadratiques (E.10) (Tinsson, 2015). Plus le modèle est complet, plus la structure du plan d'expérience est complète et plus le nombre d'évaluations du modèle à réaliser est grand.

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^{K} \beta_j x_j + \varepsilon \quad \textbf{(E.8)}$$

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^{K} \beta_j x_j + \sum \sum_{j<l} \beta_{jl} x_j x_l + \varepsilon \quad \textbf{(E.9)}$$

$$Y = \beta_0 + \sum_{j=1}^{K} \beta_j x_j + \sum \sum_{j<l} \beta_{jl} x_j x_l + \sum_{j=1}^{K} \beta_{jj} {x_j}^2 + \varepsilon \quad \textbf{(E.10)}$$

avec :

- ε un terme d'erreur ;
- β_0 l'effet général moyen ;
- β_j l'effet linéaire du facteur j ;
- β_{jj} l'effet quadratique du facteur j ;
- β_{jl} l'effet d'interaction entre les facteurs j et l.

En fonction des hypothèses faites sur le modèle, la taille du plan d'expérience et donc le nombre de simulations à réaliser varie. Il faut réaliser au moins $K + 1$ simulations si on considère que le modèle est linéaire sans interaction. Au moins $K + 1 + C_K^2$ sont requises si on considère un modèle linéaire avec interactions d'ordre 2 (Tinsson, 2015). L'OAT est un plan d'expérience très utilisé pour

sa simplicité nécessitant $K + 1$ évaluations du modèle. D'autres plans d'expérience, possédant de meilleures propriétés mathématiques (orthogonalité), sont préférés et permettent une évaluation plus fine des indices de sensibilité. Tinsson (2010) en fournit une revue.

En ACV, des plans d'expérience de type OAT sont souvent utilisés, en particulier pour réaliser des analyses du problème-clé (Heijungs et Kleijn, 2001) et sont implémentés dans l'outil d'ACV généraliste CMLCA (Heijungs, 2010). Dans ces analyses, l'influence d'un facteur est prise en compte en considérant la sensibilité du modèle à ce facteur et l'incertitude pesant dessus (grâce à l'écart-type, la variance ou la plage de variation connue pour le facteur). Hoxha et al. (2014) ont par exemple utilisé l'équation (E.11) pour étudier l'influence des facteurs de leur modèle :

$$S_i = \frac{\sigma_{x_i} \frac{\partial f}{\partial x_i}}{\sum_{i=1}^{K} \sigma_{x_i} \frac{\partial f}{\partial x_i}} \quad \textbf{(E.11)}$$

La méthode de Morris

Des améliorations de la méthode visent à optimiser l'échantillonnage (Campolongo et al., 2007), à déterminer les effets d'interactions entre deux facteurs ou plus (Cropp et Braddock, 2002 ; Fédou et al., 2013) ou encore à améliorer la robustesse du classement des facteurs (Menberg et al., 2016b). De plus, des généralisations de la méthode de Morris, nommées méthodes de mesure de la sensibilité globale basée sur le calcul de dérivées, sont de plus en plus utilisées (Sobol et Kucherenko, 2009 ; Kucherenko et Iooss, 2014) et peuvent être comparées aux indices totaux calculés avec la méthode de Sobol (voir E-4 - Calcul d'indices de Sobol) pour des facteurs continus.

E-4 - AS globale

Les tests statistiques

La méthode d'AS régionalisée permet par exemple de savoir si un facteur incertain est influent dans une zone cible (Saltelli et al., 2004 ; Faivre et al., 2013). L'échantillon des valeurs de chaque facteur est séparé en deux en fonction de la présence ou non des sorties dans la zone cible. Un test statistique permet de comparer les deux échantillons. Si les deux distributions sont très différentes, alors le facteur i est influent dans la zone cible.

La décomposition de la variance

- *Indices de sensibilité d'ordre 1 : exemple*

Dans un modèle contenant trois facteurs incertains A, B et C, si l'on souhaite connaître l'indice de sensibilité de premier ordre lié au facteur A, il faut fixer A et faire varier B et C. Cette procédure

est répétée pour plusieurs valeurs de A. Les valeurs de sortie pour les interactions de facteurs contenant A vont donc varier également. Cela est illustré par la Figure E-5 où les éléments en bleu sont fixés tandis que ceux en rouge varient. Si en moyenne, la sortie varie peu par rapport à la variance totale quand A est fixé, c'est que le facteur A est influent. Cela se traduira par une valeur d'indice S_A grande, conformément à la deuxième partie de l'équation (1.5).

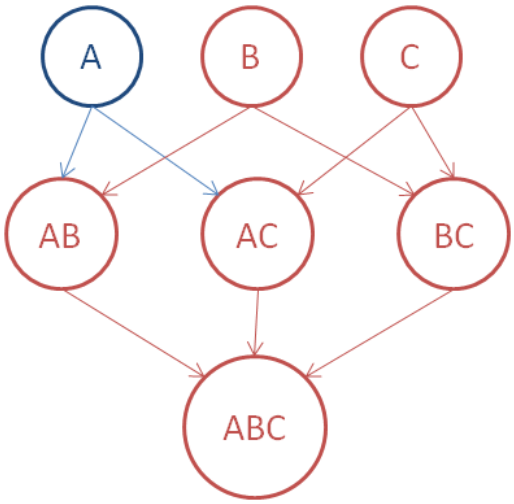


Figure E-5. Indice de sensibilité de premier ordre du facteur A pour un modèle à trois facteurs, issu de Faivre et al. (2013)

- *Indices de sensibilité d'ordre supérieurs*

Il est possible de calculer des indices pour les ordres supérieurs. En reprenant les notations de la figure e-, S_{AB}, S_{AC} et S_{BC} sont les indices de sensibilité de second ordre qui représentent l'interaction entre deux facteurs ; S_{ABC} est l'indice de sensibilité de troisième ordre qui représente dans ce cas l'interaction entre tous les facteurs.

- *Indices de sensibilité totaux : exemple*

Dans un modèle contenant trois facteurs incertains A, B et C, l'indice de sensibilité total s'obtient en fixant les valeurs de B et C et en faisant varier A. Cette procédure est répétée pour plusieurs valeurs de B et C. Cela est illustré par la Figure E-6 où les éléments en bleu sont fixés tandis que ceux en rouge varient. Si en moyenne, la sortie varie beaucoup quand B et C sont fixés, par rapport à la variance totale, c'est que le facteur A est influent. Cela se traduira par une valeur d'indice de sensibilité TS_A grande, conformément à la première partie de l'équation (1.6).

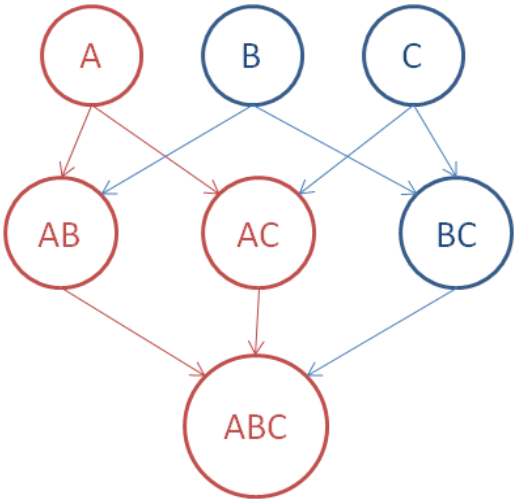


Figure E-6. Indice de sensibilité total du facteur A pour un modèle à trois facteurs, issu de Faivre et al. (2013)

- *Calcul d'indices de Sobol*

Plusieurs estimateurs des indices de Sobol sont disponibles (Sobol, 1993 ; Jansen, 1999 ; Monod et al., 2006 ; Mara et Joseph, 2008 ; Saltelli et al., 2010 ; Janon et al., 2014).

- *Méthodes reposant sur une analyse fréquentielle*

Dans la méthode FAST (Cukier et al., 1973), l'échantillonnage des facteurs incertains est réalisé en suivant des trajectoires discrètes (N points sont retenus par trajectoire) dans le domaine des entrées $[0,1]^K$. À chaque facteur est affectée une trajectoire suivant une fonction périodique de période $\omega_i$avec un éventuel déphasage. N simulations du modèle sont réalisées. Une analyse fréquentielle permet ensuite de calculer les indices de sensibilité en regardant si chaque facteur est en phase avec la sortie. La méthode FAST classique permet de calculer des indices de premier ordre uniquement mais pour un coût de calcul élevé. Pour EFAST (Saltelli et al., 1999), une haute fréquence est alors affectée au facteur à l'étude, les autres facteurs ayant des basses fréquences, pour faire ressortir l'effet du facteur et de ses interactions avec d'autres facteurs lors de l'analyse fréquentielle.

RDB-FAST (Tarantola et al., 2006) permet d'obtenir des indices de premier ordre, indépendamment du nombre de facteurs. Des permutations aléatoires sont réalisées dans les fonctions périodiques. Après avoir réalisé les simulations du modèle, les fonctions périodiques sont reconstituées pour chaque facteur tour à tour. Cette méthode a été étendue au calcul des indices totaux (Mara, 2009). Dans ce cas, tous les facteurs se voient affectés une fonction périodique, sauf celui à l'étude auquel un bruit blanc est attribué. Le coût de calcul dépend du nombre de facteurs mais reste inférieur à celui d'EFAST.

E-5 - Exploration du modèle

Méthodes de lissage

Dans les méthodes de lissage, il s'agit de réaliser des régressions non paramétriques (c'est-à-dire en ne définissant pas *a priori* la forme de la courbe de régression) pour chaque facteur. En traçant les courbes de régression dans des nuages de points de la sortie du modèle en fonction de la valeur de chaque entrée, il est possible d'identifier, plus précisément qu'avec le seul nuage de points, la tendance de la variation de la sortie pour chaque entrée. Les espérances conditionnelles ainsi calculées, et leur variance permettent d'accéder aux indices de sensibilité d'ordres 1 ou supérieurs. Les méthodes de moyennes mobiles, de régression locale ou de *splines* de lissage font partie, entre autre, des méthodes de lissage (Storlie et Helton, 2008 ; Faivre et al., 2013).

Métamodèles

Il est également possible d'utiliser des métamodèles, aussi connus sous le nom de surfaces de réponse. L'idée est de créer une fonction simulant le comportement du modèle à partir d'évaluations de celui-ci en un nombre restreint de points. Une des difficultés consiste à bien choisir les points à évaluer pour obtenir un métamodèle de bonne qualité en un nombre limité d'évaluations du modèle d'origine. Plusieurs types de régression peuvent être utilisés pour la construction de métamodèles : les polynômes de chaos, le krigeage, les arbres de régression… Les analyses de sensibilité sont menées directement sur le métamodèle, ce qui réduit considérablement les temps de calcul.

E-6 - Autres méthode d'AS

Les méthodes FORM et SORM (présentées en 1.4.2) permettent, en plus de déterminer la probabilité de dépassement d'un seuil, de calculer des indices de sensibilité particuliers. Un facteur d'importance α_i^2, qui est en fait un indice de sensibilité qui mesure l'influence des facteurs sur la probabilité de dépasser le seuil, peut être calculé pour chaque facteur et pour toutes les sorties du modèle :

$$\alpha_i^2 = \frac{u_i^2}{\|u\|^2} \qquad \textbf{(E.12)}$$

avec u_i et $\|u\|^2$ définis dans la Figure E-7.

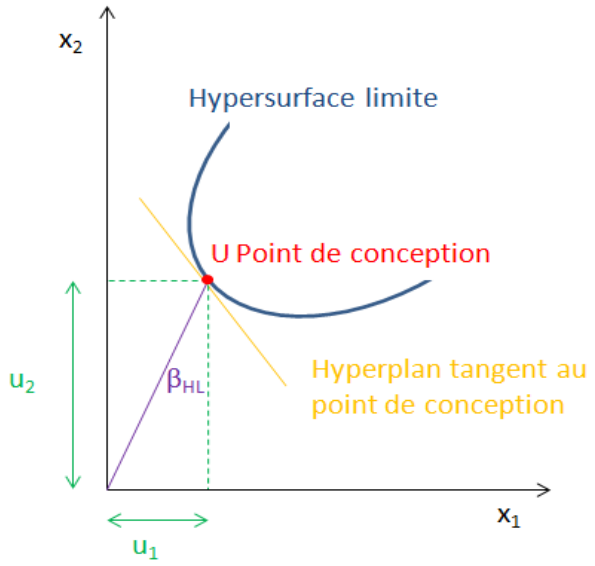


Figure E-7. Représentation dans un espace gaussien de la distance au point de conception pour deux facteurs x_1 et x_2

E-7 - Cas des facteurs corrélés

Saint-Geours (2012) a identifié les méthodes suivantes pour la gestion des facteurs fonctionnels :

- Il est possible de regrouper les facteurs corrélés et de calculer un indice de sensibilité pour tout le groupe (Jacques et al., 2006). De manière similaire, les informations de toutes les variables peuvent être réduites en une et la sensibilité est étudiée sur cette nouvelle variable.
- Tarantola et al. (2002) ont développé une méthode permettant de savoir si un modèle est sensible aux facteurs fonctionnels mais qui ne permet pas directement d'évaluer l'influence des facteurs. Il s'agit d'ajouter une variable de loi uniforme sur [0,1]. Si la variable vaut moins de 0,5 alors la valeur du facteur fonctionnel est fixée ; sinon le facteur est simulé.
- Lilburne et Tarantola (2009) proposent une méthode, basée sur le calcul des indices de Sobol, permettant d'analyser la sensibilité des modèles spatiaux. Une variable aléatoire est ajoutée aux facteurs pour permettre un tirage aléatoire parmi plusieurs modèles spatiaux préalablement générés. Cette méthode est envisageable également pour les facteurs temporels.
- Iooss et Ribatet (2009) ont proposé de considérer les facteurs corrélés comme des variables incontrôlables et de réaliser un métamodèle basé sur les autres facteurs. À chaque simulation pour la construction du métamodèle, les valeurs des facteurs corrélés sont tirées aléatoirement. Lors du calcul des indices de sensibilité, la part inexpliquée de la variance est attribuée aux facteurs corrélés.

Annexe F. Principe de fonctionnement de *Pléiades*+COMFIE

Dans *Pléiades*+COMFIE, le bâtiment étudié est subdivisé en zones thermiques, c'est-à-dire des zones à température opérative homogène. Afin d'obtenir la température dans chaque zone thermique, une discrétisation en volumes finis est réalisée. Les murs des zones sont découpés en mailles sur lesquelles un bilan thermique est effectué. Toutefois, aucune maille n'est placée dans les isolants en raison de leurs faibles capacités thermiques. Pour chaque zone, une maille supplémentaire regroupe le volume d'air, le mobilier et les cloisons légères. Le bilan thermique sur chaque maille s'écrit de la manière suivante (Neveu, 1984) :

$$C_m \frac{dT_m}{dt} = \dot{Q_G} - \dot{Q_P} \quad \textbf{(F.13)}$$

avec :

- C_m la capacité thermique de la maille ;
- T_m la température de la maille ;
- $\dot{Q_G}$ les gains (apports solaires, internes, puissance de chauffage des équipements) ;
- $\dot{Q_P}$ les pertes (par ventilation et échange par convection, conduction et rayonnement).

Les équations pour toutes les mailles peuvent être formalisées par le système suivant composé d'une équation d'état et d'une équation des sorties.

$$\begin{cases} C.\dot{T} = A.T + E.U \\ Y = J.T + G.U \end{cases} \quad \textbf{(F.14)}$$

avec :

- T le champ discrétisé des températures ;
- U le vecteur des sollicitations (température extérieure, rayonnement solaire, température des zones adjacentes, émission de chaleur par les occupants ou les équipements…) ;
- Y le vecteur des sorties ;
- C la matrice des capacités ;
- A la matrice des termes d'échange entre mailles ;
- E la matrice d'échange entre mailles et sollicitations ;
- J la matrice reliant les sorties aux températures des mailles ;

- G la matrice reliant les sorties aux sollicitations.

En régime permanent, $\dot{T} = 0$ et $T = -A^{-1}.E.U$ La température T peut alors s'écrire comme une somme d'un terme permanent et un terme dynamique T_0, telle que :

$$T = T_0 - A^{-1}.E.U \quad \textbf{(F.15)}$$

Le système (F.14) devient alors :

$$\begin{cases} \dot{T}_0 = C^{-1}.A.T_0 + A^{-1}.E.\dot{U} \\ Y = J.T_0 + (G - J.A^{-1}.E).U \end{cases} \quad \textbf{(F.16)}$$

Le système (F.16) est simple à résoudre si $C^{-1}.A$ est une matrice diagonale. Pour ce faire, un changement de base $T = P.X$ est réalisé en utilisant la matrice de passage P composée des vecteurs propres de $C^{-1}.A$. La matrice diagonale F telle que $F = P^{-1}.C^{-1}.A.P$ a pour termes diagonaux les valeurs propres de $C^{-1}.A$. On obtient le système :

$$\begin{cases} \dot{X} = F.X + B.\dot{U} \\ Y = H.X + S.U \end{cases} \quad \textbf{(F.17)}$$

avec :

- $B = P^{-1}.A^{-1}.EU$;
- $H = J.P$;
- $S = (G - J.A^{-1}.E)$.

Le i-ème terme de F s'écrit $-{}^{1}/_{\tau_i}$ avec τ_i la i-ème constante de temps de la zone. Certaines de ces constantes de temps sont petites ; elles correspondent à des dynamiques rapides du bâtiment et atteignent rapidement leur régime permanent. Ces constantes sont donc négligées dans le calcul, seules les grandes constantes sont conservées. Cette méthode de réduction modale, proposée par Lefebvre (1987), permet d'accélérer les temps de calcul puisque le nombre d'équations à résoudre est fortement réduit. En pratique dans *Pléiades*+COMFIE, seules les 10 plus grandes constantes de temps non identiques de chaque zone sont conservées. Le système (F.17) est modifié comme indiqué dans le système réduit (F.18) :

$$\begin{cases} \dot{X}_r = F_r.X_r + B_r.\dot{U} \\ Y = H_r.X_r + S.U \end{cases} \quad \textbf{(F.18)}$$

À ce stade, un système matriciel est défini pour chaque zone. Afin de regrouper dans un même système tous les systèmes réduits, une procédure de couplage est appliquée. En particulier, le vecteur U_{total} contenant les sollicitations de toutes les zones est décomposé en un vecteur U_g des sollicitations extérieures (température extérieure, rayonnement) et un vecteur de sollicitations

correspondant à des températures équivalentes. Les températures équivalentes (calculées séparément pour chaque zone) sont incluses dans le vecteur Y_g des variables de couplage. Les matrices B_r et S sont séparées : les colonnes concernant U_g sont regroupées dans B_g^α et S_g^α tandis que celles concernant Y_g sont regroupées dans B_g^β et S_g^β.

$$\begin{cases} \dot{X}_g = F_g.X_g + B_g^\alpha.\dot{U}_g + B_g^\beta.\dot{Y}_g \\ Y_g = H_g.X_g + S_g^\alpha.U_g + S_g^\beta.Y_g \end{cases} \quad \textbf{(F.19)}$$

avec :

- X_g contenant tous les états X_r de toutes les zones ;
- F_g contenant toutes les matrices diagonales F_r ;
- H_g contenant toutes les matrices H_r.

En intégrant le système (F.19) sur un pas de temps Δt, nous pouvons exprimer X_g et Y_g au pas de temps $(n+1)$ en fonction de leurs valeurs au pas de temps n.

$$\begin{cases} {X_g}^{n+1} = e^{F_g.\Delta t}.X_g + e^{-\Delta t/\tau_i}.B_g^\alpha.\left({U_g}^{n+1} - {U_g}^{n}\right) + e^{-\Delta t/\tau_i}.B_g^\beta.\left({Y_g}^{n+1} - {Y_g}^{n}\right) \\ {Y_g}^{n+1} = H_g.{X_g}^{n+1} + S_g^\alpha.{U_g}^{n+1} + S_g^\beta.{Y_g}^{n+1} \end{cases} \quad \textbf{(F.20)}$$

Ce système peut être résolu en remplaçant ${X_g}^{n+1}$ par sa valeur dans la seconde équation du système (F.20). Pour initialiser le système, à $t = 0$, la température ${Y_g}^{n}$ est fixée à la température de la zone si celle-ci est thermostatée et à la température extérieure sinon. À chaque pas de temps, c'est-à-dire toutes les 6 à 30 min en fonction du choix de l'utilisateur, les sorties sont calculées en fonction des sollicitations. Le vecteur des sollicitations U_g est corrigé après le couplage pour prendre en compte des phénomènes non-linéaires (ventilation) ou des paramètres variables (résistance supplémentaire liée aux occultations) ; ces phénomènes étant moyennés dans le système linéaire.

Annexe G. Hypothèses du modèle dans l'outil novaEQUER

Les hypothèses prises dans la modélisation faite par l'outil novaEQUER sont détaillées dans la suite.

G-1 - Hypothèses relatives au bâtiment

Construction du bâtiment

À chaque matériau saisi dans *Pléiades*+COMFIE est affectée une donnée environnementale, et donc des impacts environnementaux dans novaEQUER. Il s'agit de données issues de la base suisse ecoinvent (Frischknecht et al., 2007a) et nous détaillerons dans la suite les adaptations faites sur cette base.

Les données environnementales associées aux matériaux peuvent correspondre à des produits neufs, ou partiellement ou totalement recyclés. Pour les produits recyclés, l'approche des impacts évités est utilisée. Le recyclage du produit évite l'utilisation d'un produit neuf, ce qui est récompensé par un bénéfice environnemental. Pour modéliser cela, les impacts du produit neuf I_n sont retranchés à ceux du processus de recyclage I_r. Le bénéfice est réparti équitablement entre le bâtiment qui a fourni le matériau à recycler et le bâtiment utilisant ce produit. L'équation (G.21) modélise l'impact de la fabrication du matériau I_{fab} en fonction de la proportion r issue du recyclage.

$$I_{fab} = I_n + \frac{r}{2}(I_r - I_n) \quad \textbf{(G.21)}$$

Un surplus de matériaux est considéré pour représenter les pertes liées à la mise en œuvre des matériaux de construction. Les impacts des matériaux sont complétés par ceux liés à leur transport. Une distance de transport est pour cela affectée. Par défaut, le transport des matériaux se fait par camion de 28 tonnes et le retour des camions est effectué à vide. Le nombre de trajets par camion est déterminé en fonction de la charge maximale et du volume du camion. En fonction des matériaux et de leurs masses volumiques, le facteur limitant est le poids ou le volume.

En simulation énergétique dynamique, certains matériaux ont peu d'influence sur les résultats de simulation et peuvent ne pas avoir été décrits (charpente, fondations…). Il est possible de les ajouter dans novaEQUER en précisant les quantitatifs associés.

Utilisation du bâtiment

Les impacts environnementaux considérés lors de la phase d'utilisation du bâtiment sont liés au chauffage, à la climatisation, à la production d'eau chaude sanitaire (ECS), à l'électricité, aux puisages et rejets d'eau, aux déchets ménagers et aux transports quotidiens des occupants. Dans le cas où le bâtiment est producteur d'énergie, les impacts générés et évités par cette production sont à comptabiliser.

Les besoins de chauffage et de climatisation sont transmis par *Pléiades*+COMFIE. Dans novaEQUER, l'utilisateur choisit un type d'énergie (électricité, gaz, bois, fioul ou réseau de chaleur urbain). Les impacts sont associés en fonction du type d'énergie choisi. Pour les énergies utilisant une chaudière, un rendement doit être précisé. Pour l'électricité et les réseaux de chaleur urbains, des mix énergétiques peuvent être spécifiés.

Les besoins en ECS sont calculés en fonction du volume d'eau puisé par les occupants et d'hypothèses sur les températures d'eau froide (températures moyennes mensuelles corrigées en fonction de la latitude du bâtiment) et chaude (55°C). De la même manière que pour les besoins de chauffage les impacts environnementaux sont affectés en fonction du type d'énergie choisi.

L'électricité consommée lors de la phase d'utilisation du bâtiment pour les autres applications que le chauffage et la production d'ECS est à renseigner séparément. En première approximation, novaEQUER considère que l'énergie électrique nécessaire au fonctionnement des appareils domestiques correspond à l'énergie des apports internes saisis dans *Pléiades*+COMFIE. Cette valeur, récupérée au pas de temps horaire, peut être ajustée. Il convient aussi de renseigner l'énergie électrique utilisée pour les usages spécifiques tels que la ventilation.

Pour tous les usages électriques, un mix de production d'électricité doit être renseigné. Deux approches sont proposées pour le mix dans novaEQUER. La première correspond à un mix de production d'électricité français fixe sur l'année. Les parts relatives des énergies nucléaire, hydroélectrique, gaz, bois, fioul et charbon peuvent cependant être modifiées. Dans la seconde approche, un mix de production d'électricité variant au pas de temps horaire et pour chaque usage peut être utilisé. La construction du mix horaire par usage est détaillée dans la thèse de Herfray (Herfray, 2011). Des pertes de 9 % sont prises en compte sur le réseau d'électricité quelle que soit l'approche retenue pour le mix de production d'électricité.

Les impacts décrivant les consommations d'eau et le traitement des eaux usées dépendent du nombre d'occupants et des puisages d'eau journaliers. Les pertes du rendement du réseau d'eau sont également considérées pour le puisage d'eau potable.

Pour les déchets ménagers, l'utilisateur indique un poids de déchets produit quotidiennement par les occupants. Une poubelle moyenne, correspondant au mix de déchets proposé par l'ADEME (ADEME, 2010) est considérée. Les pourcentages de verre et papier triés doivent être indiqués. Les masses de papiers et verres triés sont soustraites aux masses de papier et de verre de la poubelle moyenne. Les déchets non triés peuvent être incinérés (avec ou sans valorisation énergétique) ou mis en décharge. L'utilisateur renseigne la part de déchets qui est incinérée, et la part restante est mise en décharge. Un bénéfice environnemental est accordé dans le cas du recyclage puisque le recyclage évite la fabrication de matériau neuf. À titre d'exemple, l'équation (G.22) modélise l'impact du verre I_{verre} en fin de vie:

$$I_{verre} = m_{v_t.}\left(I_{r_v} - I_{v_n}\right) + m_{v_i.}I_{i_v} + m_{v_d.}I_{d_v} \quad \textbf{(G.22)}$$

avec :

- m_{v_t} la masse de verre trié ;
- I_{r_v} l'impact du recyclage du verre ;
- I_{v_n} l'impact du verre neuf ;
- m_{v_i} la masse de verre incinéré ;
- I_{i_v} l'impact de l'incinération du verre ;
- m_{v_d} la masse de verre mis en décharge ;
- I_{d_v} l'impact de la mise en décharge du verre.

Dans le cas d'une incinération avec valorisation énergétique, l'énergie produite par les déchets évite la production d'une énergie référence. Le rendement de valorisation η_v et le type d'énergie substituée sont renseignés dans l'outil. L'impact des déchets incinérés $I_{i\ déchets}$ s'écrit alors :

$$I_{i\ déchets} = m_{d_i.}\left(I_i - PCI_d.\eta_v.I_{é_s}\right) \quad \textbf{(G.23)}$$

avec :

- m_{d_i} la masse de déchets incinérés ;
- I_i l'impact de l'incinération ;
- PCI_d le pouvoir calorifique inférieur des déchets;
- $I_{é_s}$ l'impact de la production d'une unité de référence d'énergie substituée.

Une distance de transport est à renseigner pour modéliser le transport des déchets vers leurs sites de fin de vie (centre de recyclage, incinérateur ou décharge).

Le transport des occupants est défini en renseignant le nombre de « personne-kilomètres » annuel avec différents moyens de transport (voiture, train, bus). La responsabilité des impacts du transport est partagée équitablement entre le bâtiment d'origine, le trajet et le bâtiment de destination.

Les bâtiments sont de plus en plus souvent des producteurs d'énergie. Dans novaEQUER, la méthode des impacts évités a été choisie pour l'allocation des impacts liés à la production d'énergie. Pour le cas de l'export d'électricité, l'électricité produite par le bâtiment est considérée comme de l'électricité que le réseau n'a pas eu besoin de produire et doit avoir un effet bénéfique pour le bâtiment. Ainsi, les impacts de l'électricité exportée sont soustraits à ceux de l'électricité importée et autoconsommée.

Rénovation du bâtiment

Par défaut, la durée de vie de presque tous les constituants du bâtiment vaut la durée de vie du bâtiment saisie par l'utilisateur. Une durée de vie de 30 ans est considérée pour les menuiseries (portes et fenêtres) et de 10 ans pour les revêtements. Les éléments ayant une durée de vie inférieure à celle du bâtiment sont remplacés à intervalles réguliers. Il faut cependant noter que les composants ne sont plus remplacés s'ils doivent être changés dans les 10 derniers pourcents de la vie du bâtiment. Ces données par défaut peuvent être ajustées et il est possible de définir une durée de vie de manière indépendante pour chaque constituant du bâtiment.

Fin de vie du bâtiment

Des données environnementales sont également associées aux matériaux pour décrire leur fin de vie. Les déchets du bâtiment peuvent être mis en décharge ou incinérés mais il est également possible de les recycler totalement ou partiellement.

Dans le cas d'un recyclage en fin de vie, l'approche des impacts évités est également utilisée. Le produit n'est pas forcement recyclé entièrement, dans ce cas, des fractions incinérées f_i et mises en décharge f_d sont considérées en plus de la fraction recyclée r. L'équation (G.24) permet de modéliser les impacts du traitement après usage I_t en boucle fermée, c'est-à-dire dans le cas où le matériau est utilisé pour la même application après son recyclage :

$$I_t = f_i . I_i + f_d . I_d + \frac{r}{2} . (I_r - I_n) \quad \textbf{(G.24)}$$

avec :

- I_d l'impact de la mise en décharge.

Le nombre de cycles d'utilisation et de recyclage est généralement limité. Ainsi lorsque le nombre de cycles est écoulé, il faudrait entièrement gérer les déchets liés au produit usé et entièrement fabriquer la quantité de matériau. Pour éviter de déplacer la pollution en dehors du bâtiment, un terme correctif, dépendant du nombre de cycles, est ajouté dans le calcul de l'inventaire de fabrication (G.21), dans le cas où la moyenne des parts de matériaux recyclés en fabrication et en fin de vie dépasse le taux de faisabilité technique en matière de recyclage du matériau. Il modélise l'apport en matériau neuf et la mise en décharge d'une partie du matériau lié

au bâtiment pour le cycle en cours. En boucle ouverte, lorsque le matériau sert dans une autre application après son recyclage, l'équation (G.25) est utilisée :

$$I_t = f_i.I_i + d.I_d + \frac{r}{2}.(I_r{}' - I_n{}') \quad \textbf{(G.25)}$$

avec :

- $I_r{}'$ l'impact de recyclage pour aboutir au nouveau produit ;
- $I_n{}'$ l'impact de la fabrication du nouveau produit.

Les impacts liés au transport des matériaux en fin de vie sont aussi pris en compte.

G-2 - Données environnementales

Les données environnementales issues d'ecoinvent sont adaptées pour créer la base de données de novaEQUER. En particulier, les données peuvent être converties en différentes unités. Cela suppose, dans certains cas, des hypothèses sur les masses volumiques des matériaux. Des compositions permettent de représenter des produits utilisés dans le secteur du bâtiment à partir de sous-composants présents dans ecoinvent. C'est le cas par exemple des fenêtres composées à partir de verre, d'un cadre en bois, en PVC ou en aluminium et de métal pour les charnières. D'autres données sont contextualisées pour mieux représenter le contexte de la construction française. Par exemple, le béton, qui est généralement produit en France, peut provenir de Suisse dans la base de données ecoinvent. Le mix de production d'électricité suisse utilisé pour créer la donnée environnementale dans ecoinvent est alors substitué par un mix de production d'électricité français pour la base de novaEQUER. Enfin, pour les matériaux bio-sourcés, des versions avec et sans prise en compte du carbone biogénique sont disponibles en phase de fabrication. Pour les bois, cela permet de représenter le cas où les arbres sont issus ou non de forêts gérées durablement.

G-3 - Traitement des résultats

Les sorties de novaEQUER sont des tableaux dans lesquels les impacts environnementaux sont détaillés par phase du cycle de vie ou par poste (par exemple : chauffage, ECS… pour la phase d'utilisation). Des graphiques permettent de visualiser les parts relatives des phases ou des postes sur le cycle de vie complet. Plusieurs variantes peuvent être comparées dans des diagrammes radars ou des histogrammes. Pour mettre tous les indicateurs dans une même unité et faciliter leur intercomparaison, les impacts peuvent être normalisés selon les impacts moyens par habitant et par an en France. Les valeurs de normalisation utilisées sont précisées dans le tableau 3.4 de l'ouvrage de Peuportier (2008).

Annexe H. Séminaire international sur les indicateurs environnementaux

Le séminaire international sur les indicateurs environnementaux, organisé par la Chaire écoconception des bâtiments et des infrastructures, a eu lieu le 15 décembre 2015. Le compte rendu présenté ci-après a été rédigé par Charlotte Roux, Guillaume Audard, Anne de Bortoli et Marie-Lise Pannier.

Meeting Report: international seminar on Relevant Environmental indicators for LCA Applications in Urban Projects

15 December 2015, MINES ParisTech

The aim of the seminar is to improve LCA application in the field of urban design, by studying a set of appropriate indicators.

"End-point" indicators correspond to priority issues for decision makers (health, biodiversity, and resources) but their evaluation is more difficult and uncertain than "mid-point". Recommendations are provided e.g. by ILCD but research is still ongoing.

The seminar aims to share the state of the art in this field and to exchange about a relevant indicators system, based upon the present knowledge, to apply LCA in urban projects.

Participants *: Cécile Bulle (Univ. of Quebec), Jeroen Guinée (Univ. of Leiden), Rolf Frischknecht (TREEZE and ETHZ), Fabien Leurent (ENPC), Jean Roger Estrade (Agro), Maxime Trocmé and Christophe Gobin (VINCI), Bruno Peuportier (ENSMP) and by phone 11 January Göran Finnveden (KTH).*

H-1 - Chair presentation by BP.

Bruno Peuportier makes an introduction on the objective of the chair on Ecodesign of Buildings and Infrastructure.

Three schools are working together in this research chair. There are different indicators and methodologies used in the three labs. One objective is to progress towards a convergence between the various approach, among them LCA.

The first set of LCA indicators was chosen in the LCA tool twenty years ago and was updated ten years ago. It is now time to improve it considering research progress in the field. However, the model that will be chosen cannot be changed every year as the users need stability.

The current set of indicators in the building LCA tool novaEQUER is the following:

- Two Endpoint indicators
    - Human Health (EI99)
    - Biodiversity (EI99)
    - Depletion of Abiotic Resources (CML)
- Midpoint indicators
    - Global warming potential (GWP100, IPCC)
    - Acidification potential (CML)
    - Eutrophication potential (CML)
    - Photochemical ozone formation potential (CML)
    - Malodorous air (CML)

- Additional indicators
    - Primary Energy demand (CED)
    - Water consumption
    - Radioactive waste
    - Waste generation
- Additional indicators only at the district level :
    - Land occupation (Bentrup et al., 2002)
    - Land transformation (Bentrup et al., 2002)

In the transport sector, the direct energy consumption, direct CO2, CO, PM10, NOx emissions are evaluated.

In the local biodiversity assessment tool, two mains indicators are used: the Shannon-Wiener index and the saturation index.

Main questions addressed by the seminar are:

- How should the indicator set evolve?
- Could local transport and biodiversity assessment be combined with LCA?
- What are the good practices to choose and merge indicators, what recommendation have to be followed?

H-2 - Choosing Indicators: Generality

The choice of indicators depends on LCA objectives and audience. The difficulty for eco-design tools is that they have to be simple enough to be used by non-LCA expert but have to cover a wide range of objectives (e.g. design of new buildings, refurbishment, …) and project type (e.g. from single house to whole neighborhood, various locations and contexts).

The research needs have to be distinguished from the “operational” needs.

The Product Environmental Footprint is mentioned a few times by R.F and J.G because there exist a related forum that tries to build up consensus around sets of indicators.

But for the ILCD, and PEF, there are other ongoing forums on harmonization of LCA, for instance the LC initiative (http://www.lifecycleinitiative.org/).

The best would be to use recommended indicators by ILCD or PEF because there is a convergence of knowledge at the European Union scale. Now, everybody uses the IPCC method for the GWP because it is an international reference.

It is important to be able to calculate a wide range of indicators starting from the inventory. This allows doing contribution analysis and helps to select meaningful indicators.

In ImpactWorld+, there is a differentiation between long and short term impacts for endpoint. A period of 100 years after the emission is considered for short term, and the remaining 100-500 years is considered for long-term.

Normalization is sometimes used to help prioritizing indicators. However, some normalization values are built on poor data sets and may not be representative of the impact. From the point of view of C.B, it is a better approach to visualize impacts contributions to the damage (endpoint indicator) to help selecting indicators.

- ➔ Apply normalization with caution
- ➔ In a research perspective, calculate a wide range of indicators
- ➔ LCA has to be used as a comparative tool.
- ➔ Follow PEF or ILCD guidelines for operational uses, however, lots of things have evolved since the ILCD release (land use and water mainly).
- ➔ Calculate a large number of indicators for research uses, even if (B.P) we need to have a restricted set of indicators for professional users.
- ➔ Differentiate long term and short term emission and report them separately

Endpoint vs Midpoint

It is important to avoid double counting in the indicator set. For instance one should not evaluate human health impact including global warming while evaluating global warming as a midpoint indicator (J.G.).

If we do so, the link between mid and endpoint has to be clearly stated and visible.

It is important to evaluate mid and endpoint in a separate way, then put the results in perspective which help prioritizing indicators. It is a better technique than the prioritization by normalization says C.B, as normalization values could be misleading.

If we evaluate endpoint indicators, we can later go back to the midpoint, knowing which are the most important ones (the most influential).

Endpoint indicators have to be shown on a log scale, in order to understand the magnitude of impacts but not to give too much importance to small differences between two alternatives.

H-3 - Toxicity indicators (human and ecosystem)

The USEtox model is recommended by ILCD and seems to be the model which is going to evolve the most in the future. It is built around an institutional consensus.

One drawback of the model is a lack of precision regarding metal long term emissions. This has to be carefully addressed. This should be corrected in the short-term evolution.

- ➔ Consensus around USEtox
- ➔ USEtox model seems to be the most stable one, the one that will be developed in the future
- ➔ Maybe switch to another indicator if metal are the most contributing elements??

Information available: European project OMNIITOX (http://infoscience.epfl.ch/record/168703): Operational Models and Information tools for industrial application of eco/TOXicological impact assessments.

J.G.: USEtox represents an institutional consensus but not a scientific consensus. It is evaluated from only 60 flows whereas more than 2 or 3000 flows could be referenced. However it is not a model but a data issue.

J.G.: The USEtox model is almost an endpoint method because it goes very far in the causality chain.

H-4 - Resources indicators: Minerals, fossil fuels, water, biotic resources

J.G: The first question when we look at resource issue is: what do we want to evaluate. If we look at the existing methods, some have an economic approach, other look at the availability of resource for future generation. Every choice is subjective: what reserve type to use, mixing fossil fuel and minerals or not (J.G say they should be split), how to account for uranium…

The antimony equivalent was chosen for resource depletion in the CML methodology because it was the mineral that was referenced the best. Enough data was available.

J.G: Fossil fuel and mineral issue are very different because the use of fossil fuel is almost always dispersive (burnt) whereas use of mineral could be dispersive or not (paint vs recyclable material). The CML methodology is always recommended, there is a consensus on it (G.F.), but it has changed to take into account this difference and it would not be relevant to re-aggregate mineral and fossil resources in the indicator set.

The important impact on resource is related to what we have lost and cannot use anymore.

Water scarcity is not a global scale problem but a local one. There is an ISO group working on water depletion indicators: WALCA. Provide indicator compliant with ISO standard. The impact assessment method should be available by the end of January 2016. On the other hand, C.B. suggests using water footprint instead of counting every water flux separately.

The Collective Energy Resource Depletion (in kWh or MJ), or primary energy accounting used in novaEQUER is also a resource indicators, taking energy as a resource. Energy resources accounted for are resources which have a limited availability. For instance, hydraulic power comes from the electricity network, which is limited in power: if someone consumes hydroelectricity, others cannot do so. Geothermal energy should also be accounted for as it could be limited. On the other hand, if someone installs photovoltaic panels on his roof, everyone can also do it, the resource is not affected.

JG/R.F: This indicator should be clearly defined, the name of the indicator is not transparent enough to understand what is really evaluated thanks to it.

H-5 - Other indicators

Three methods are recommended for eutrophication (marine, terrestrial, freshwater). This topic having in most cases a very little influence in building LCA, it does not seems relevant to replace the current indicator by three ones. C.B. proposes to use the ImpactWorld+ method because it is extendable at the endpoint level for marine and freshwater eutrophication. G.F. proposes to continue to use the CML method.

At the moment, land use indicator is not used at the building level (only at the districts one) because of the very strong impact occurring when using wood as a building material. For the land transformation, a time period is normally required. But no time period appears in LCI, it is a reason why this indicator is no more used yet. For the land use, the best is to use the indicator from LC initiative because it is the recommended indicator at the European scale.

H-6 - Methodological divergence

Dynamic assessment of carbon emissions:

There is an issue regarding the time boundaries considered in our project. C.B. thinks that time boundaries are not consistent when using GWP100, especially for long-lasting systems such as buildings. The timing of emission should be taken into account.

R.F does not agree on dynamic LCA for GWP because evaluation of the global warming indicator is based on relative radiative forcing, so the timing of emission is not important.

J.G. says the best would be to have an infinite time horizon but the GWP 500 is already very uncertain (withdrawn from IPCC 2013).

Publication on the subject:

- Levasseur Annie
- Cherubini Francesco
- Kendal Alissa

One way to solve this issue, says R.F, could be to have a distance to target approach. For instance if we have a specific emission budget not to overpass over a certain period of time.

Precautionary principle:

C.B. says: be careful with the precaution principle in LCA. Potential is different from precaution. Potential says we cannot evaluate precisely the consequences.

Distance to target indicators :

R.F.: It could be very interesting to work with « distance to target » indicators, which is at the basis of the ecological scarcity method used in Switzerland.

Impact regionalization

There is no consensus on the importance of regionalized LCA or not. C.B thinks that after a first iteration of impact assessment, if some indicators that could have an important regional variation (e.g. water but not GWP) have important contribution, then the analyst should work on regionalizing the most contributing flows in the inventory.

On the other hand, it could be very data intensive and the data quality might be very heterogeneous from one part of the life cycle to the other. We could end up with a lot of detail for a small part of the life cycle but very rough data for the rest. Furthermore, going at the local scale would increase the results uncertainty (J.G.).

R.F.: The working group on inorganic inventory emissions is working on the effect of indoor emissions which are local emissions but could be also very influential for the human health.

Temporal variation of impacts

B.P.: Regarding the electricity production, there are strong annual variations. A dynamic LCA is required. Also the decomposition of COVs linked with photochemical ozone formation varies with the period of the year.

C. B.: Some characterization factors including temporal variation already exist.

H-7 - LCA in biodiversity and transport modeling

R.F: We can see a clear link between transport modeling and LCA study as new information from the transport could be integrated in the LCI.

J.G.: It is different for biodiversity studies that seems to have a completely different scope compared to LCA. Different tools, different metrics and different objectives.

C.B: An integrated study (biodiversity/LCA) still is very important.

The issue is to understand the relative magnitude of local biodiversity vs global biodiversity impacts. (e.g. : “is it better to install PV panel or to have vegetation and fruits production on the roofs?”) There is no consensus on this question.

JG: impact assessment and LCA are complementary but might not be mixable.

H-8 - Others important topics in LCA

Uncertainty in LCA

There is a consensus on the very high importance of this subject for LCA.

Uncertainty could be related to problem definition and choice of data.

JG.: We have to acknowledge that we always miss a lot of things. We may forgot things, or take them into account in a wrong way because of our lack of knowledge on them. This is especially true for to toxicity impacts or for substances having a long term effect. Also the quality of available data can be poor.

We should perform relative uncertainty analysis: LCA is a comparative tool. If we did an absolute uncertainty analysis, it would be very high. For instance comparing 2 systems, we should take out the uncertainties that are the same for both systems. So be careful when using Monte Carlo methods, we must not break the dependence between the alternatives (calculations must not be done separately). (J.G. mentioned the work of Patrik Henriksson for the comparison of different alternatives: Henriksson et al. 2014 – Product carbon footptints and their uncertainties in comparative decision contexts).

C.B. says that a phD is going to be defended next week in CIRAIG on that topic (Stéphanie Muller).

Even if we have many midpoint indicators, in comparative LCA, many of them are close when comparing e.g. design alternatives. Taking into account uncertainties, we could focus on the indicators that are really different to make a decision. However, C.B. says that you might make a decision based on impacts that have negligible effects. J.G. says that small contributions make the total impact.

Prospective in LCA

J.G. indicates that prospective topics also are important. It is another way to do LCA to explore the future and to look at the possible changes occurring.

H-9 - Evolution of the indicator system

In this section, we suggest a new indicator system to be implemented in our ecodesign tool.

First, following the above discussions we suggest to keep both Endpoint and midpoint indicators but we acknowledge that it is important to clearly separate them and link midpoint to their related endpoint indicators to avoid double counting and misinterpretation of the indicators results.

On the short term, only indicators accessible in the ecoinvent database are considered. The following midpoint indicators are thus candidates for the new indicator set, by area of protections:

<table>
<tr><th>MidPoint</th><th>EndPoint</th></tr>
<tr><td>Collective Energy Resource Depletion (unchanged), integrating all energy type but energy from a renewable source if produced and consumed on the building site itself</td><td rowspan="3">RESSOURCES</td></tr>
<tr><td>Abiotic depletion of mineral (in Sbeq, CML methodology, mineral and fossil non differenciated in ecoinvent v3 it but could be easily fixed by post-processing)</td></tr>
<tr><td>Waste generation (unchanged)</td></tr>
<tr><td>Particulate matter formation (ReCiPe2008), Photochemical ozone formation (ReCiPe2008).</td><td rowspan="3">HUMAN HEALTH</td></tr>
<tr><td>Ionizing radiation, Radioactive waste generation (unchanged)</td></tr>
<tr><td>Human toxicity : cancerigen and non cancerigens aggregated (USEtox)</td></tr>
<tr><td>Climate change GWP100 : IPCC2013 only if ecoinvent v3.2 , IPCC2007 otherwise[73]. ReCiPe methodology for the potential Endpoint evaluation.</td><td rowspan="5">BIODEVERSITY</td></tr>
<tr><td>Eutrophication potential,(unchanged) CML methodology: Eutrophication impacts are usually not important in the building sector. We would like to keep a single indicator for this issue</td></tr>
<tr><td>Acidification potential, ReCiPe methodology (could be replaced by Accumulated Exceedance when available in ecoinvent)</td></tr>
<tr><td>Ecotoxicity, USEtox</td></tr>
<tr><td>Land Use, ReCiPe in a first step (could be replaced when others promising land use methods will be mature enough)</td></tr>
</table>

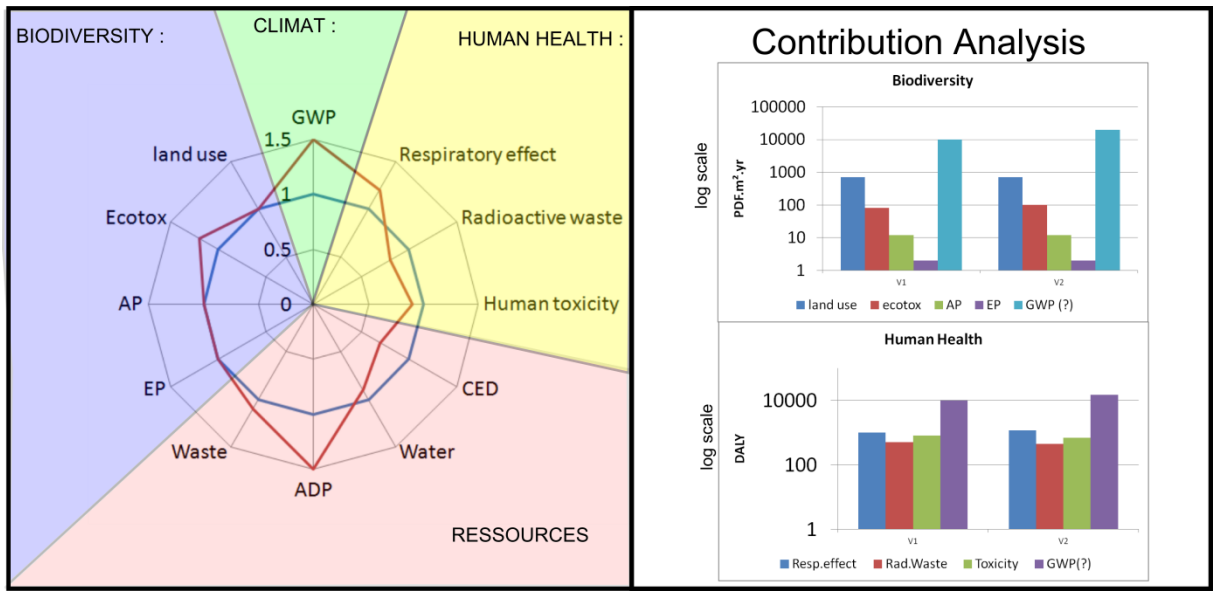
Further suggestions:

Photochemical ozone and particulate matter have robust endpoint model and could be expressed in DALYs and potentially merged into “respiratory effects”.

[73] Use of IPCC2013 in ecoinvent v3.1 was not recommended by ecoinvent due to errors in the caracterisation factors: http://www.ecoinvent.org/files/report_of_changes_v3_2.pdf, p16

Climate change might be separated from the area of protection or included in endpoint unit. However, due to very large uncertainties of the endpoint model, there should be a warning for the user. An option could be set to include or exclude GWP to endpoint contribution.

Impact visualization proposition:



Midpoint indicators (describing environmental problems) or flow	Endpoint indicators – area of protection (the damage caused on the protection areas by each environmental problem is not precisely known)

Elements:

- prioritization of indicators using endpoint contribution for biodiversity and human health and potentially using normalization factors for resources. French normalization factors could be evaluated for waste generation, cumulative energy demand and water use. However factors for abiotic depletion are only available at the European level (CML 2015).
- Log scale to express endpoint results.

Annexe I. Séminaire international sur l'application de l'ACV dans les projets urbains

Le séminaire international sur l'application de l'ACV dans les projets urbains, organisé par la Chaire écoconception des bâtiments et des infrastructures, a eu lieu le 15 décembre 2015. Le compte rendu présenté ci-après a été rédigé par Bruno Peuportier, Charlotte Roux et Marie-Lise Pannier.

ParisTech
INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY

In partnership with

VINCI

Chair ParisTech *"Eco-design*

International seminar on LCA application in urban projects

15 February 2017, Ecole des Mines, Paris

The first seminar in December 2015 allowed sharing a state of the art and exchanging about a relevant indicators system to apply LCA in urban projects (including buildings, transport, streets and green spaces...).

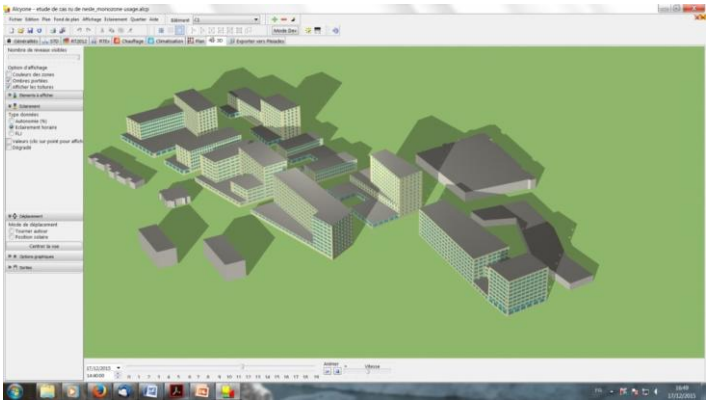
The aim of the second seminar is to broaden the discussion towards a peer review process of urban/building LCA.

Participants : Göran Finnveden (KTH), Cécile Bulle (Univ. of Quebec), Jeroen Guinée (Univ. of Leiden), Rolf Frischknecht (TREEZE and ETHZ), Monia El Akkari (AgroParisTech), Maxime Trocmé and Christophe Gobin (VINCI), Bruno Peuportier, Patrick Schalbart and Marie-Lise Pannier (MINES ParisTech), Charlotte Roux (EIVP).

I-1 - Presentation of the LCA methodology implemented in the Chair

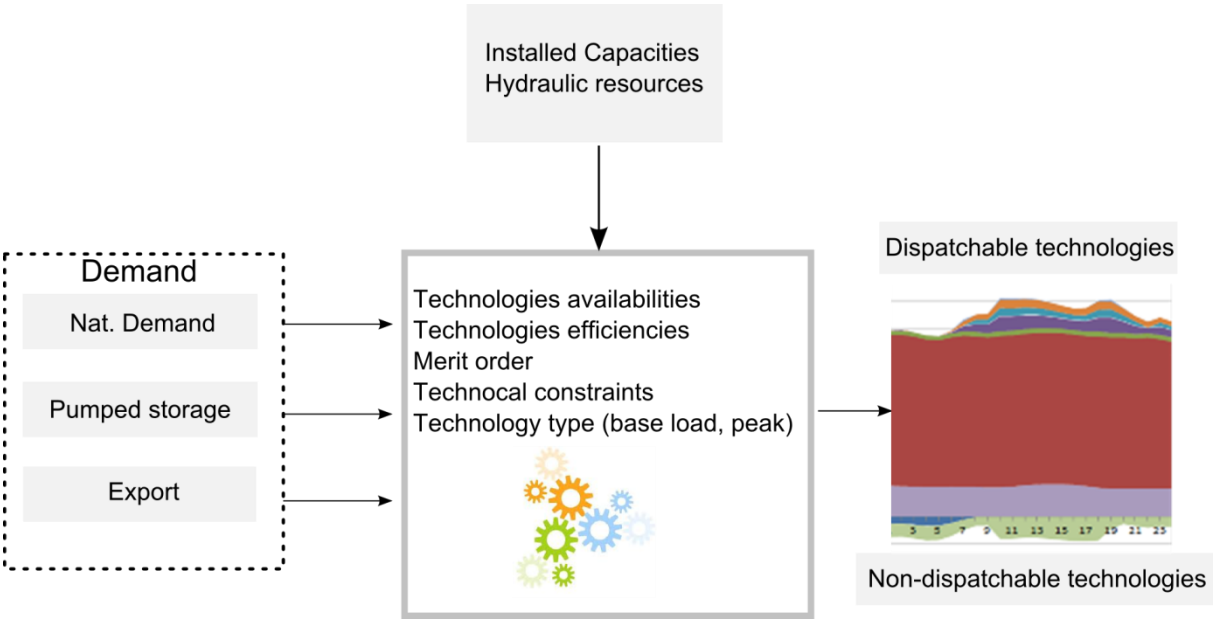
The LCA methodology as it is applied in the chair was presented including : possible objectives of urban/building LCA studies, functional unit(s), system boundaries, LCI, LCIA, interpretation.

The tool aims at helping decision at early urban and architectural design. In order to facilitate comparison of alternatives by avoiding cumbersome material and energy quantification, a graphical modeler is used, integrating semantic information (e.g. wall composition, use scenario...).



This model allows automatic quantification of materials, glazed and painted areas etc. Link with energy simulation provides the LCA tool with energy consumption input. This simulation tool has been validated against experimental measurements and international benchmark results.

Different LCA methods can be selected regarding electricity consumption: static, "dynamic" (i.e. hourly variation of the production mix), consequential (use of hourly marginal processes). This is useful in a country like France, where the electricity mix varies a lot according to the season (due to electric heating and cooling), the day of the week and the time of the day.



Model of the French electrical system

If data is available to perform transport simulation and use the results as LCA input, emissions depend on traffic conditions. The related impacts are allocated 50% to the building of origin (e.g. dwelling) and 50% to the destination (e.g. work). Possible avoided impact through recycling is also allocated 50% to material production and 50% to waste treatment, in order to support both the use of recycled materials and the design for recycling, i.e. balanced demand and production of recycled materials (in a circular economy approach).

Background data is used rather than EPDs for various reasons: eco-design tools are preferably used at early phases of an urban project, because environmental impacts are mostly influenced by decisions made at these steps. It is then too early to compare precise materials on the basis of EPDs, which will be done later during detailed design. The French EPDs include only between 168 and 340 fluxes, and the inventories are biased due to various lobbies (e.g. dioxins are grouped in a VOCs flux) which does not allow evaluating indicators related to health and biodiversity. Ecoinvent is used because it is well documented compared to other databases. Data is contextualized regarding locally produced elements (e.g. concrete): e.g. the European or Swiss electricity used in the production process is replaced by French electricity. Ecoinvent data must therefore be processed, so that it is updated with some delay (around one year). APOS data have been selected from version 3.

Dynamic LCIA is not performed: a greenhouse gas emission occurring year 1 or year 99 are accounted the same way (like a moving average is calculated over a moving period). Biogenic carbon storage in timber is accounted for in the case of certified wood (assuming that a new tree is planted).

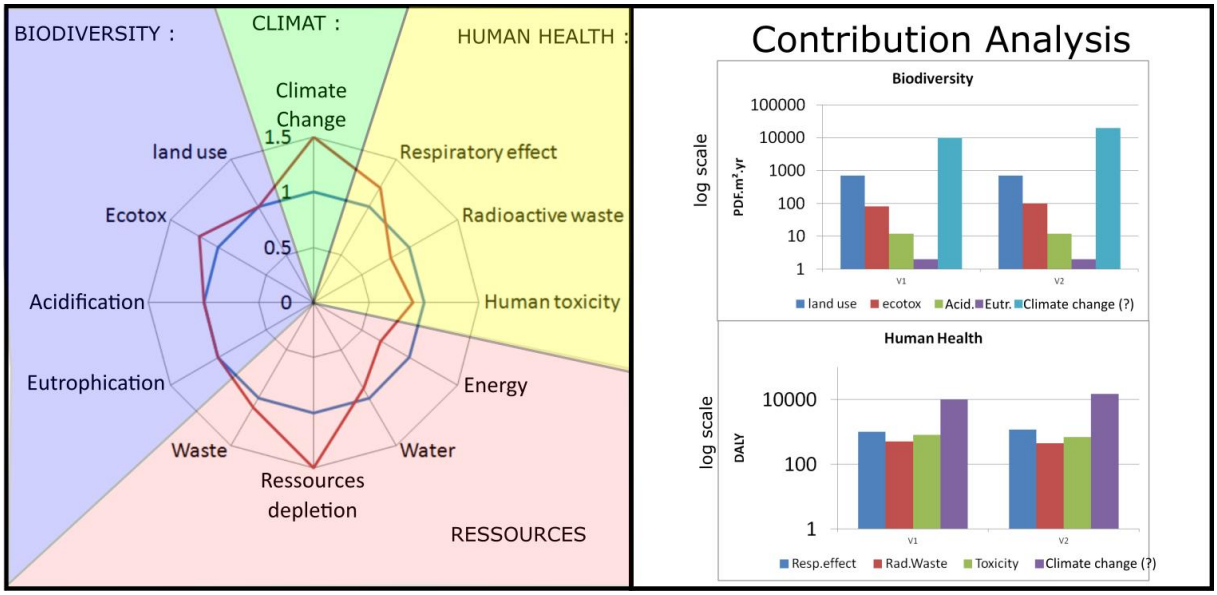
The results include indicators corresponding to three areas of protections (resources, human health and biodiversity), but some mid-points (e.g. CO_2) and flows (e.g. energy, water and waste) are also evaluated allowing easier identification of main contributors and possibilities to reduce impacts.

Practitioners have difficulties with interpreting a resource indicator in Sb eq., "water footprint" and "energy footprint" being more accessible. The water footprint is defined in an ISO standard (14046), which helps its dissemination, but at the moment a water consumption in m^3 is evaluated because data regarding the origin of water is not always available. An "energy footprint" indicator is defined in a similar way, differentiating the scarcity of diverse primary energy sources: e.g. wood fuel is renewable, but the resource is collectively limited. If it is used in a building, the resource will be reduced for others which is not the case if solar energy is collected by PV modules on a roof. The "energy footprint" includes therefore non renewable sources, and renewable sources which are collectively limited like wood fuel or hydro-power. Impact on ground resource is evaluated in a similar approach distinguishing various types of land use (according to the "Natural Degradation Potential").

Regarding end-point indicators, it seems difficult to evaluate relevant reserves, particularly in the case of uranium[74], and to evaluate effects of ionizing radiation on human health and ecosystems. Therefore a supplementary indicator is added, corresponding to the amount of radioactive waste generated which is less uncertain than a contribution of nuclear processes in end-points. Inert, dangerous and non dangerous waste is also considered in the evaluation, a European directive imposing a reduction by 70% of waste generation in the building sector by 2020.

[74] A resource indicator based upon ultimate reserve is at the moment not relevant for uranium, as ultimate reserves of uranium are high, but uranium is often so diluted that more energy is required to purify it than the amount of energy it can produce. Some work is still ongoing on this topic.

A proposal resulting from the previous seminar December 2015 is reminded in the following figure.



Midpoint indicators and flows included in three areas of protection (with climate change in both biodiversity and human health)	Endpoint indicators – area of protection (the damage caused on the protection areas by each environmental problem is not precisely known)

Normalization is presently used to provide decision makers with additional information regarding the contribution of the studied system in the impacts compared to one inhabitant in France during one year.

Sensitivity analysis is performed using e.g. the Morris method, allowing the identification of the most influential parameters accounting for interaction and non linearity effects. Probability distribution functions are then defined for these parameters, and uncertainty propagation is based upon Monte Carlo methods.

A case study has finally been presented, corresponding to a new urban development in the frame of the Greater Paris project, including 25 buildings (apartments, offices and shops). The organization in charge of urban planning has to define a programme that will be sent to the architects, particularly regarding energy performance level requirements. In order to minimize the environmental impacts of the development, it is therefore useful to compare using LCA different performance levels:

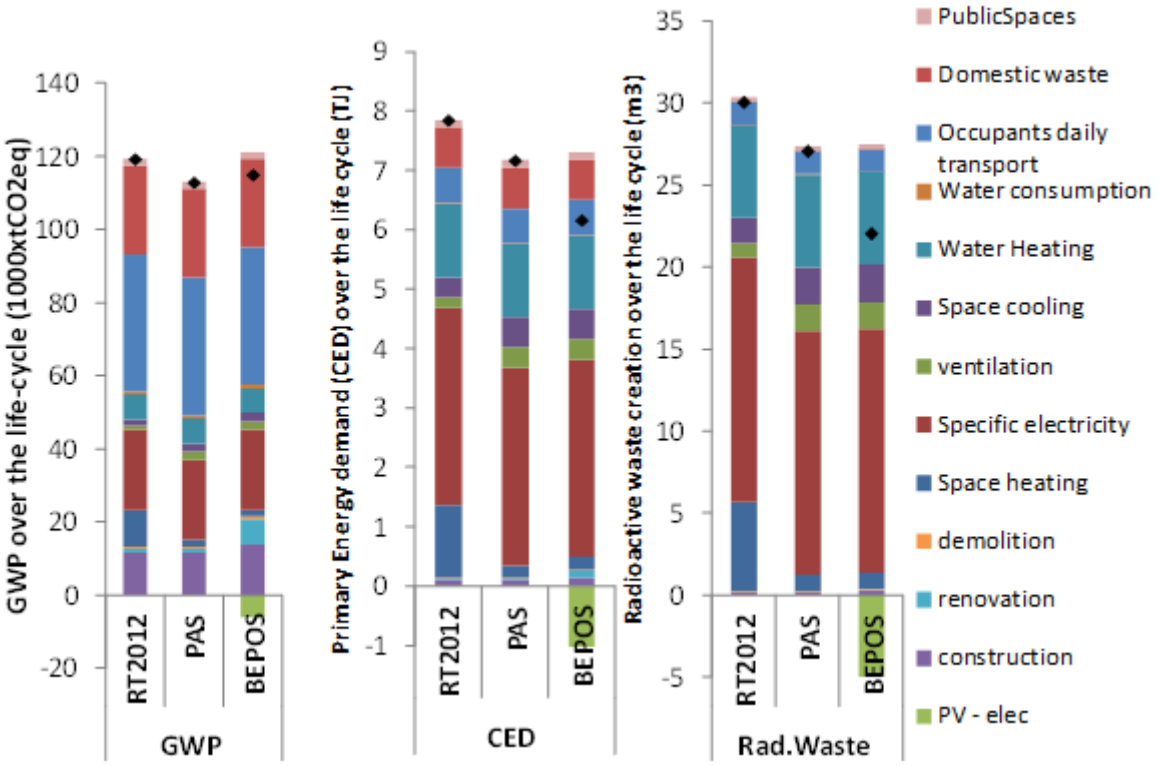
- regulation level,

- passive standard (more insulation, heat recovery on ventilation),

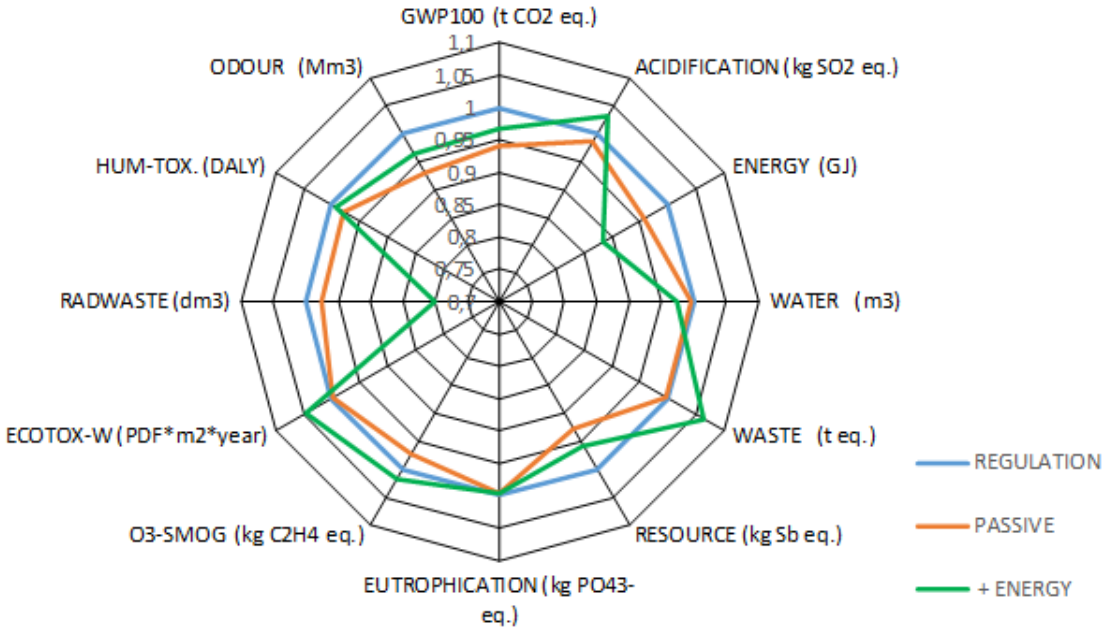
- passive building and PV electricity production.

Some assumptions have been considered, e.g. 100 years life span of the buildings (see e.g. Marsh, 2016), use scenario based upon national statistics (e.g. water consumption per person, temperature in apartments etc., see Vorger 2014).

The results are presented in the next graphs, including the share of different contributors (RT2012 = regulation, PAS = passive, BEPOS = with PV production), and a radar graph comparing the three alternatives.

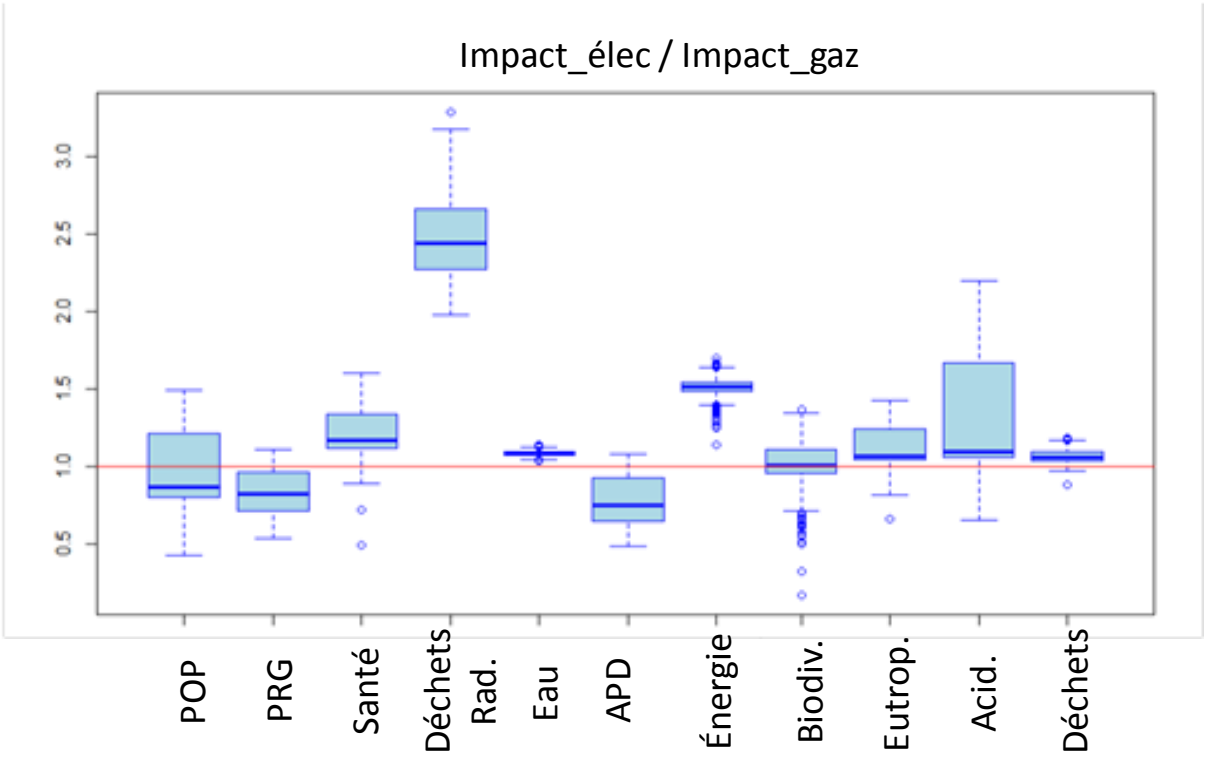


Avoided impacts related to "exporting" PV electricity to the grid is accounted for, which explains the corresponding negative impacts. Impacts related to modules production are included in "construction" and "renovation" (assuming a 20 years life span for PV modules).



The difference between the three alternatives remain limited except regarding the energy footprint and radioactive waste (due to the French electricity system). The alternative with PV production ("+ Energy") corresponds to lowest values of these two indicators, but highest impacts are obtained regarding Waste, Acidification, POCP and Eco-toxicity. The ranking is intermediate for CO_2 emissions, Resource use, Odour and Human toxicity. It is therefore difficult to make a decision based upon these results. Normalization could help by indicating to which impacts the studied system contributes the most.

Regarding uncertainty analysis, the example below shows a comparison of electric and gas heating.



Impacts are higher for electric heating regarding Energy footprint, Water consumption and Radioactive waste. The ranking is uncertain for the other impacts, with a high probability of higher impacts for gas regarding Greenhouse gases and ADP.

I-2 - Possible peer review of such methodology

Because buildings are generally produced as unique pieces, an LCA cannot be performed with the same level of detail as for industrial products usually made in thousands of copies. In practice, a building LCA lasts around 5 days, based upon the use of a software. On the other hand, checking the quality of this LCA is needed. This seminar aims at exchanging about the feasibility of peer reviewing building LCAs.

To make this exchange easier, it was proposed to list peer review activities corresponding to the presented case study. A second level of peer review would consist in reviewing the methodology and the software. Then the peer review of each LCA study applying the software could be simpler, e.g. checking data input and results.

The chair being dedicated to research, the peer review does not aim at checking compliance with a certification scheme, but rather checking if the method corresponds to good practice in LCA, first of all according to the experience of the participants in the seminar, possibly also according to ISO 14040 standards.

Reporting is essential to allow for a relevant peer review. In general regarding scientific production, building LCA studies are insufficiently reported in articles and conference communications. More detailed reports may be included in PhD theses, but not always in English. Regarding LCA studies performed by practitioners, some elements can be reported automatically by a software (e.g. input data, results) but additional methodological aspects are also needed. Assumptions and methods that are fixed in the software could be presented in the generated report, but if the software gives some flexibility to the user, some elements have to be added by the user of the tool. In general, an LCA report should be written by the user and the report generated automatically by a software can only be an annex of this report because e.g. methodological choices and results interpretation, according to the objectives of the study, are too complex to be explained automatically.

I-3 - Peer review of the case study LCA

The target audience of the LCA study is professional (urban planning organization) and not the general public. The study is research oriented, so that it does not have to comply with a certification scheme. In such a case, checking compliance with the ISO 14040 standards seems relevant.

In the definition of the functional unit, some aspects like the height of rooms could be considered and not only the area of dwelling, offices etc. But, the FU should not be too restrictive to have the possibility to compare several alternatives. Building, energy, transport, waste and water issues have been considered but probably including other consumption (food, industrial products) would be relevant.

Due to the complexity of transport simulation, using scenarios could be more appropriate.

I-4 - Peer review of the methodology and software

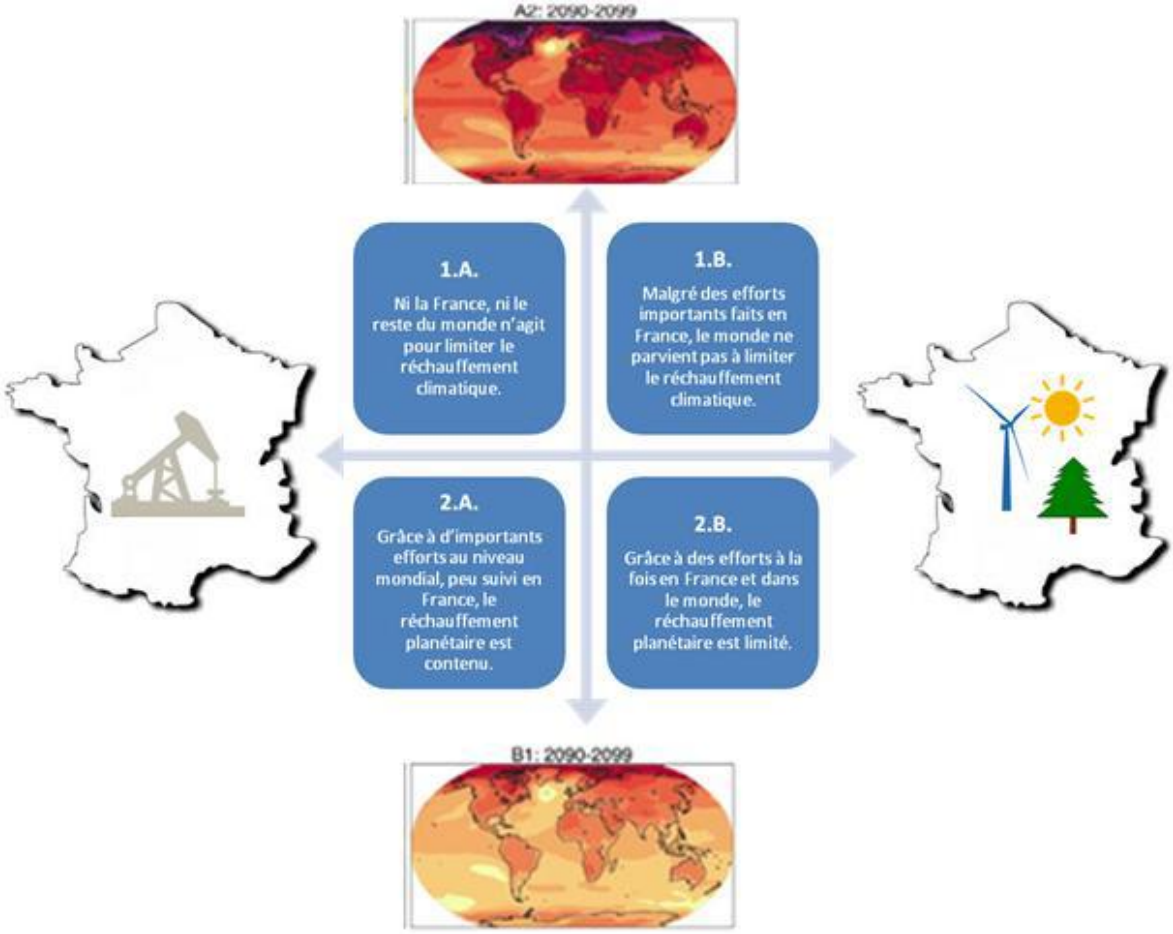
- **Electric system model**

Marginal processes are considered in a consequential LCA approach, so that adding an electricity consumption induces rather high CO2 emissions. But assuming a CO_2 trade, each supplementary CO2 emission has to be compensated so that the actual consequence of a supplementary consumption could be assumed to be zero. Such an assumption seems actually optimistic and the analysis of the data measured by the French grid manager (RTE) does not confirm it: e.g. the peak demand increases each year and it is not compensated by lower CO_2 emissions in the whole system. It would also be useful to know if this compensation should be calculated on a yearly average basis or an hourly basis.

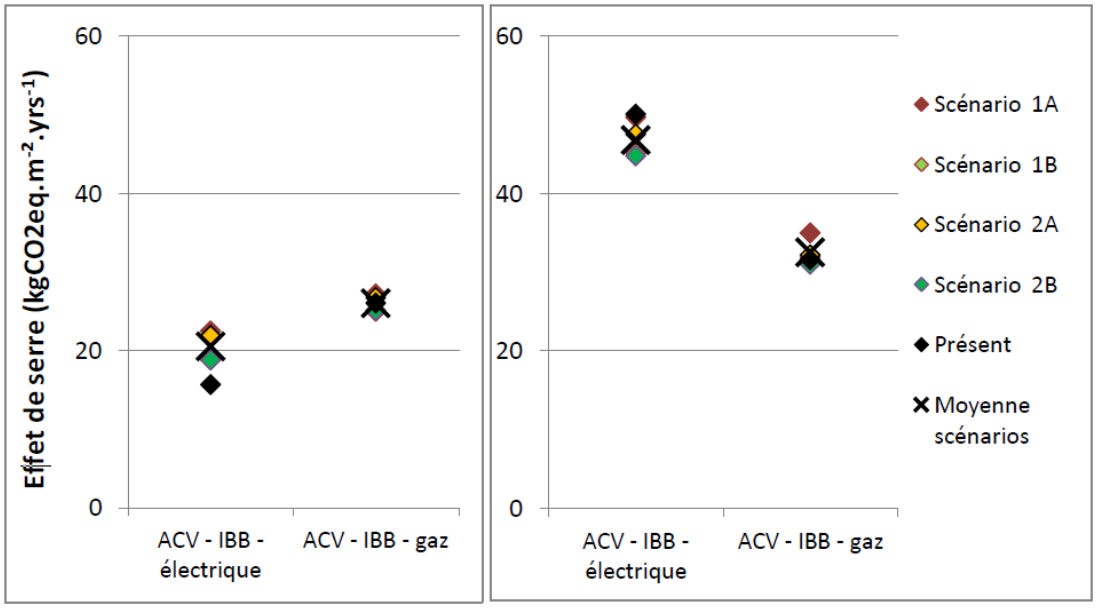
Data from the grid manager correspond to production but a part is exported so that impacts related to consumed electricity may be different. In France, imported and exported quantities are small compared to the total production so that uncertainty on imported production mix has limited effects on the impacts of consumed electricity. Grid losses are accounted for. On the other side, in Switzerland, the mix produced is very different from the one which is consumed because of the imports-exports. In the project RE-DISS, the origin of the mix delivered to the consumer is guaranteed; this was done using residual mix.

The use of prospective scenarios seems unavoidable due to the long life span of buildings and infrastructure, and the uncertain evolution of electricity demand and production. This can be associated with sensitivity studies on climate change, see the figure hereunder.

When considering long term marginal, the same production technologies are taken into account. However, the production capacities of the technologies vary.



According to the results in the graph hereunder, climate change (1 versus 2) and production processes (a versus b) influence less the greenhouse gases emissions indicator than the choice between an attributional and a consequential approach.



- **LCI data and model**

Using Ecoinvent, APOS data were considered more in line with the consequential approach. But avoided impacts being accounted for in the calculation model, using raw background data could be more relevant. This has to be checked with the data provider (the APOS version of ecoinvent v3 database is problematic because its implementation differs from the theory for some processes).

In some cases, it does not seem relevant to consider avoided impacts. For instance it is easy to print "re-usable" on a plastic bag, but it is not sure that the bag will actually be re-used. On the other hand design for recycling requires an effort of architects, and it seems relevant to foster such good practice in the LCA evaluation. Similarly, installing PV modules on a building constitutes an investment, allowing electricity production during the operation stage. If a part of this production is sold to the grid, it avoids centralized production because the national consumption is always larger than 0. It seems therefore relevant to account for the corresponding avoided impacts, in line with the economic accounting in which the local renewable electricity producer gets money back when selling electricity to the grid.

Consequential LCA seems more relevant than attributional LCA as a decision aid, by evaluating supplementary impacts related to a new urban project, or impact reduction related to retrofit. It is then needed to inform about uncertainty, including identification of marginal processes. Rationality is not the only motivation in decision making, involving also ethical aspects (may be an example would be useful).

The life span of a building is an important and uncertain parameter. In France the amount of new construction corresponds to 1% of the building stock. But the demolition rate is much smaller (around 1‰). The considered life span is therefore around 100 years (it can be chosen by the user in

the software). A sensitivity study seems useful regarding this parameter. The same is true regarding scenarios in general: if using a scenario leads to LCA results which contradicts this scenario (e.g.: purchasing green power -> no need of energy efficiency measures -> contradiction with the 2000 W Society).

- **LCIA**

This issue was the topic of the previous seminar and a proposal had been elaborated but work is still ongoing. There exist indicators for the three areas of protection, but they are difficult to be understood by practitioners. Nevertheless they were included because they correspond to common areas of concern. Mid-point and inventory fluxes are useful to help interpretation. Mid-points contributions to end-points would constitute a useful information in order to better identify causes of damages. The uncertainty associated with this type of information often leads to questions (e.g. carcinogens having negligible effects on health compared to greenhouse gases).

The CEN standards related to buildings LCA (15804, 15978, 15643) define 7 energy related indicators: Use of renewable primary energy excluding energy resources used as raw material, Use of renewable primary energy resources used as raw material, Use of non-renewable primary energy excluding primary energy resources used as raw material, Use of non-renewable primary energy resources used as raw material, Use of renewable secondary fuels, Use of non-renewable secondary fuels, and Materials for energy recovery (not being waste incineration). The last indicator is expressed in kg, adding material quantities with possibly very different heating values. This large number of indicators is not accepted by practitioners, whereas no indicator is defined for human health and biodiversity. This is why an "energy footprint" is proposed instead.

The acronym "GWP" should be used as a characterization factor, but not for the evaluation of the studied system: e.g. GHG (greenhouse gases emissions) could be more appropriate. Distinguishing short term and long term emissions is sometimes proposed because uncertainty is higher for long term emissions. Applying short term GWP (e.g. GWP_{100}) to long term emissions could then lead to inconsistency. Using the GWP_{100} for emissions until year 100 (according to a dynamic LCIA) and GWP_{500} for longer term emissions could be relevant. However, due to their uncertainty, the long term GWP_{500} method has been removed from IPCC2013.

Despite the regulation on sulphur in Europe, the midpoint acidification should be kept in the set because not all sulphur components are forbidden now.

For the endpoint human health, QALYs could be used instead of DALYs. But it is confusing compared to others indicators because they express a benefit instead of an impact (unless all indicators are transformed into positive impacts).

If normalization is considered, this is part of LCIA. Different normalization methods should be compared in order to have a clearer view of which could be considered good practice: normalized

end-point results, mid-points, or end-points broken down by their contributions at the mid-point level. The term "normalisation" is sometimes used to mean that impacts are related to 1 m^2 building area (e.g. energy consumption expressed in kWh/m^2). May be it would be relevant to use another term, e.g. "normation" in this case.

Backcasting could be used as a further step in order to check if an urban project is sustainable according to assumed sustainability objectives.

Accounting for local impacts on human health has been tested using spatialization of transport related emissions according to the population density (according to Humbert, 2011). In the studied case, the effect can be large: around 20% difference on the DALY indicator (excluding climate change) between spatialized and non spatialized methods.

♦ Interpretation of results

The Morris method is used to identify the most influential parameters, for which uncertainty analysis is useful to detect some limitation of the LCA study. When comparing uncertain results, the same sampling (i.e. the same input values) should be used for uncertain parameters that are shared in several alternatives, as in Henriksson et al. (Henriksson et al., 2015). This enables to study the relative uncertainty and gives the possibility to compare alternatives based on their intrinsic differences. It has more sense than studying the absolute uncertainty, which only leads to very high uncertainty levels and incomparable results.

The software allows for disaggregation of impacts according to life cycle stages and contributors (it is needed to define clearly what is in each category). Matrix-based contribution analysis is useful for LCA specialists, but complicated to analyse due to the large number of processes involved. The list of elements included in the studied system is automatically provided by the software, allowing the verification of completeness. Consistency of the units is also automated, and a single data base is used for all materials and processes.

♦ Reporting

Automated reporting should include the main methodological choices and assumptions of the model. The guide book of the software should be very precise and provide reviewers with the information needed in a peer review process, to be complemented by the specific input of the user according to the study, and particularly:

- Clearly defining the aim of the study. It should be clear what kind of question the study wants to answer,
- Clearly mentioning who demanded the study,
- Clearly defining the FU and the boundaries of the study (e.g. for transport or waste),
- Reporting transparently and comprehensively all assumptions because the results you get are only valid under these assumptions,

- Specifying which standard are followed (ISO, PEF, ...), and if the standard is not completely followed, discussing the deviation with the standard,
- Mentioning which type of LCA is performed (attributional, consequential, inclusion of prospective scenarios).

A short check of each study could then be enough in order to check user's mistakes.

Warning messages could be integrated in the software in order to draw users' attention on some risks of error related to building models (e.g. consistent number of occupants for energy, water and transport aspects, need of a sensitivity study on the life span...). In that way, user are aware of taken assumptions and can understand them better.

I-5 - International Energy Agency Annex 72

The new annex "Assessing life cycle related environmental impacts caused by buildings" proposed by Rolf Frischknecht has been accepted during the 80th executive committee in November 2016. It includes several subtasks related to the methodology, tools, case studies, data bases, and dissemination. 2017 will be dedicated to preparing the work, and the annex will then last 4 years. Participants in the seminar have shown their interest.

Annexe J. Modélisation des maisons INCAS

J-1 - SED des maisons INCAS

Les compositions adaptées des parois des trois maisons, issues de Pannier (2014), sont rappelées dans la suite.

♦ Maison IBB

Les compositions des parois ainsi que les caractéristiques des matériaux sont données dans les Tableau J-1 à Tableau J-11.

Tableau J-1 : Types de parois de la maison IBB

Type de paroi	Nom de la paroi
Mur extérieur	IBB-Mur extérieur
Mur pignon	IBB-Mur Pignon
Sol	IBB-Sol
Vide sanitaire	IBB-Mur vide sanitaire
Plancher bas	IBB-Plancher bas
Plancher intermédiaire	IBB-Plancher intermédiaire
Plancher haut	IBB-Combles
Toiture	IBB-Toiture
Cloisons intérieures	IBB-Cloisons intérieures
Paroi interne pilier	IBB-Pilier

Tableau J-2 : IBB-Mur extérieur

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m^3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Crépis	1,5	0,700	1400	0,278	46,67	0,02
INES - Polystyrène extrudé type WALLMATE EXL-X	20,0	0,030	35	0,389	0,15	6,67
INES - Enduit hydrofuge	1,5	1,000	1800	0,278	66,67	0,02
INES - Béton banché	15,0	1,750	2300	0,256	11,67	0,09
INES - Plâtre gypse	1,0	0,430	1200	0,278	43,00	0,02

Tableau J-3 : IBB-Mur Pignon

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Crépis	1,5	0,700	1400	0,278	46,67	0,02
INES - Polystyrène extrudé type WALLMATE EXL-X	20,0	0,030	35	0,389	0,15	6,67
INES - Enduit hydrofuge	1,5	1,000	1800	0,278	66,67	0,02
INES - Béton banché	15,0	1,750	2300	0,256	11,67	0,09
INES - LDV ISOCONFORT 32	10,0	0,032	12	0,233	0,32	3,13

Tableau J-4 : IBB-Sol

Matériaux	Epaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Argile ou limon	100,0	1,500	1500	0,579	1,50	0,67

Tableau J-5 : IBB-Mur vide sanitaire

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Polystyrène extrudé Roofmate SL-X	20,0	0,029	35	0,389	0,15	6,90
INES - Enduit hydrofuge	1,5	1,000	1800	0,278	66,67	0,02
INES - Béton banché	15,0	1,750	2300	0,256	11,67	0,09
INES - Enduit hydrofuge	1,5	1,000	1800	0,278	66,67	0,02
INES - Polystyrène extrudé Roofmate SL-X	20,0	0,029	35	0,389	0,15	6,90

Tableau J-6 : IBB-Plancher Bas

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Polystyrène extrudé Styrofoam LB-X	20,0	0,030	35	0,389	0,15	6,67
INES - Dalle pleine en béton armé	16,0	2,500	2400	0,278	15,63	0,06
INES - Chape Béton	8,0	1,750	2400	0,244	21,88	0,05
INES - Carrelage	1,0	0,410	1200	0,278	41,00	0,02

Tableau J-7 : IBB-Plancher Intermédiaire

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m^3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Placoplâtre BA 13	1,3	0,325	850	0,222	25,00	0,04
INES - Lame d'air 15 cm	15,0	0,938	1	0,340	6,25	0,16
Plancher poutrelles + hourdis (16+4)	20,0	1,053	800	0,180	5,26	0,19
INES - Chape Béton	8,0	1,750	2400	0,244	21,88	0,05
INES - Carrelage	1,0	0,410	1200	0,278	41,00	0,02

Tableau J-8 : IBB-Combles

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Placoplâtre BA 13	1,3	0,325	850	0,222	25,00	0,04
INES - Lame d'air 15 cm	15,0	0,938	1	0,340	6,25	0,16
INES - LDV ISOCONFORT 35	40,0	0,035	12	0,233	0,09	11,43

Tableau J-9 : IBB-Toiture

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m^3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Tuiles Terre cuite	1,5	2,200	2700	0,209	146,67	0,00

Tableau J-10 : IBB-Cloisons intérieures

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m^3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Plâtre gypse	1,5	0,430	1200	0,278	28,67	0,03
INES - Laine de verre	4,0	0,041	25	0,286	1,03	0,98
INES - Plâtre gypse	1,5	0,430	1200	0,278	28,67	0,03

Tableau J-11 : IBB-Pilier

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m^3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Béton banché	15,0	1,750	2300	0,256	11,67	0,09

- **Maison IDM**

Les compositions des parois ainsi que les caractéristiques des matériaux sont données dans les Tableau J-12 Tableau J-15.

Tableau J-12 : Types de parois de la maison IDM

Type de paroi	Nom de la paroi
Mur extérieur	IDM-Mur extérieur
Mur pignon	IDM-Mur Pignon-modifié
Sol	IBB-Sol
Vide sanitaire	IDM-Mur vide sanitaire-modifié
Plancher bas	IBB-Plancher bas
Plancher intermédiaire	IBB-Plancher intermédiaire
Plancher haut	IBB-Combles
Toiture	IBB-Toiture
Cloisons intérieures	IBB-Cloisons intérieures
Paroi interne pilier	IBB-Pilier

Tableau J-13 : IDM-Mur extérieur

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Enduit hydrofuge	1,5	1,000	1800	0,278	66,67	0,02
INCAS - Parpaing de 15	15,0	0,750	800	0,180	4,93	0,20
INCAS - LDV semi-rigide	23,3	0,035	12	0,233	0,18	5,71
INCAS - Parpaing de 15	15,0	0,750	800	0,180	4,93	0,20
INES - Plâtre gypse	1,0	0,430	1200	0,278	43,00	0,02

Tableau J-14 : IDM-Mur Pignon

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Enduit hydrofuge	1,5	1,000	1800	0,278	66,67	0,02
INCAS - Parpaing de 15	15,0	0,750	800	0,180	4,93	0,20
INCAS - LDV semi-rigide	23,4	0,035	12	0,233	0,18	5,71
INCAS - Parpaing de 15	15,0	0,750	800	0,180	4,93	0,20
INES - LDV ISOCONFORT 32	10,0	0,032	12	0,233	0,32	3,13

Tableau J-15 : IDM-Mur vide sanitaire

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Enduit hydrofuge	1,5	1,000	1800	0,278	66,67	0,02
INCAS - Parpaing de 15	15,0	0,750	800	0,180	4,93	0,20
INES - Polystyrène extrudé Roofmate SL-X	20,0	0,031	35	0,389	0,15	6,90
INCAS - Parpaing de 15	15,0	0,750	800	0,180	4,93	0,20
INES - Enduit hydrofuge	1,5	1,000	1800	0,278	66,67	0,02
INES - Polystyrène extrudé Roofmate SL-X	20,0	0,031	35	0,389	0,15	6,90

♦ Maison IOB

Les compositions des parois ainsi que les caractéristiques des matériaux sont données dans les Tableau J-16 Tableau J-28.

Tableau J-16 : Types de parois de la maison IOB

Type de paroi	Nom de la paroi
Mur extérieur	IOB - Compo Multiple Mur Extérieur
Mur pignon	IOB - Compo Multiple Mur Pignon
Sol	IBB -Sol
Vide sanitaire	IBB-Mur vide sanitaire
Plancher bas	IBB – Plancher bas
Plancher intermédiaire	IOB Compo Multiple Plancher Intermédiaire
Plancher haut	IOB Compo Multiple Plancher combles
Toiture	IBB-Toiture
Cloisons intérieures	IOB – Cloison 122 et IOB – Cloison 212

IOB – Composition multiple mur extérieur

Tableau J-17 : IOB-Composition multiple mur extérieur, partie principale, 82 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m^3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Crépis	0,6	0,700	1400	0,278	116,67	0,00
Fibres-ciment cellulose	2,5	0,350	1200	0,278	14,00	0,07
IOB - Laine de bois	54,0	0,039	160	0,583	0,24	4,10
Panneau OSB	2,5	0,130	650	0,470	5,20	0,19
Placoplâtre BA 10	1,0	0,333	850	0,222	33,33	0,03

Tableau J-18 : IOB- Composition multiple mur extérieur, montant en bois, 18 % de la composition

Matériaux	Epaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Bois Lourd	54	0,23	650	0,667	0,43	2,35

IOB - Compo Multiple Mur Pignon

Tableau J-19 : IOB-Composition multiple mur pignon, partie principale, 82 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m^3	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
INES - Crépis	0,6	0,700	1400	0,278	116,67	**0,00**
Fibres-ciment cellulose	2,5	0,350	1200	0,278	14,00	**0,07**
IOB - Laine de bois	79,4	0,039	160	0,583	0,24	**4,10**
Panneau OSB	2,5	0,130	650	0,470	5,20	**0,19**
Placoplâtre BA 10	1,0	0,333	850	0,222	33,33	0,03

Tableau J-20 : IOB-Composition multiple mur pignon, montant en bois, 18 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Bois Lourd	79,4	0,23	650	0,667	0,29	3,45

IBB – Plancher bas

Le même plancher bas que dans I-BB et dans I-DM est utilisé afin d'harmoniser les valeurs de ponts thermiques choisies pour le plancher bas.

IOB - Compo Multiple Plancher Combles

Tableau J-21 : IOB-Composition multiple plancher combles, partie principale, 84 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Placoplâtre BA 10	1,0	0,333	850	0,222	33,33	0,03
Lame d'air	15,0	0,938	1	0,340	6,25	0,16
IOB - Laine de bois	94,8	0,039	160	0,583	0,24	4,10
Panneau OSB	1,9	0,130	650	0,470	6,84	0,15
Fibre de bois	2,0	0,150	800	0,580	7,50	0,13

Tableau J-22 : IOB-Composition multiple plancher combles, montant en bois, 16 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Bois Lourd	94,8	0,23	650	0,667	0,24	4,12

IOB - Compo Multiple Plancher Intermédiaire

Tableau J-23 : IOB-Composition multiple plancher intermédiaire, partie principale, 68 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Placoplâtre BA 10	1,0	0,333	850	0,222	33,33	**0,03**
Lame d'air	15,0	0,938	1	0,340	6,25	**0,16**
Panneau OSB	1,9	0,130	650	0,470	6,84	**0,15**
Fibre de bois	2,0	0,150	800	0,580	7,50	0,13

Tableau J-24 : IOB- Composition multiple plancher intermédiaire, montant en bois, 32 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Bois Lourd	15	0,23	650	0,667	1,49	0,65

IOB - Cloisons intérieures de 122

Tableau J-25 : IOB-Cloisons intérieures de 122, partie principale, 88 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Placoplâtre BA 10	0,95	0,333	850	0,222	3,51	0,03
Panneau OSB	1,6	0,130	650	0,470	8,13	0,12
Laine de verre	6	0,041	25	0,286	0,68	1,46
Lame d'air	2,81	0,933	1	0,340	33,3	0,03
Panneau OSB	1,6	0,130	650	0,470	8,13	0,12
Placoplâtre BA 10	0,95	0,333	850	0,222	3,51	0,03

Tableau J-26 : IOB-Cloisons intérieures de 122, montant en bois, 12 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Bois Lourd	7	0,23	650	0,667	3,28	0,30

IOB - Cloisons intérieures de 212

Tableau J-27 : IOB-Cloisons intérieures de 212, partie principale, 71 % de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Placoplâtre BA 10	0,95	0,333	850	0,222	3,51	0,03
Panneau OSB	1,6	0,130	650	0,470	8,13	0,12
Laine de verre	16	0,041	25	0,286	0,26	3,90
Lame d'air	1,81	0,933	1	0,340	51,55	0,02
Panneau OSB	1,6	0,130	650	0,470	8,13	0,12
Placoplâtre BA 10	0,95	0,333	850	0,222	3,51	0,03

Tableau J-28 : IOB-Cloisons intérieures de 212, montant en bois, 29% de la composition

Matériaux	Épaisseur (cm)	λ W/(m.K)	ρ kg/m³	CS Wh/(kg.K)	U W/(m².K)	R (m².K)/W
Bois Lourd	12	0,23	650	0,667	11,92	0,52

♦ Scénarios de fonctionnement

Les scénarios d'occupation (température de consigne, apports internes et présence) sont présentés dans la suite. Ils ont été établis à partir du générateur de scénarios de Vorger (2014) et reflètent l'occupation moyenne d'une maison avec quatre pièces principales. Le modèle permet de générer pour chaque pièce de la maison ces scénarios. Pour les températures de consigne et la présence, une semaine type est reproduite sur toute l'année. Des périodes de vacances sont considérées (du 6 au 19 août et du 3 au 9 décembre) pendant lesquelles les puissances dissipées sont mises à zéro, les occupants sont absents et la consigne de température est réduite à 7°C.

Les profils de puissance dissipée par l'éclairage et l'électroménager sont présentés aux Figure J-8 et Figure J-9 pour chaque zone. Dans le cellier, des puissances négatives sont parfois observées. Elles correspondent à l'utilisation du sèche-linge qui prélève de la chaleur au milieu environnant.

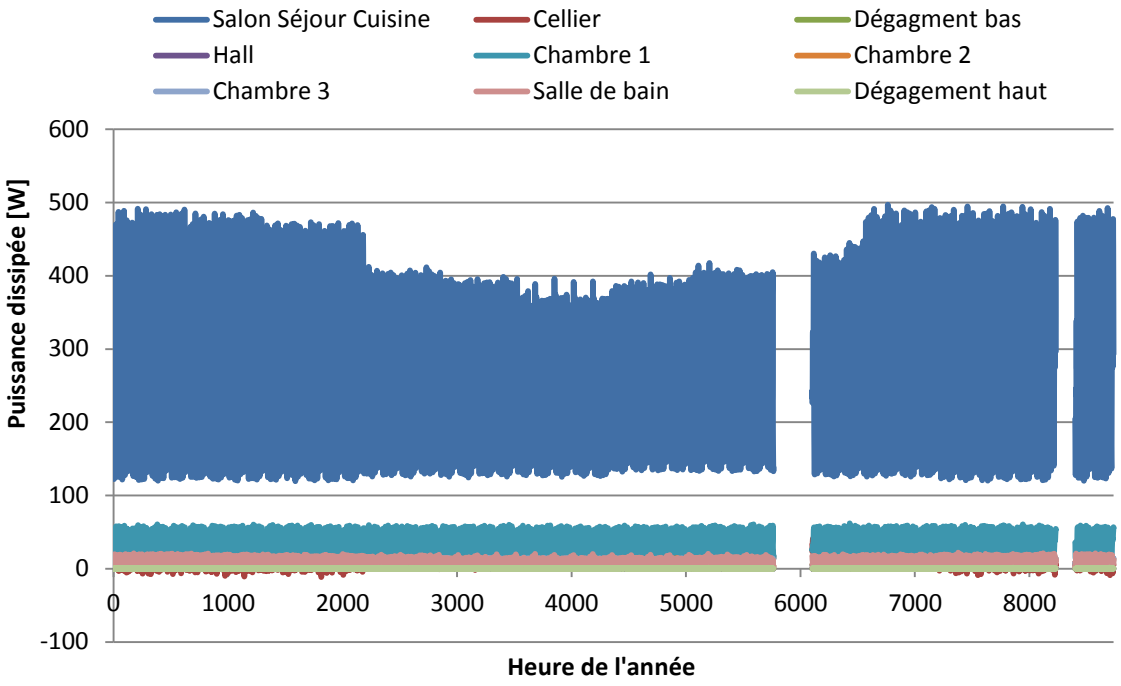


Figure J-8. Profil annuel moyen de puissance dissipée par les appareils électriques

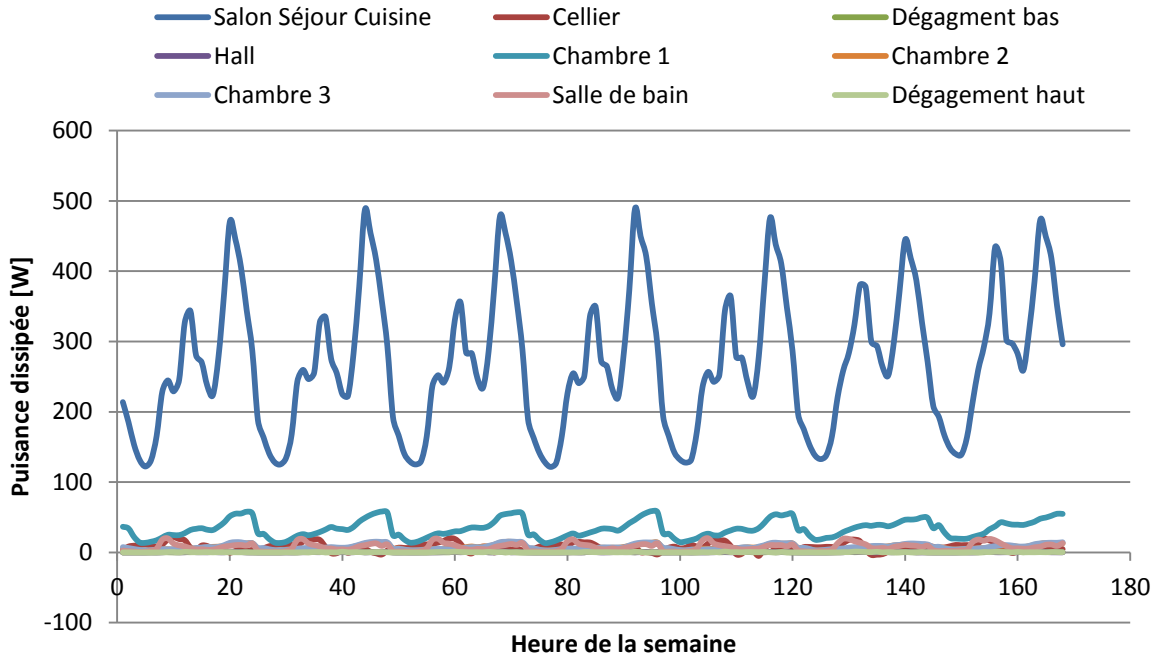


Figure J-9. Profil moyen de puissance dissipée par les appareils électriques au cours de la première semaine

Les évolutions températures de consignes des zones sont présentées à la Figure J-10. Rappelons qu'en période de vacances, la température de consigne est réduite à 7°C.

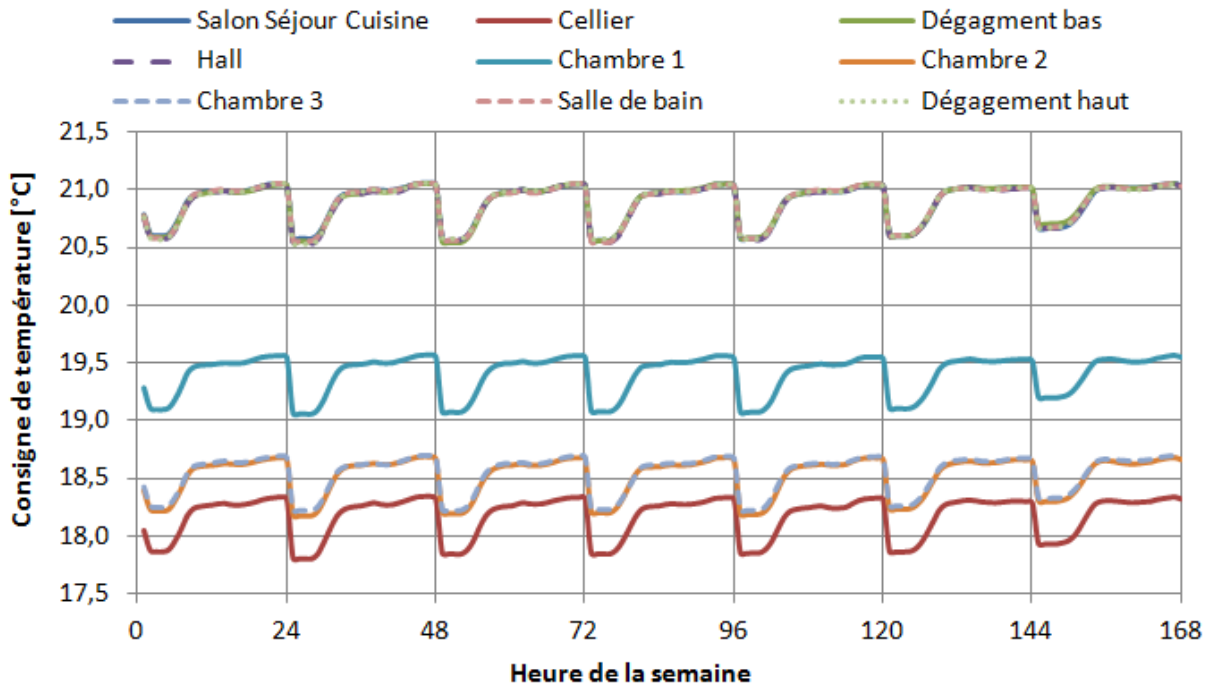


Figure J-10. Profil hebdomadaire de température par zone, hors période de vacances

La maison est occupée par 2,5 habitants. Le pourcentage d'occupation par pièce est présenté à la Figure J-11.

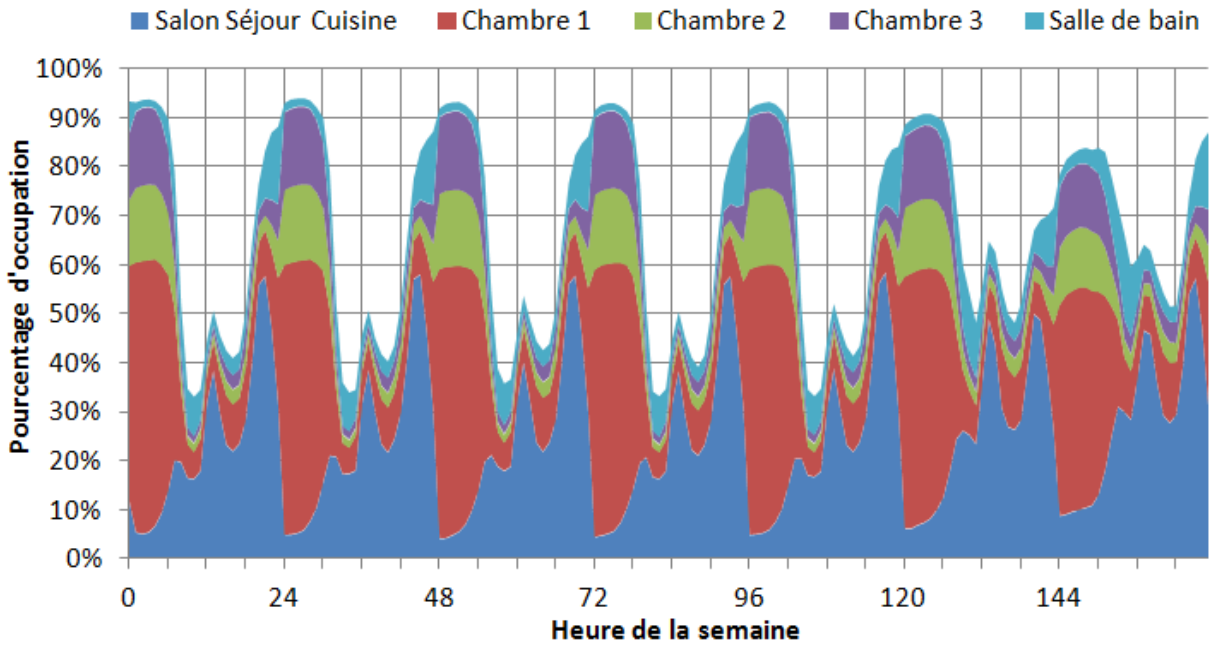


Figure J-11. Profil hebdomadaire moyen d'occupation, hors période de vacances

J-1 - ACV des maisons INCAS

Les correspondances entre les matériaux et procédés utilisés tout au long du cycle de vie des maisons INCAS, et les données environnementales issues d'ecoinvent sont récapitulées dans Tableau J-29. Il est également précisé si des contextualisations du mix de production d'électricité (application d'un mix français ou européen à la place, par exemple, d'un mix suisse) ont été réalisées.

Tableau J-29 : Correspondances avec les matériaux et procédés d'ecoinvent

Matériaux ou procédé	Nom ecoinvent v2.2	Nom ecoinvent v3.2
Acier	reinforcing steel, at plant, RER	reinforcing steel production, RER
Béton banché	concrete, normal, at plant,CH, contextualisé FR	concrete production, for building construction, with cement CEM II/A,CH, contextualisé FR
Béton pour fondation	concrete, sole plate and foundation, at plant, CH, contextualisé FR	market for concrete, sole plate and foundation, CH, contextualisé FR
Bois lamellé collé	glued laminated timber, indoor use, certified, at plant, RER	glued laminated timber production, for indoor use, RER
Carrelage	ceramic tiles, at regional storage, CH	ceramic tile production, CH, contextualisé RER
Chape	cement cast plaster floor, at plant, CH, contextualisé FR	cement cast plaster floor production, CH, contextualisé FR
Crépis et enduit	cover coat, mineral, at plant, CH, contextualisé RER	cover plaster production, mineral, CH, contextualisé RER
Dalle	concrete, normal, at plant,CH, contextualisé FR	concrete production, for building construction, with cement CEM II/A,CH, contextualisé FR
Fenêtre	polyvinylchloride, at regional storage, RER + flat glass, coated, at plant, RER + steel, low-alloyed, at plant, RER	polyvinylchloride production, bulk polymerisation, RER + flat glass production, coated, RER + steel production, low-alloyed, hot rolled, RER
Fibres ciment-cellulose	fibre cement roof slate, at plant, CH, contextualisé RER	fibre cement roof slate production, CH, contextualisé RER
Fibres de bois	particle board, indoor use, at plant, RER	particle board production, for indoor use, RER
Laine de bois	wood wool, u=20 %, at plant, RER	wood wool production, RER
Laine de verre	glass wool mat, at plant, CH, contextualisé FR	glass wool mat production, CH, contextualisé FR
Panneau OSB	oriented strand board, at plant, RER	oriented strand board production, RER
Pare pluie	polypropylene, granulate, at plant, RER	polypropylene production, granulate, RER
Pare vapeur	nylon 66, at plant, RER	nylon 6-6 production, RER
Parpaing	concrete block, at plant, DE, contextualisé FR + cement	concrete block production, DE, contextualisé FR + cement mortar

Matériaux ou procédé	Nom ecoinvent v2.2	Nom ecoinvent v3.2
	mortar, at plant, CH, contextualisé FR	production, CH, contextualisé FR
Peinture à l'eau	alkyd paint, white, 60 % in H2O, at plant, RER	alkyd paint production, white, water-based, product in 60 % solution state, RER
Peinture au solvant	alkyd paint, white, 60 % in solvent, at plant, RER	alkyd paint production, white, solvent-based, product in 60 % solution state, RER
Plancher hourdis	concrete block, at plant, DE, contextualisé FR	concrete block production, DE, contextualisé FR
Planche en bois	sawn timber, softwood, planed, air dried, at plant, RER	market for sawnwood, beam, softwood, dried (u=10%), planed, GLO
Plaque de plâtre	gypsum fibre board, at plant, CH, contextualisé RER	gypsum plasterboard production, CH, contextualisé RER
Polystyrène extrudé	polystyrene, extruded (XPS), at plant, RER	polystyrene production, extruded, CO2 blown, RER
Poutres en bois	sawn timber, hardwood, planed, kiln dried, u=10 %, certified, at plant, RER	market for sawnwood, beam, hardwood, dried (u=10 %), planed, GLO
Porte intérieure	sawn timber, softwood, planed, air dried, at plant, RER	market for sawnwood, beam, softwood, dried (u=20 %), planed, GLO
Porte isolante	sawn timber, softwood, planed, air dried, at plant, RER + polyurethane, rigid foam, at plant	market for sawnwood, beam, softwood, dried (u=20 %), planed, GLO + polyurethane production, rigid foam, RER
Tuiles	brick, at plant, RER	clay brick production, RER
Verre	flat glass, coated, at plant, RER	flat glass production, coated, RER
Ballon de stockage ECS	hot water tank 600 L, at plant, CH, contextualisé RER	hot water tank production, 600 L, CH, contextualisé RER
Chaudière bois	furnace, logs, hardwood, 6kW, CH, contextualisé RER	furnace production, logs, 6kW, RER
Chaudière gaz	gas boiler, RER	gas boiler production, RER
Conduits de ventilation	ventilation duct - PE corrugated tube - DN 75 - at plant, RER	polyethylene pipe production, corrugated, DN 75, RER
Pompe à chaleur	heat pump, brine-water, 10 kW, CH, contextualisé RER	heat pump production, brine-water, 10 kW, CH, contextualisé RER
Unité de ventilation	ventilation equipment - Avent E 97 - at plant, RER	blower and heat exchange unit production, Avent E 97, RER
Acier neuf évité	-	reinforcing steel production, RER
Déchiquetage du bois pour valorisation matière	-	treatment of waste wood, post-consumer, sorting and shredding, CH
Gaz naturel évité	-	heat production, natural gas, at boiler condensing modulating >100kW, CH
Granulats concassés évités	-	gravel production, crushed, CH, contextualisé FR
Incinération du bois	disposal, wood untreated, 20 % water, to municipal incineration,	treatment of waste wood, untreated, municipal incineration, CH

Matériaux ou procédé	Nom ecoinvent v2.2	Nom ecoinvent v3.2
	CH	
Incinération du polystyrène	-	treatment of waste polystyrene, municipal incineration, CH
Mise en décharge	disposal, inert waste, 5% water, to inert material landfill, CH	treatment of inert waste, inert material landfill, CH
Recyclage de l'acier	-	steel production, electric, low-alloyed, RER
Rondin de bois évités	-	market for pulpwood, softwood, measured as solid wood under bark, CH
Transformation du béton en remblai ou granulat	-	treatment of waste concrete gravel, recycling, CH
Bois - combustion	heat, hardwood logs, at wood heater 6 kW, CH	heat production, mixed logs, at wood heater 6 kW, state-of-the-art 2014, CH
Eau potable	tap water, at user, RER	market for tap water, Europe without Switzerland
Électricité	electricity, hard coal, at power plant, UCTE + electricity, oil, at power plant, UCTE + electricity, natural gas, at power plant, UCTE + electricity, hydropower, at power plant, FR + electricity, nuclear, at power plant, UCTE	electricity, from municipal waste incineration to generic market for electricity, medium voltage, FR + heat and power co-generation, wood chips, 6667 kW, state-of-the-art 2014, FR + heat and power co-generation, biogas, gas engine, FR + electricity production, hard coal, FR + electricity production, natural gas, combined cycle power plant, FR + heat and power co-generation, natural gas, 1 MW electrical, lean burn, FR + electricity production, oil, FR + electricity production, wind, 1-3 MW turbine, onshore, FR + electricity production, photovoltaic, 570 kWp open ground installation, multi-Si, FR + electricity production, photovoltaic, 3 kWp slanted-roof installation, single-Si, panel, mounted, FR + electricity production, photovoltaic, 570 kWp open ground installation, multi-Si, FR + electricity production, hydro, run-of-river, FR + electricity production, nuclear, pressure water reactor, FR + electricity production, hydro, reservoir, alpine region, FR + electricity, high voltage, import from BE, FR + electricity, high voltage, import from DE, FR + electricity, high voltage, import from ES, FR + electricity, high voltage, import from GB, FR + electricity, high voltage, import from IT, FR + electricity, high

Matériaux ou procédé	Nom ecoinvent v2.2	Nom ecoinvent v3.2
		voltage, import from CH, FR + network low voltage, FR + network medium voltage, FR + network high voltage, FR
Gaz – combustion	heat, natural gas, at boiler condensing modulating <100 kW, RER	heat production, natural gas, at boiler atmospheric non-modulating <100 kW, Europe without Switzerland
Traitement des eaux usées	treatment, sewage, from residence, to wastewater treatment, class 2, CH, contextualisé RER	treatment of wastewater, from residence, capacity 1.1E10 L/year, CH, contextualisé RER
Transport des matériaux	transport, lorry >28 t, fleet average, CH + transport, barge, RER + transport, freight, rail, RER	transport, freight, lorry >32 metric ton, EURO5, RER + transport, freight, inland waterways, barge, RER + market for transport, freight train, Europe without Switzerland

J-2 - Analyses de contribution

♦ Passage de la base de données v2.2 à la v3.2

Les effets de la mise à jour de la base de données ecoinvent (passage de la version 2.2 à la 3.2) sont dans les Tableau J-30 et Tableau J-31. Pour ce faire, les valeurs d'impact sont présentées pour la maison IBB, utilisant un mix de production d'électricité dynamique non marginal et pour laquelle une simplification est faite sur les fins de vie (mise en décharge pour tous les matériaux sauf le bois qui est incinéré). Le jeu d'indicateurs utilisé pour cette comparaison est celui de la version commerciale de novaEQUER.

Tableau J-30 : Valeur d'impact pour la maison IBB, énergie électricité avec la base v2.2[75]

Indicateur	Construction	Usage élec. spéc.	Usage - chauffage	Usage - ECS	Usage - Eau	Rénovation	Fin de vie
Changement climatique [kg CO_2-eq]	2,64E+04	2,41E+04	1,27E+04	9,66E+03	9,27E+03	3,96E+03	9,79E+03
Acidification [kg SO_2-eq]	1,22E+02	8,60E+01	4,51E+01	3,50E+01	5,37E+01	2,49E+01	1,52E+01
Énergie [MJ]	6,18E+05	3,07E+06	1,44E+06	1,44E+06	1,39E+05	1,09E+05	4,62E+04
Eau [l]	3,61E+05	1,63E+06	7,63E+05	7,79E+05	1,40E+07	3,83E+04	3,67E+04
Déchets [kg]	1,81E+04	1,18E+04	5,90E+03	5,03E+03	1,30E+04	3,67E+03	1,60E+05
Ressources [kg Sb-eq]	2,14E+02	1,92E+02	1,02E+02	7,68E+01	5,24E+01	4,25E+01	1,99E+01
Eutrophisation [kg PO_4^{3-}-eq]	2,97E+01	2,96E+01	1,55E+01	1,20E+01	1,46E+02	5,85E+00	3,17E+00
Formation d'ozone photochimique [kg C_2H_4-eq]	7,81E+00	3,61E+00	1,89E+00	1,47E+00	2,24E+00	1,36E+00	4,13E-01
Biodiversité [PDF.m².an]	8,19E+02	6,95E+02	3,34E+02	3,21E+02	4,87E+02	4,56E+02	5,51E+01
Déchets radioactifs [m3]	2,55E-04	1,18E-02	5,49E-03	5,67E-03	1,74E-04	3,17E-05	8,11E-06
Santé humaine [DALY]	3,82E-02	4,14E-02	2,03E-02	1,86E-02	1,39E-02	6,13E-03	4,98E-03

[75] Dans ces résultats, le gaz utilisé pour l'extrusion du polystyrène est le CO_2, alors que pour générer les résultats présentés à la Figure 2-6, le gaz utilisé était celui de la fiche d'extrusion du polystyrène générique proposée par ecoinvent dans sa version v2.2 (50 % de CO_2, 25 % de 134a et 25 % de 152a). Cela permet une harmonisation des données lors de la comparaison des deux bases.

Tableau J-31 : Valeur d'impact pour la maison IBB, énergie électricité avec la base v3.2

Indicateur	Construction	Usage élec. spéc.	Usage - chauffage	Usage - ECS	Usage - Eau	Rénovation	Fin de vie
Changement climatique [kg CO_2-eq]	2,34E+04	2,76E+04	1,45E+04	1,11E+04	9,54E+03	5,68E+03	9,49E+03
Acidification [kg SO_2-eq]	1,30E+02	1,09E+02	5,71E+01	4,43E+01	6,27E+01	3,29E+01	1,09E+01
Énergie [MJ]	6,48E+05	3,42E+06	1,61E+06	1,60E+06	1,56E+05	1,24E+05	3,62E+04
Eau [l]	3,47E+05	7,27E+05	3,44E+05	3,44E+05	1,45E+07	6,16E+04	3,40E+04
Déchets [kg]	2,50E+04	1,02E+04	5,11E+03	4,35E+03	1,02E+04	4,28E+03	1,61E+05
Ressources [kg Sb-eq]	2,04E+02	2,19E+02	1,16E+02	8,81E+01	6,03E+01	4,71E+01	1,59E+01
Eutrophisation [kg PO_4^{3-}-eq]	3,84E+01	2,38E+01	1,19E+01	1,03E+01	1,51E+02	1,01E+01	2,18E+00
Formation d'ozone photochimique [kg C_2H_4-eq]	1,04E+01	5,15E+00	2,70E+00	2,10E+00	3,05E+00	2,19E+00	4,20E-01
Biodiversité [PDF.m².an]	1,44E+03	6,41E+02	3,04E+02	2,93E+02	1,41E+03	5,88E+02	8,20E+01
Déchets radioactifs [m3]	5,23E-04	1,46E-02	6,82E-03	7,05E-03	2,48E-04	6,96E-05	8,80E-05
Santé humaine [DALY]	4,80E-02	3,97E-02	1,96E-02	1,76E-02	1,87E-02	9,85E-03	4,43E-03

Pour la consommation d'énergie, et l'épuisement des ressources, des écarts assez faibles (jusqu'à 20 %) sont observés entre les deux versions. Pour l'acidification, l'eutrophisation et la santé humaine, les écarts peuvent atteindre 35 %. Pour les autres indicateurs, les écarts sont plus importants et sont parfois multipliés par plus de deux pour la biodiversité et les déchets radioactifs. Ces écarts importants s'expliquent par des modifications faites dans la base de données ecoinvent. À chaque nouvelle version de la base, les modifications apportées sont documentées[76]. Elles peuvent résulter de corrections dans les données d'inventaire, sur les prix de certains produits (ce qui affecte les allocations), sur les volumes de production qui visent à améliorer la précision des inventaires, ou d'ajout de nouvelles fiches plus représentatives. Malgré ces écarts parfois très importants, les tendances, en terme de contribution relative des différentes phases, sont similaires (Figure J-12 et

[76] http://www.ecoinvent.org/database/older-versions/ecoinvent-30/report-of-changes-ecoinvent-30/report-of-changes-ecoinvent-30.html
http://www.ecoinvent.org/database/older-versions/ecoinvent-31/report-of-changes-ecoinvent-31/report-of-changes-ecoinvent-31.html
http://www.ecoinvent.org/database/older-versions/ecoinvent-32/report-of-changes-ecoinvent-32/report-of-changes-ecoinvent-32.html

Figure J-13). Dans ces figures, pour chaque indicateur, l'impact représente 100 % et il est possible de lire la part relative associée à chaque phase.

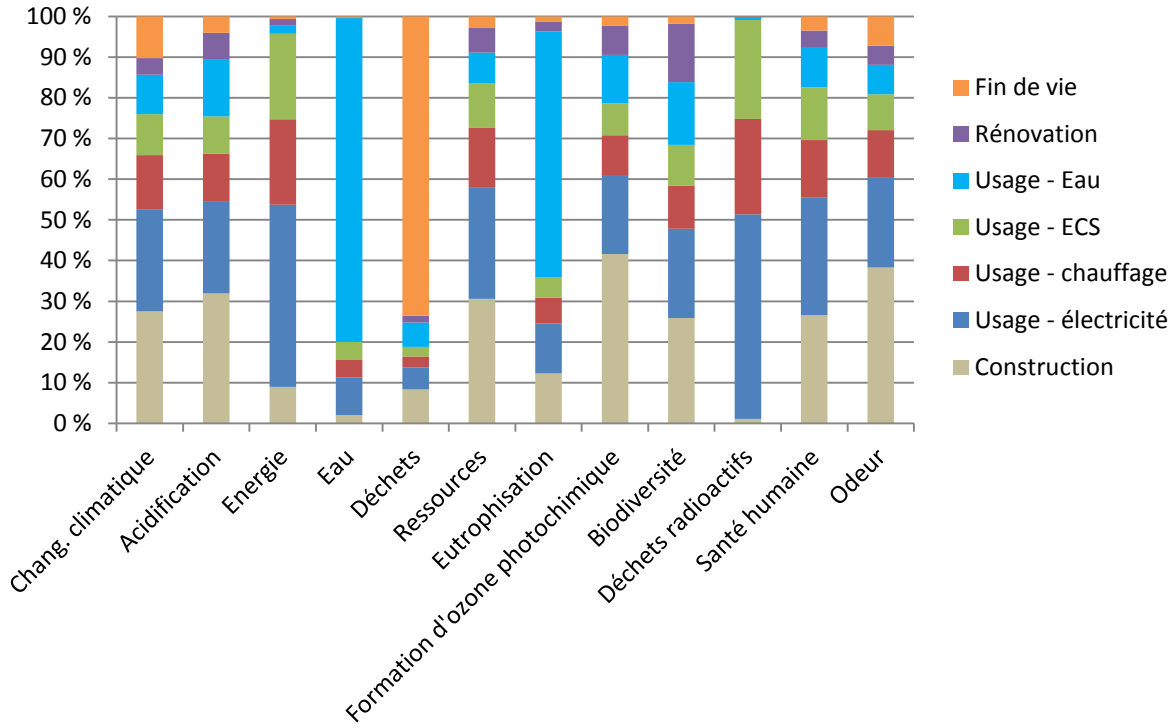


Figure J-12. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité avec la base v2.2

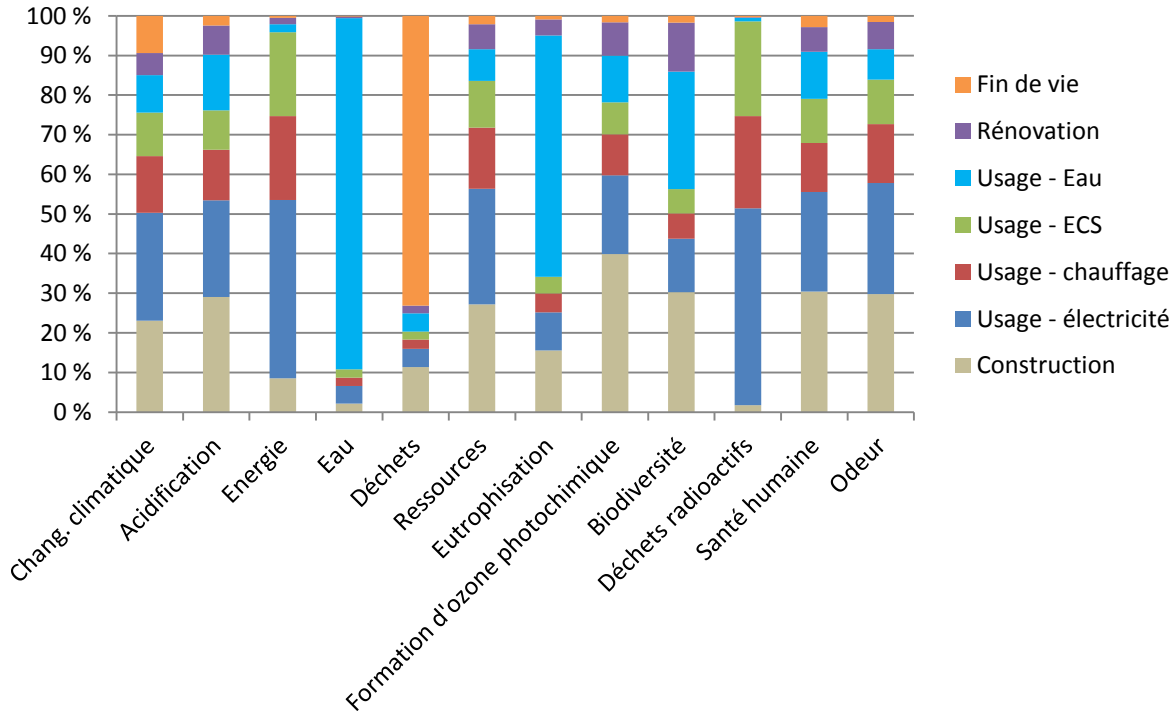


Figure J-13. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité avec la base v3.2

♦ Passage d'un mix dynamique à un mix marginal dérivé

L'effet du changement de mix de production d'électricité (passage à un mix marginal dérivé) est illustré au travers des Figure J-13 (mix dynamique), Figure J-14 (mix marginal dérivé) et Figure J-16 (résultats normalisés avant et après changement du mix).

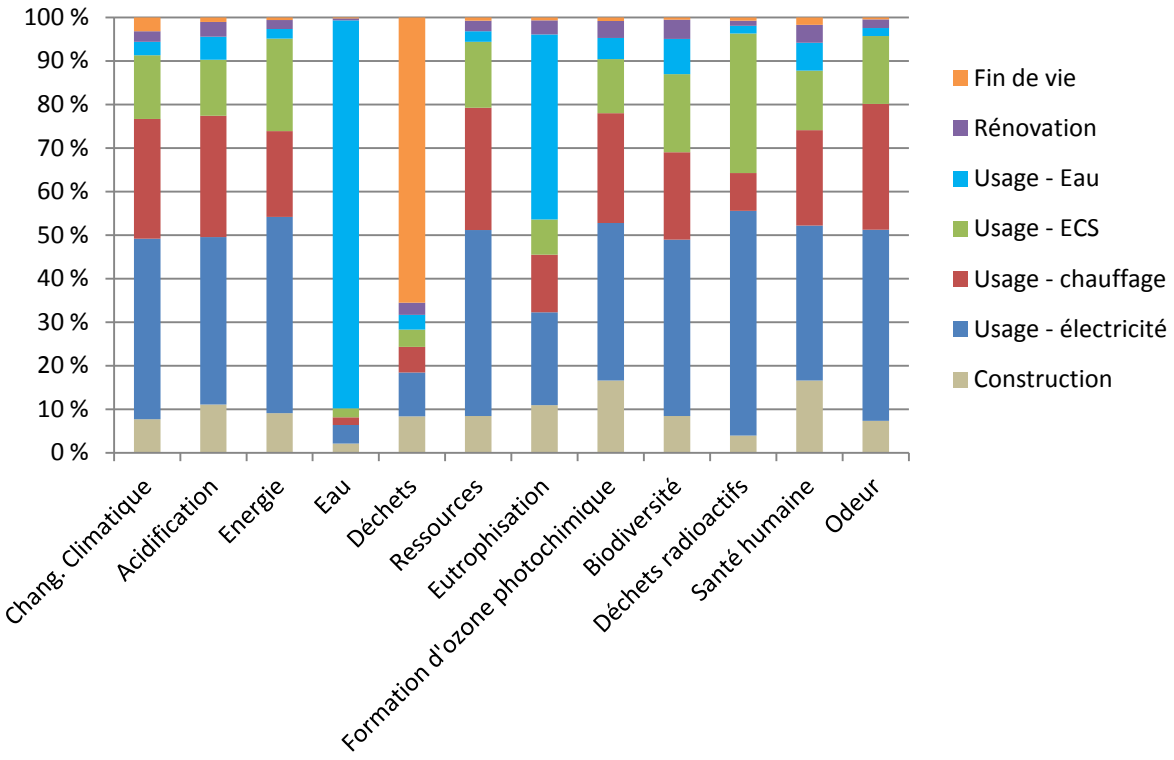


Figure J-14. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité, mix marginal dérivé, avec la base v3.2

Toutes choses égales par ailleurs, le changement de mix conduit à une augmentation de l'importance relative des postes liés à l'usage d'électricité (usage d'électricité spécifique, de chauffage et d'ECS). La phase d'utilisation représente plus de 75 % des impacts pour tous les indicateurs sauf la production de déchets. Pour cette dernière catégorie d'impact, les impacts liés à la phase d'utilisation passent de 10 à 23 %.

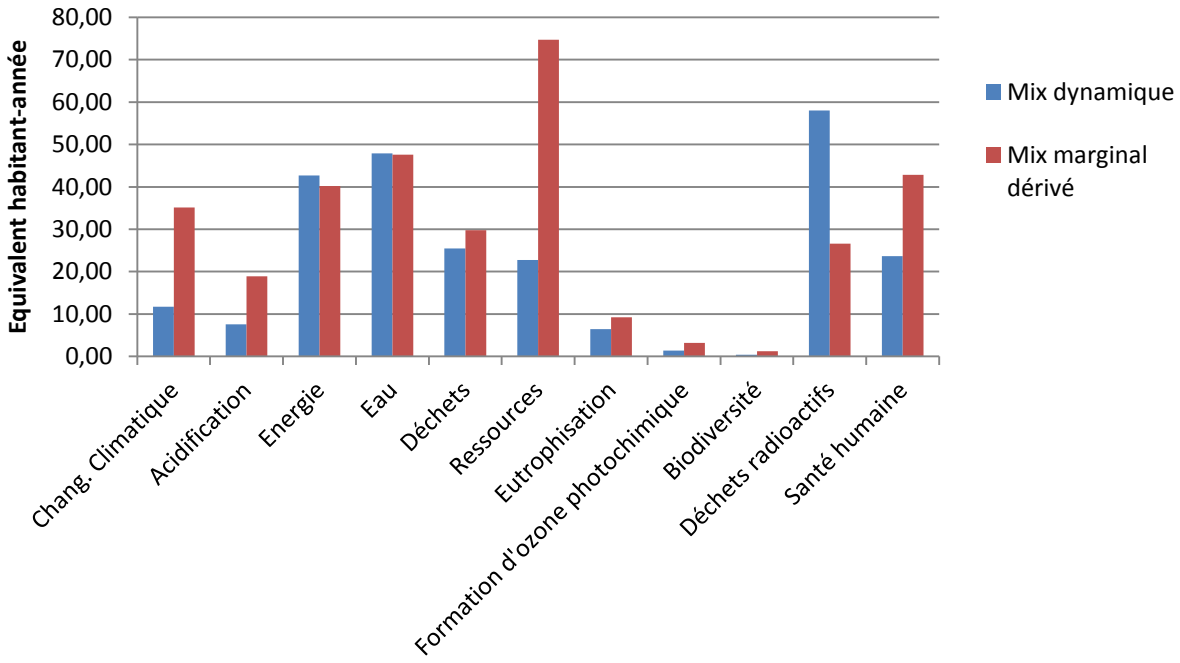


Figure J-15. Résultats normalisés pour la maison IBB, énergie électricité, avant et après changement du mix

Les résultats normalisés avant et après changement de mix sont très différents pour la plupart des indicateurs. On observe une augmentation significative des impacts pour le changement climatique, l'acidification, les ressources et la santé humaine, et une diminution des impacts pour les déchets radioactifs. Cela est lié au contenu énergétique du mix marginal dans lequel la part de charbon et gaz est nettement plus élevée, et la part de nucléaire diminue significativement. Une contextualisation avec un mix marginal annuel français (pour un profil de consommation constant) est également réalisé pour les produits fabriqués en France. Les effets de ce changement de contextualisation sont illustrés dans les Figure J-16 et Figure J-17.

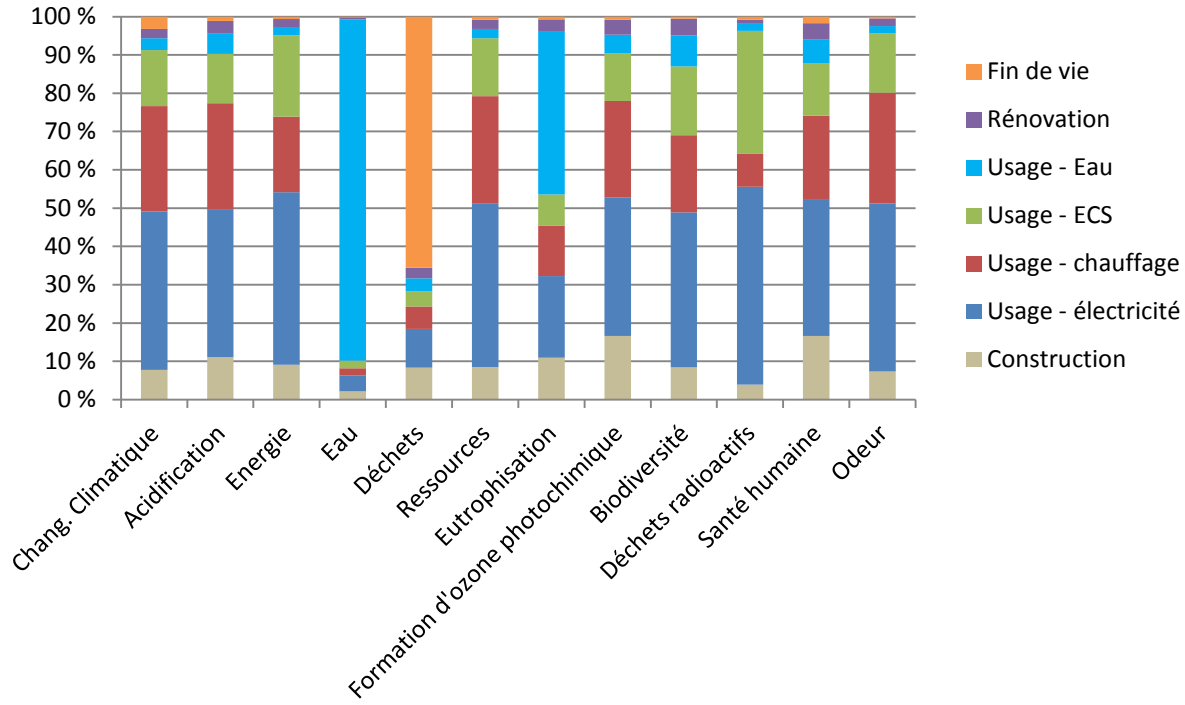


Figure J-16. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité, mix marginal dérivé pour les usages d'électricité et mix marginal annuel pour la contextualisation des matériaux, avec la base v3.2

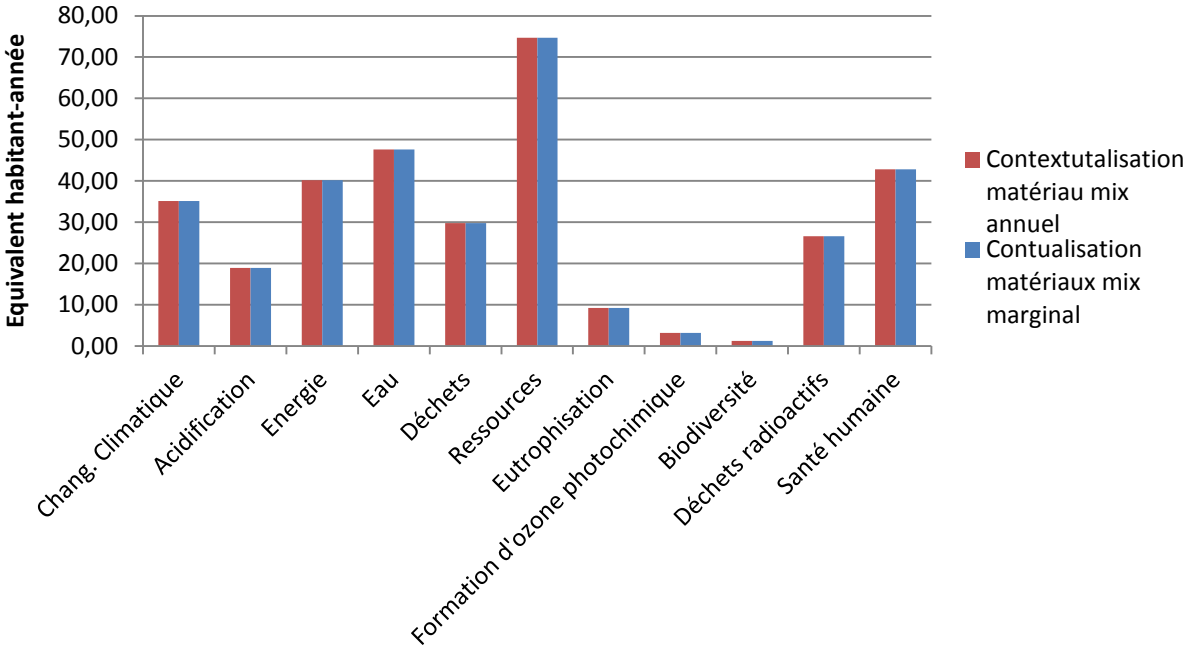


Figure J-17. Résultats normalisés pour la maison IBB, énergie électricité, avant et après changement du mix pour la contextualisation des matériaux

Il résulte de ce changement une légère augmentation des impacts de la construction (au plus 0,035 % sur l'indicateur de déchets radioactifs). Ce changement ne remet pas en cause les tendances observées.

♦ Changement des hypothèses sur les fins de vies des matériaux

Finalement, les fins de vies des matériaux constructifs sont précisées. Alors que tous les matériaux étaient mis en décharge précédemment, à l'exception du bois qui était incinéré, on considère désormais du recyclage ou des valorisations énergétiques ou matières pour la plupart des matériaux, comme indiqué au Tableau 2-5. L'effet de ce changement est illustré dans les Figure J-16 et Figure J-18.

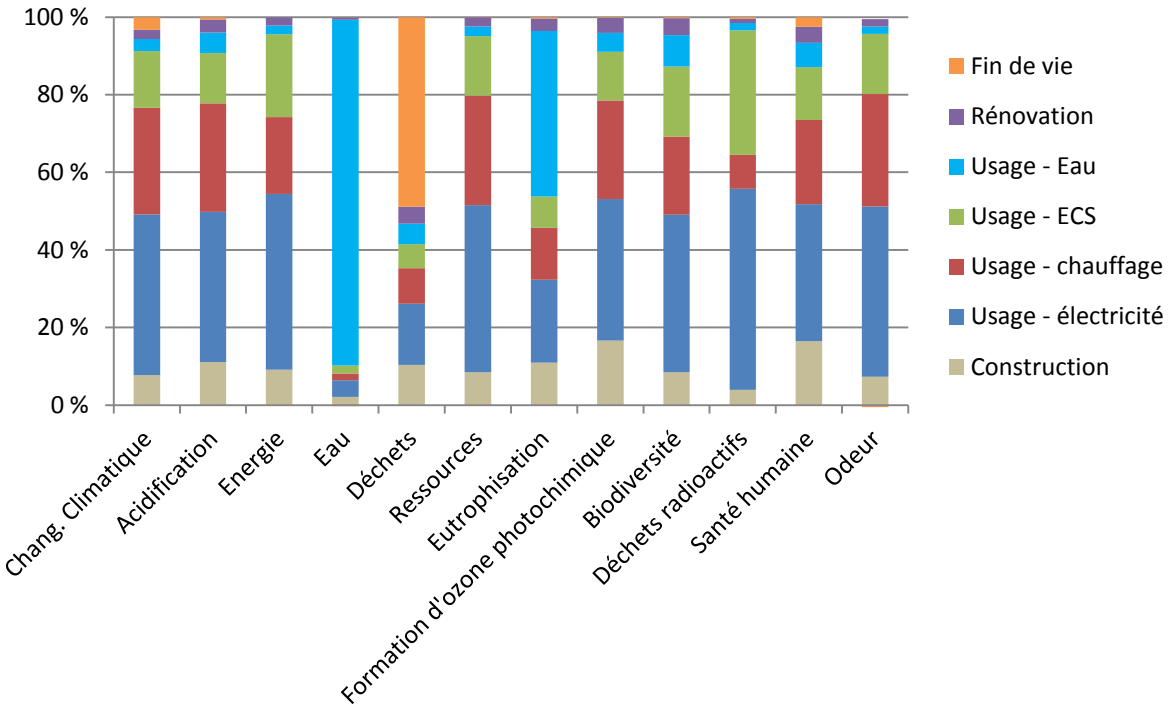


Figure J-18. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité, mix marginal dérivé pour les usages d'électricité, mix marginal annuel pour la contextualisation des matériaux, et fins de vie précisées, avec la base v3.2

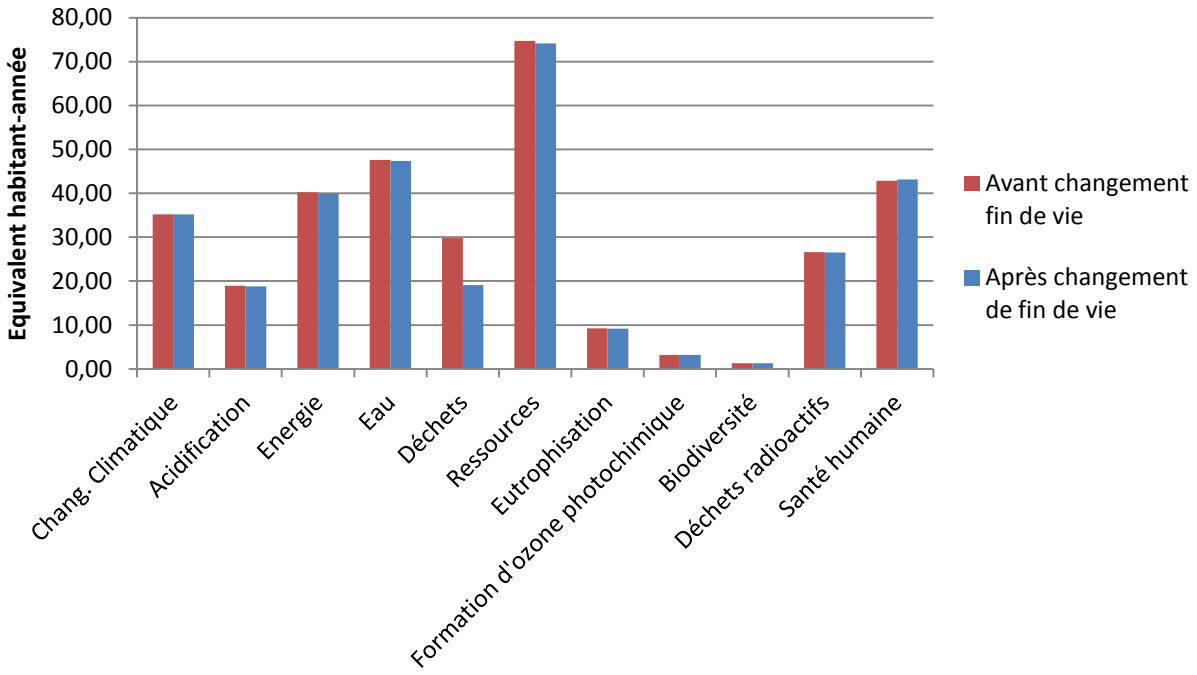


Figure J-19. Résultats normalisés pour la maison IBB, énergie électricité, avant et après changement des fins de vie

Ce changement affecte l'indicateur de déchets produits. Puisque la plupart des matériaux sont en partie recyclés ou valorisés, la quantité de déchets produits est réduite. Cela fait augmenter l'importance relative de la phase d'utilisation qui passe de 23 à 36 %. Pour la plupart des indicateurs, une réduction importante des impacts en fin de vie est observée (ils sont divisés par 2 voire plus) en raison des impacts évités de l'utilisation de produits neufs. Toutefois, pour le changement climatique et la santé humaine, les impacts augmentent. Pour ces deux indicateurs, les impacts évités ne couvrent pas les impacts supplémentaires liés d'une part à l'incinération du polystyrène pour le changement climatique et d'autre part au recyclage des granulats de béton, générateur de particules fines pour la santé humaine.

♦ Analyse de contribution par phase

Les analyses de contribution par phase, pour les 12 variantes de maisons (3 variantes constructives et 4 variantes énergétiques), sont présentées dans les Figure J-20 à Figure J-31.

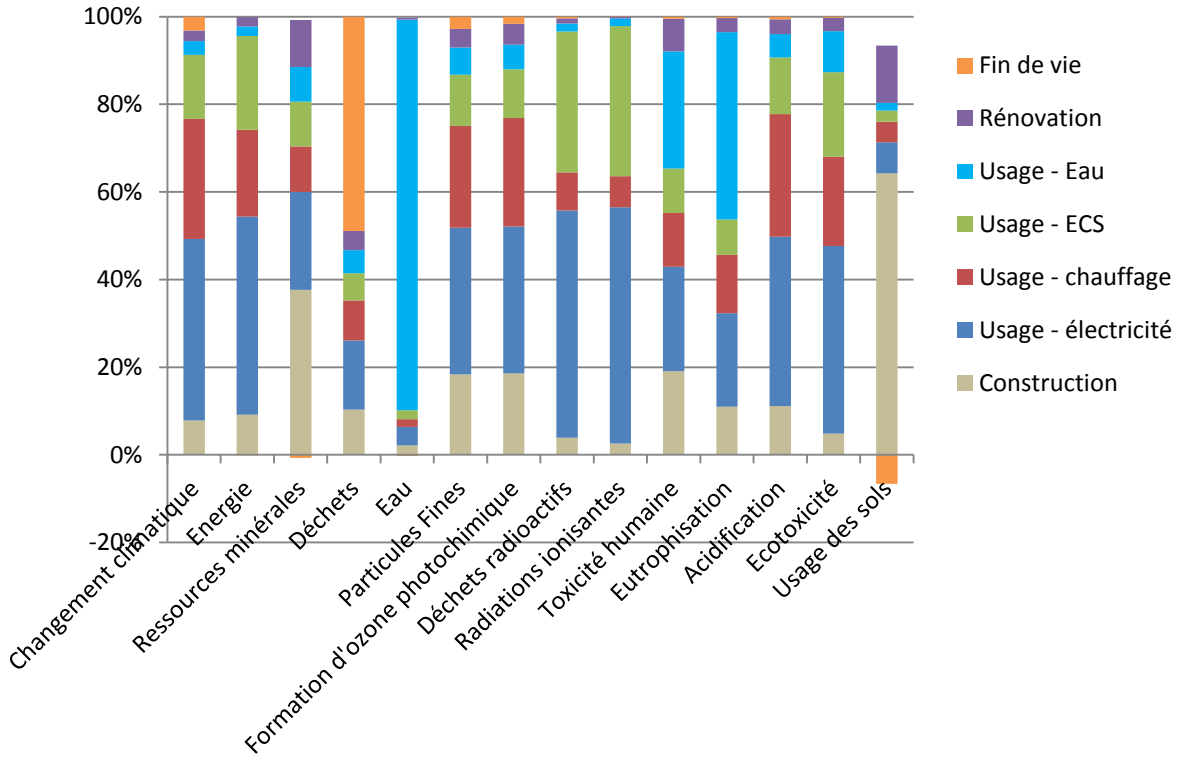


Figure J-20. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité

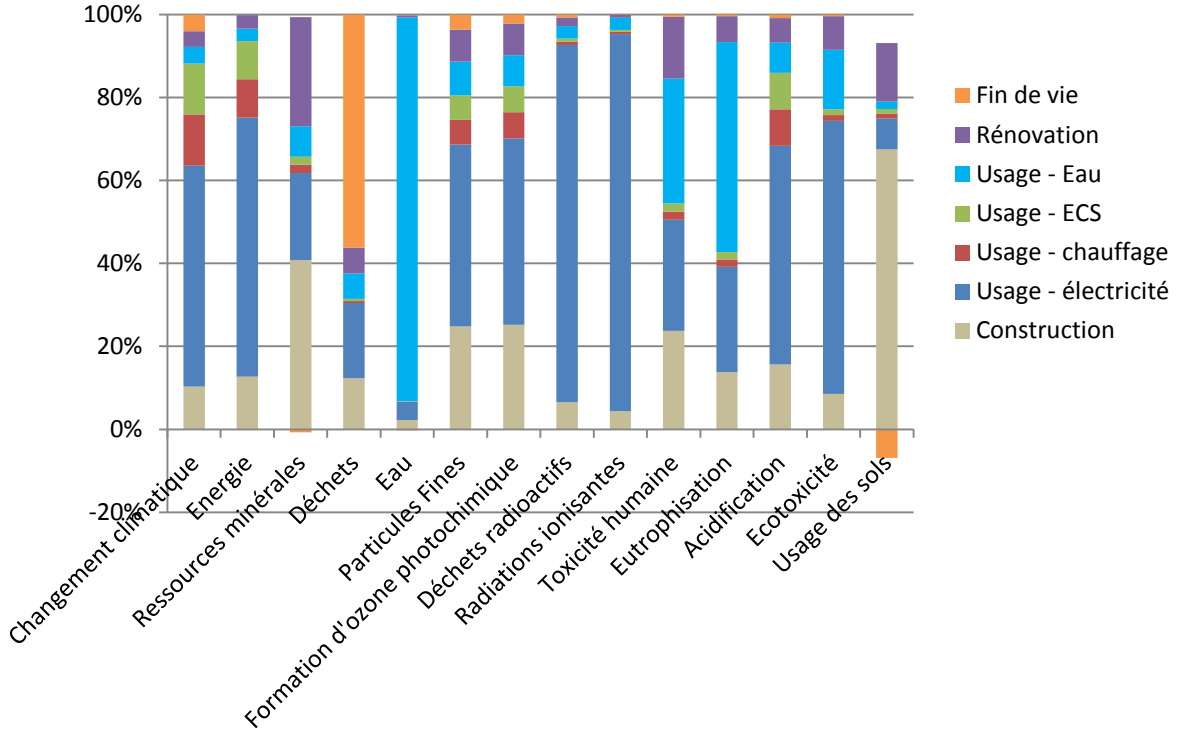


Figure J-21. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie gaz

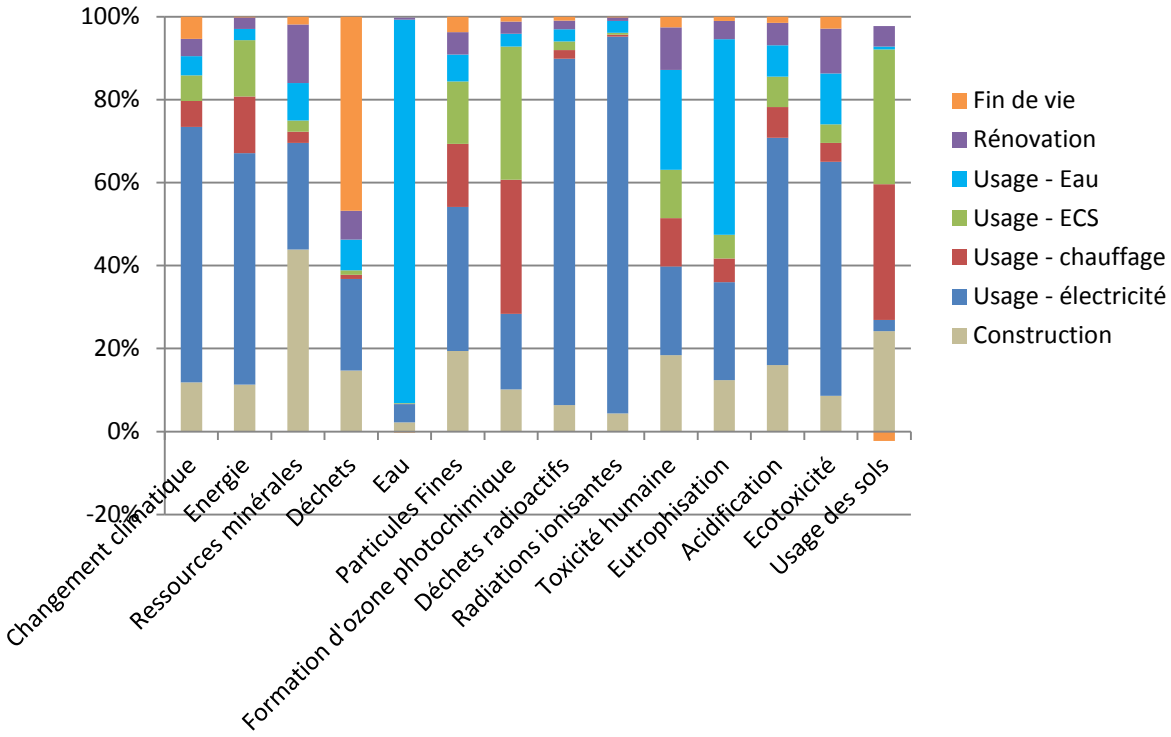


Figure J-22. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie bois

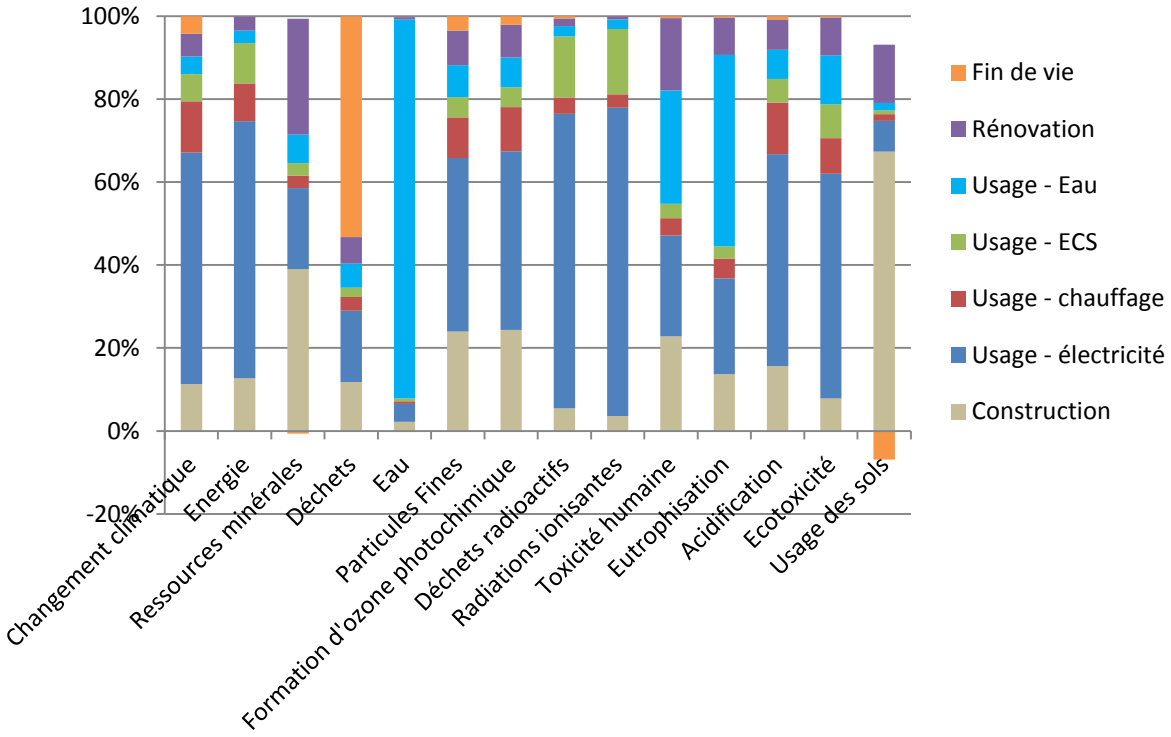


Figure J-23. Analyse de contribution pour la maison IBB, énergie électricité, PAC

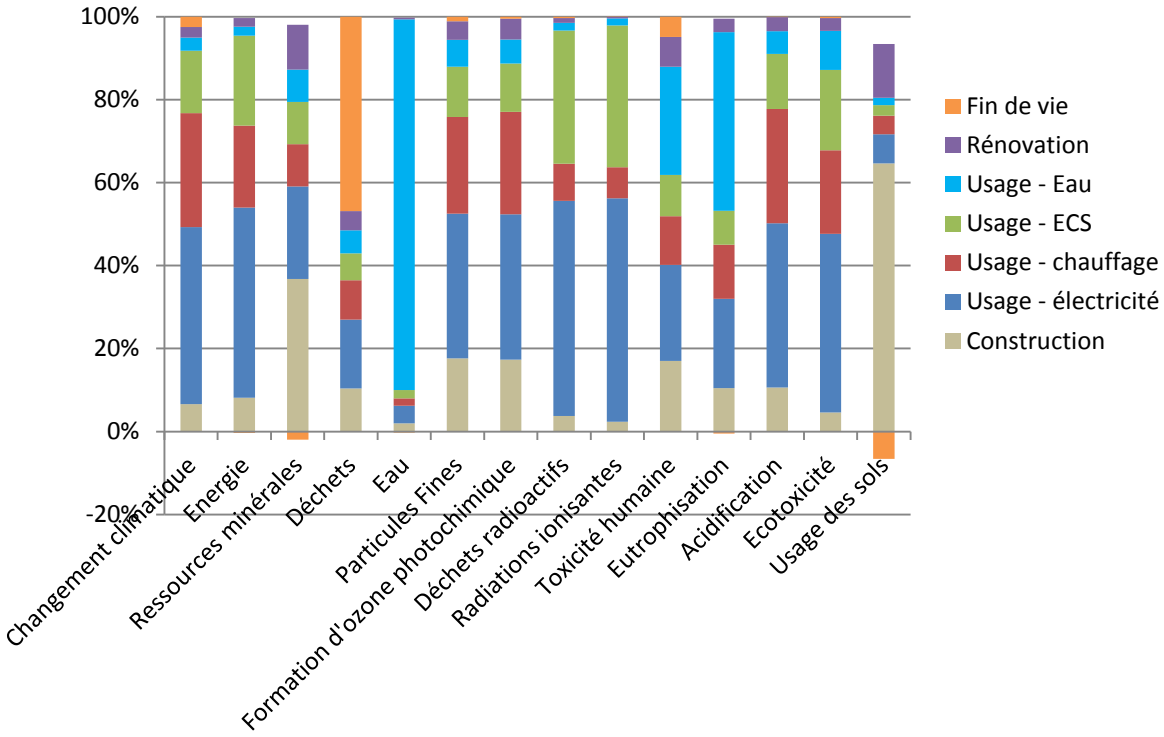


Figure J-24. Analyse de contribution pour la maison IDM, énergie électricité

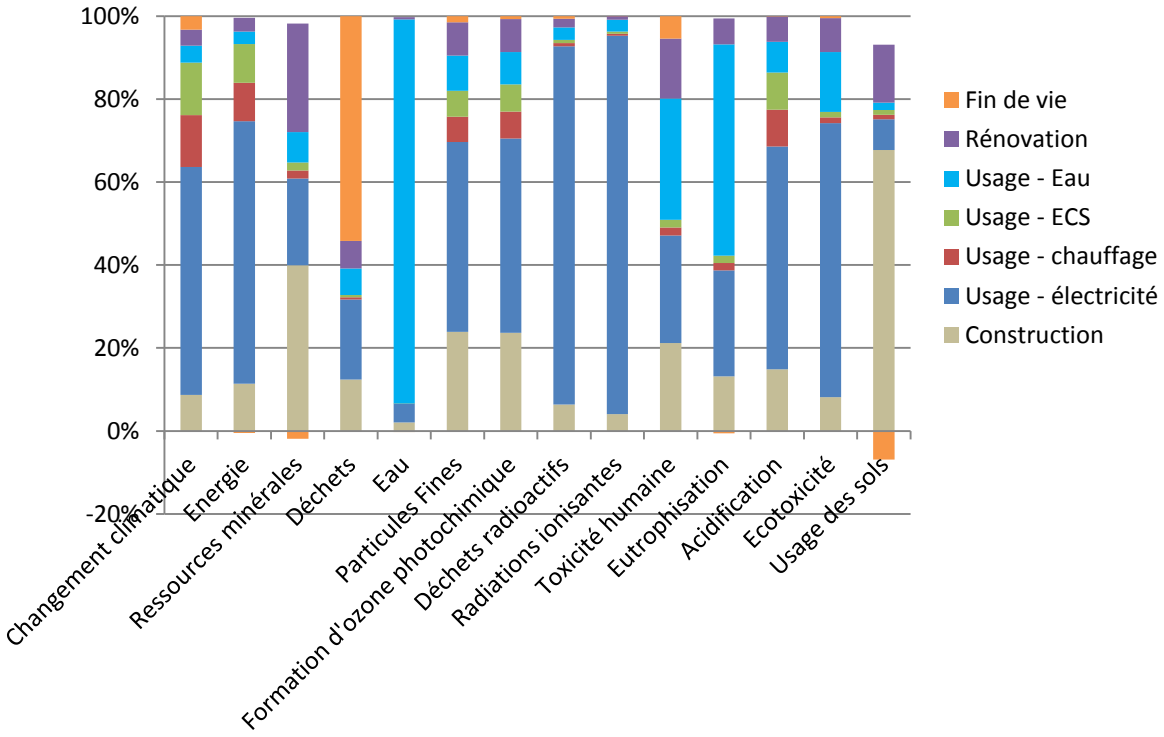


Figure J-25. Analyse de contribution pour la maison IDM, énergie gaz

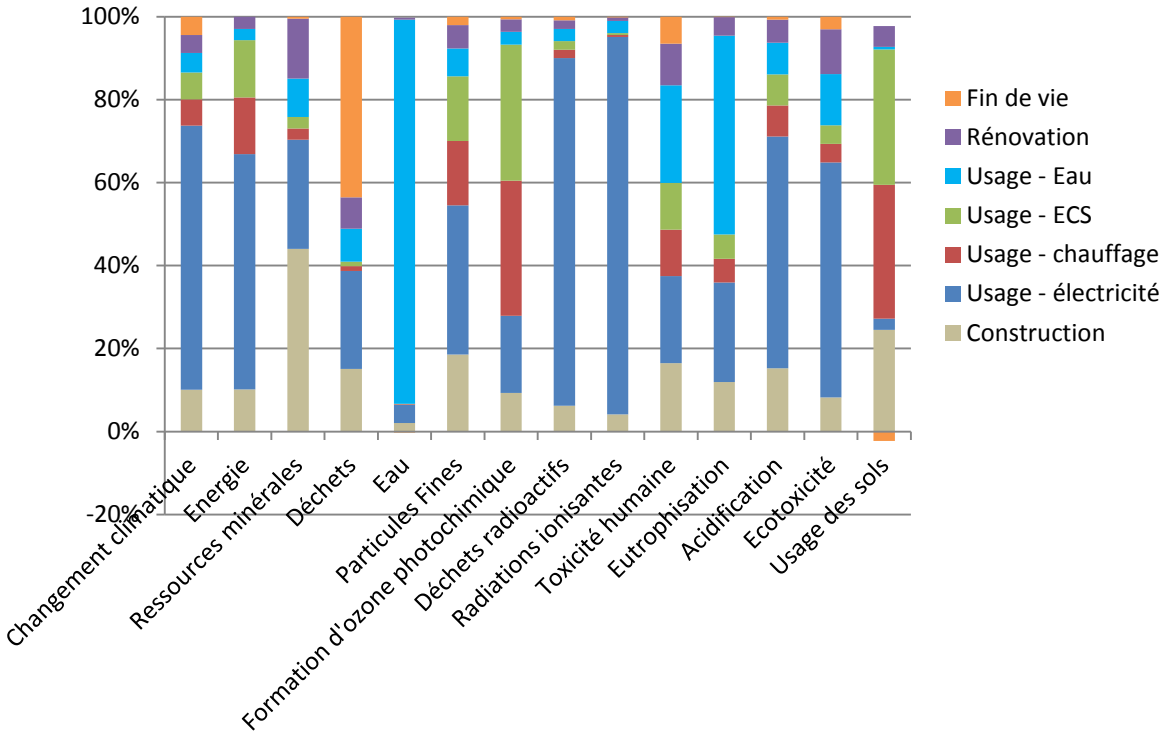


Figure J-26. Analyse de contribution pour la maison IDM, énergie bois

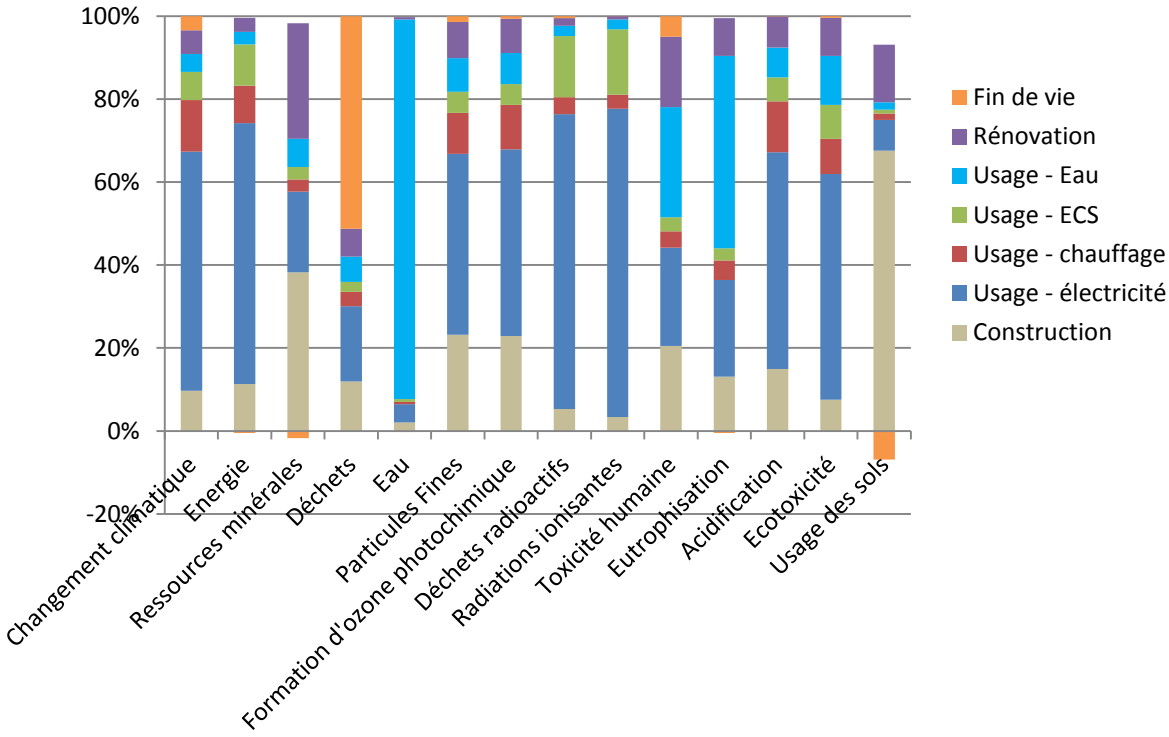


Figure J-27. Analyse de contribution pour la maison IDM, énergie électricité, PAC

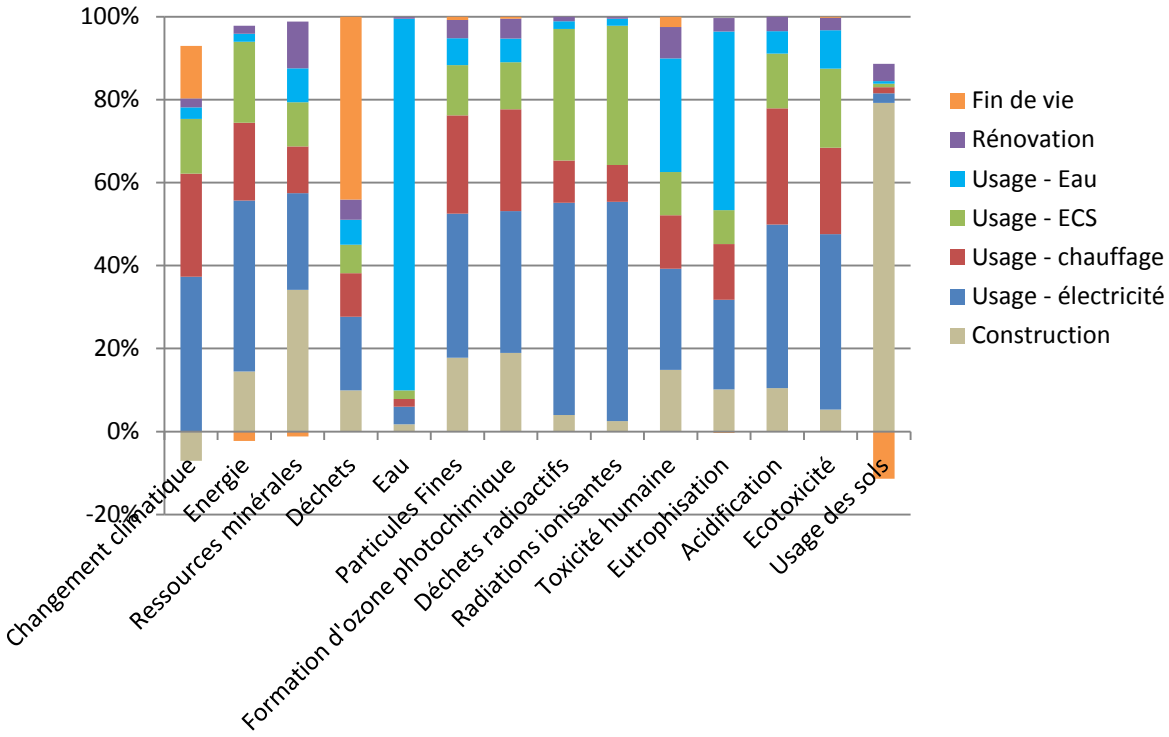


Figure J-28. Analyse de contribution pour la maison IOB, énergie électricité

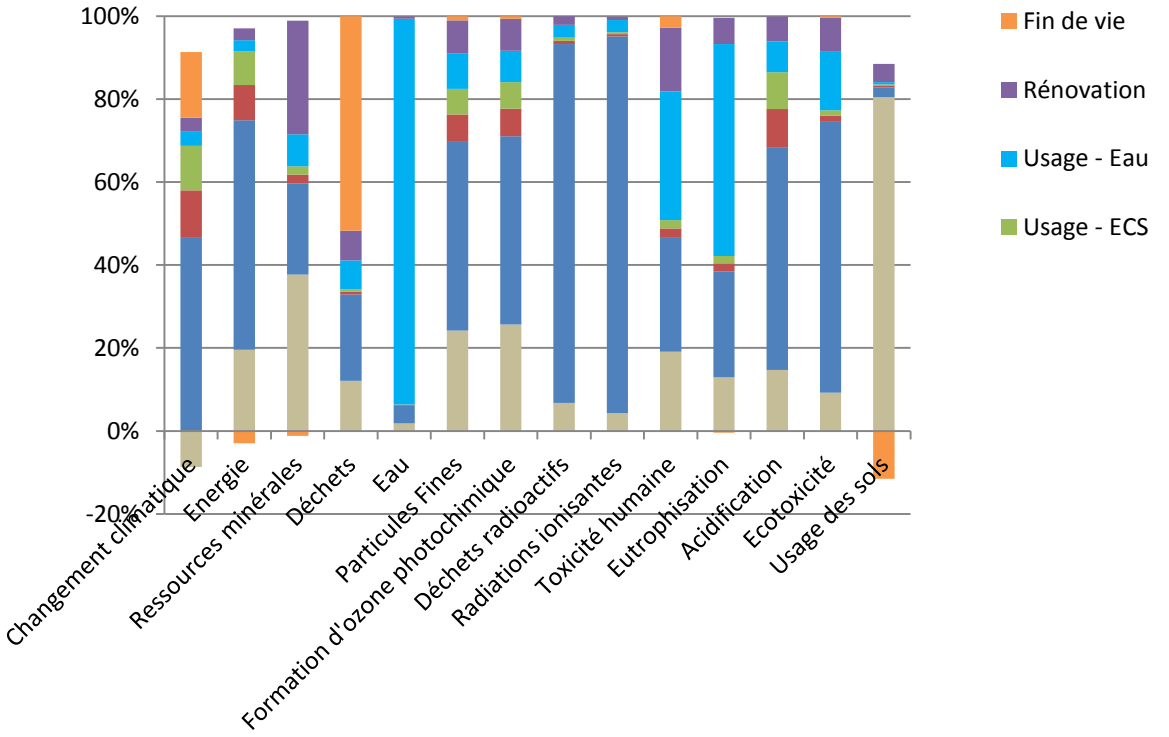


Figure J-29. Analyse de contribution pour la maison IOB, énergie gaz

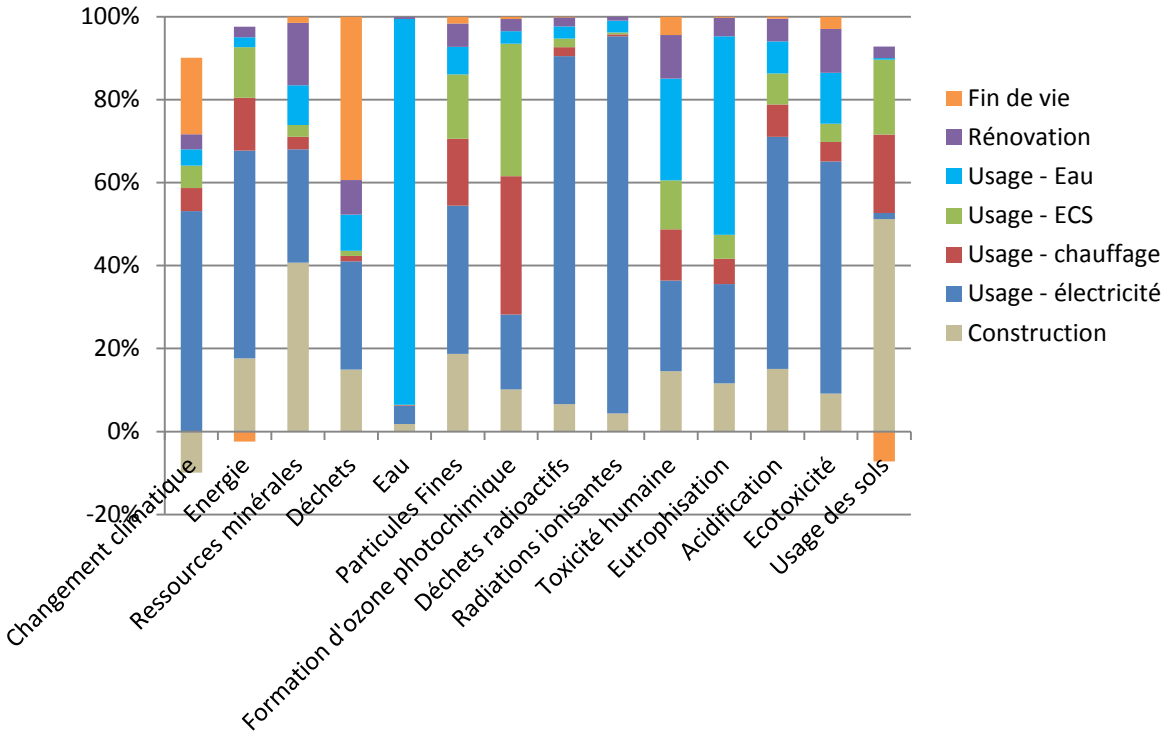


Figure J-30. Analyse de contribution pour la maison IOB, énergie bois

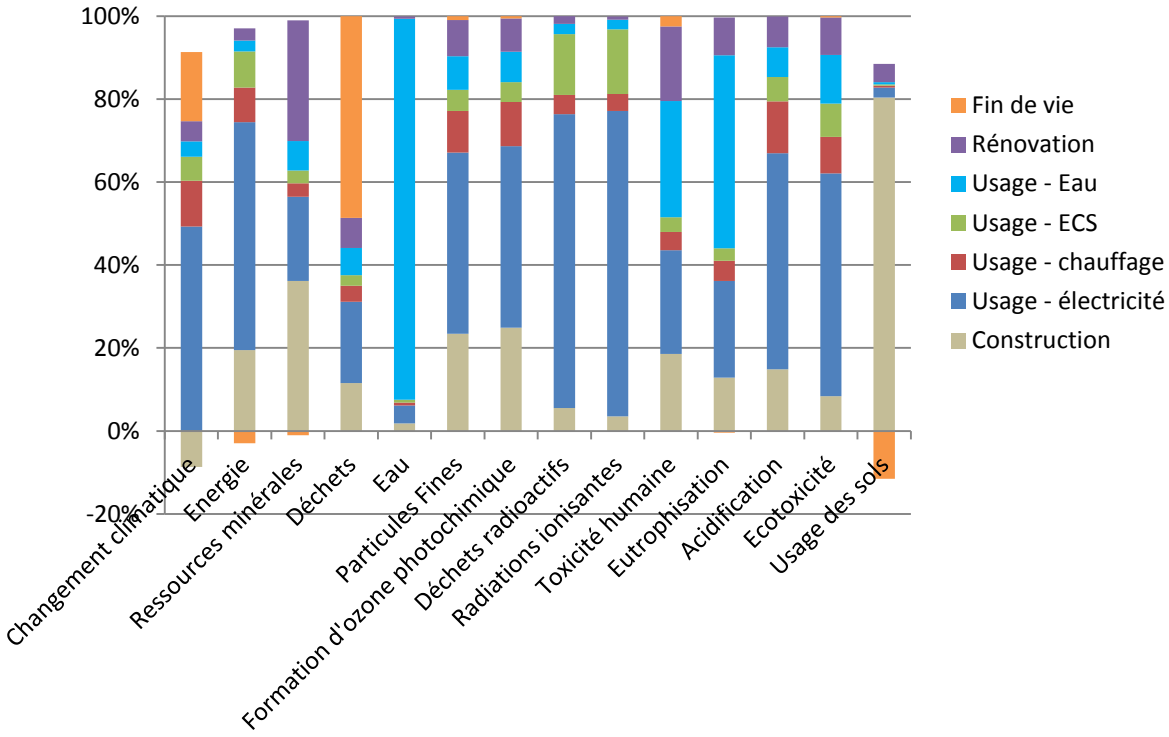


Figure J-31. Analyse de contribution pour la maison IOB, énergie électricité, PAC

Pour les comparaisons de variantes constructives, la contribution relative des différents indicateurs à l'aire de protection « santé humaine » est montrée dans la Figure J-32. Le changement climatique et la toxicité humaine sont les deux indicateurs les plus contributeurs. Toutefois, pour ces indicateurs, il n'est pas possible de choisir une meilleure variante en raison des faibles écarts entre les variantes constructives.

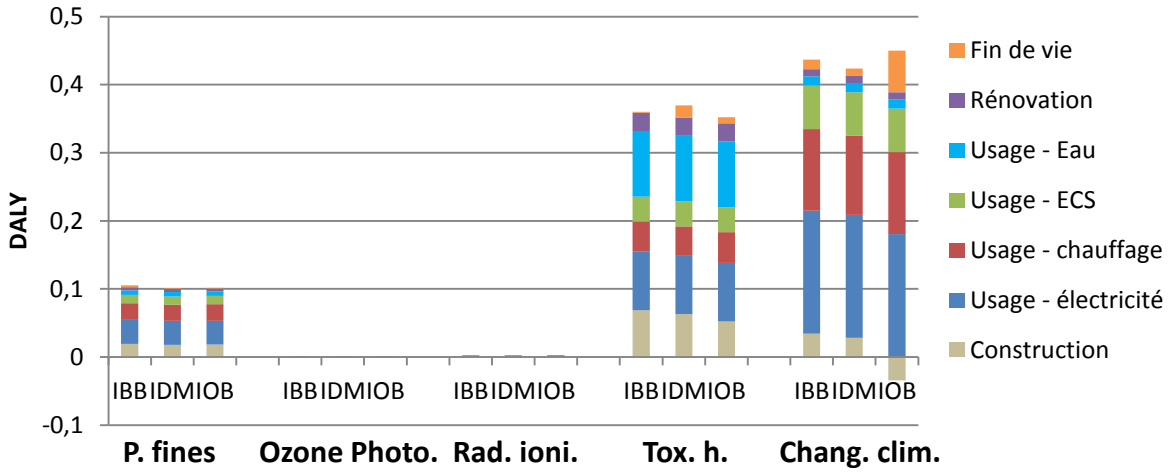


Figure J-32. Analyse de contribution pour l'aire de protection « santé humaine », comparaison de variantes constructives

Pour les comparaisons variantes énergétiques, la contribution relative des différents indicateurs à l'aire de protection « santé humaine »est montrée dans la Figure J-33.

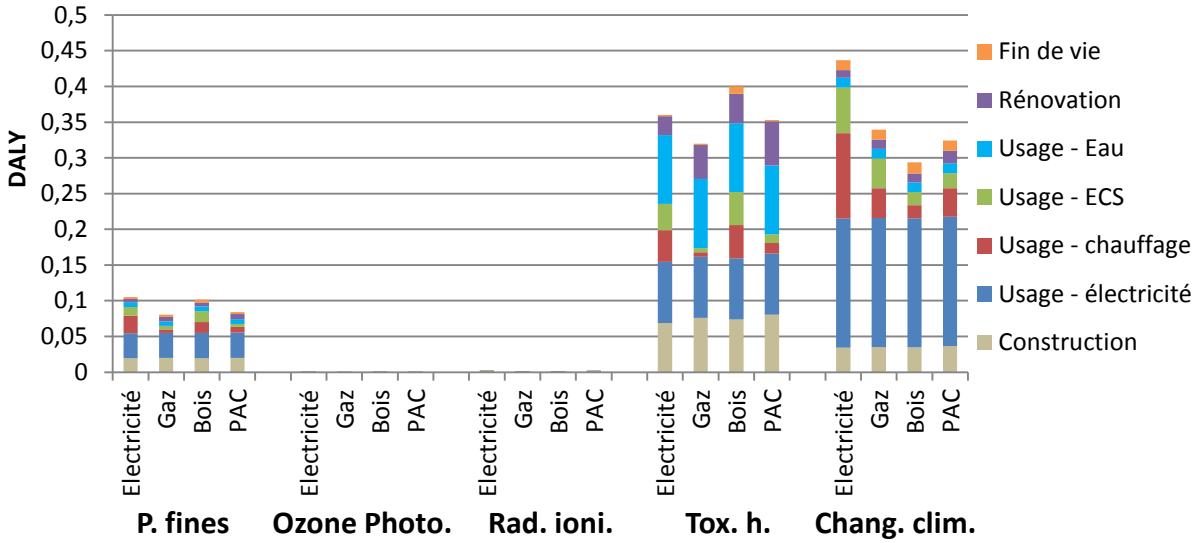


Figure J-33. Analyse de contribution pour l'aire de protection « santé humaine », comparaison de variantes énergétiques

Le changement climatique et la toxicité humaine sont les deux indicateurs les plus contributeurs. Pour ces deux indicateurs, le choix ne se porte pas sur la même variante.

♦ Procédés les plus contributeurs

Les procédés contribuant à plus de 1 % à l'impact sur le changement climatique sont classés dans l'ordre d'influence dans les Tableau J-32 et Tableau J-33.

Tableau J-32 : Procédés contribuant à plus de 1 % de l'impact pour l'indicateur de changement climatique pour les variantes constructives

	IBB électricité	IDM électricité	IOB électricité
1	electricity production, natural gas, combined cycle power plant, electricity, high voltage, FR	electricity production, natural gas, combined cycle power plant, electricity, high voltage, FR	electricity production, natural gas, combined cycle power plant, electricity, high voltage, FR
2	electricity production, hard coal, electricity, high voltage, FR	electricity production, hard coal, electricity, high voltage, FR	electricity production, hard coal, electricity, high voltage, FR
3	hard coal mine operation, hard coal, WEU	hard coal mine operation, hard coal, WEU	consumer, sorting and shredding, wood chips, from post-consumer wood, measured as dry mass, CH
4	clinker production, clinker, CH	clinker production, clinker, CH	hard coal mine operation, hard coal, WEU
5	electricity production, oil, electricity, high voltage, FR	electricity production, oil, electricity, high voltage, FR	treatment of waste wood, untreated, municipal incineration, waste wood, untreated, CH
6	transport, pipeline, long distance, natural gas, RU	transport, pipeline, long distance, natural gas, RU	electricity production, oil, electricity, high voltage, FR
7	treatment of waste wood, post-consumer, sorting and shredding, wood chips, from post-consumer wood, measured as dry mass, CH	consumer, sorting and shredding, wood chips, from post-consumer wood, measured as dry mass, CH	clinker production, clinker, CH
8	polystyrene production, expandable, RoW		transport, pipeline, long distance, natural gas, RU

Tableau J-33 : Procédés contribuant à plus de 1 % de l'impact pour l'indicateur de changement climatique pour les variantes énergétiques

	IBB bois	IBB gaz	IBB PAC
1	electricity production, natural gas, combined cycle power plant, electricity, high voltage, FR	electricity production, natural gas, combined cycle power plant, electricity, high voltage, FR	electricity production, natural gas, combined cycle power plant, electricity, high voltage, FR
2	electricity production, hard coal, electricity, high voltage, FR	heat production, natural gas, at boiler atmospheric non-modulating <100kW, heat, central or small-scale, natural gas, Europe without Switzerland	electricity production, hard coal, electricity, high voltage, FR
3	heat production, mixed logs, at wood heater 6kW, state-of-the-art 2014, CH	electricity production, hard coal, electricity, high voltage, FR	clinker production, clinker, CH
4	clinker production, clinker, CH	clinker production, clinker, CH	hard coal mine operation, hard coal, WEU
5	hard coal mine operation, hard coal, WEU	hard coal mine operation, hard coal, WEU	electricity production, oil, electricity, high voltage, FR
6	skidding, skidder, RER	treatment of waste wood, post-consumer, sorting and shredding, wood chips, from post-consumer wood, measured as dry mass, CH	treatment of waste wood, post-consumer, sorting and shredding, wood chips, from post-consumer wood, measured as dry mass, CH
7	treatment of waste wood, post-consumer, sorting and shredding, wood chips, from post-consumer wood, measured as dry mass, CH	electricity production, oil, electricity, high voltage, FR	transport, pipeline, long distance, natural gas, RU
8	electricity production, oil, electricity, high voltage, FR	polystyrene production, expandable, RoW	polystyrene production, expandable, RoW
9	polystyrene production, expandable, RoW	market for natural gas, low pressure, RoW	heat pump production, brine-water, 10kW, CH, contextualize européen
10	pig iron production, GLO	pig iron production, GLO	pig iron production, GLO
11	treatment of waste wood, untreated, municipal incineration, waste wood, untreated, CH	transport, pipeline, long distance, natural gas, RU	treatment of waste wood, untreated, municipal incineration, waste wood, untreated, CH
12	transport, pipeline, long distance, natural gas, RU	treatment of waste wood, untreated, municipal incineration, waste wood, untreated, CH	

♦ Substances les plus contributrices

Les substances contribuant à plus de 1 % à l'impact sur le changement climatique sont listées dans les Tableau J-34 et Tableau J-35.

Tableau J-34 : Substances contribuant à plus de 1 % de l'impact pour l'indicateur de changement climatique pour les variantes constructives

	IBB électricité	IDM électricité	IOB électricité
1	Carbon dioxide, fossil, air, non-urban air or from high stacks	Carbon dioxide, fossil, air, non-urban air or from high stacks	Carbon dioxide, fossil, air, non-urban air or from high stacks
2	Methane, fossil, air, non-urban air or from high stacks	Methane, fossil, air, non-urban air or from high stacks	Methane, fossil, air, non-urban air or from high stacks
3	Carbon dioxide, fossil, air, urban air close to ground	Carbon dioxide, fossil, air	Carbon dioxide, in air, natural resource, in air
4	Carbon dioxide, fossil, air	Carbon dioxide, fossil, air, urban air close to ground	Carbon dioxide, fossil, air, urban air close to ground
5	Carbon dioxide, in air, natural resource, in air	Carbon dioxide, in air, natural resource, in air	Carbon dioxide, fossil, air
6			Carbon dioxide, non-fossil, air, urban air close to ground

Tableau J-35 : Substances contribuant à plus de 1 % de l'impact pour l'indicateur de changement climatique pour les variantes énergétiques

	IBB bois	IBB gaz	IBB PAC
1	Carbon dioxide, fossil, air, non-urban air or from high stacks	Carbon dioxide, fossil, air, non-urban air or from high stacks	Carbon dioxide, fossil, air, non-urban air or from high stacks
2	Carbon dioxide, fossil, air	Carbon dioxide, fossil, air, urban air close to ground	Carbon dioxide, fossil, air
3	Carbon dioxide, fossil, air, urban air close to ground	Carbon dioxide, fossil, air	Methane, fossil, air, non-urban air or from high stacks
4	Methane, fossil, air, non-urban air or from high stacks	Methane, fossil, air, non-urban air or from high stacks	Carbon dioxide, fossil, air, urban air close to ground
5	Carbon monoxide, non-fossil, air, urban air close to ground	Carbon dioxide, in air, natural resource, in air	Carbon dioxide, in air, natural resource, in air
6	Carbon dioxide, in air, natural resource, in air	Carbon dioxide, non-fossil, air, urban air close to ground	Ethane, 1,1,1,2-tetrafluoro-, HFC-134a, air, urban air close to ground
7	Dinitrogen monoxide, air, urban air close to ground		Carbon dioxide, non-fossil, air, urban air close to ground
8	Carbon dioxide, non-fossil, air, urban air close to ground		

Annexe K. Valeurs de normalisation

Les valeurs de normalisation utilisées pour le jeu d'indicateurs de la version commerciale de novaEQUER correspondent à celles données dans Peuportier (2014), et sont récapitulées dans le Tableau K-36 (aucune donnée de normalisation n'est disponible pour l'indicateur d'odeur).

Tableau K-36 : Facteurs de normalisation utilisés pour le jeu d'indicateurs de la version commerciale de novaEQUER

Indicateur	Valeur	Source	Représentativité
Demande cumulative d'énergie [kWh]	47700	(SOeS, 2012b)	France
Consommation d'eau [m^3]	497	(SOeS, 2012c)	France
Épuisement des ressources abiotiques [kg Sb-eq]	32,6	(Guinée, 2002)	Europe
Effet de serre [kg CO_2-eq]	7450	(CITEPA, 2013b)	France
Acidification [kg SO_2-eq]	33,9	(CITEPA, 2013a)	France
Eutrophisation [kg PO_4^{3-}-eq]	38	(Guinée, 2002)	Europe
Production d'ozone photochimique [kg C_2H_4-eq]	12,9	(CITEPA, 2013a)	France
Dommage à la biodiversité [PDF.m^2.an]	13700	(Jolliet et al., 2005)	Europe
Déchets [t]	12	(ADEME, 2013c)	France
Déchets radioactifs [dm3]	0,89	(ANDRA, 2012)	France
Dommage à la santé [DALY]	0,0068	(Jolliet et al., 2005)	Europe

Pour le nouveau jeu d'indicateurs, nous proposons les facteurs de caractérisation du Tableau K-37. Pour les indicateurs conservés à l'identique (consommation d'énergie et d'eau, acidification, eutrophisation, changement climatique, déchets et déchets radioactifs), les mêmes facteurs sont utilisés. Pour les ressources, le même indicateur est utilisé, mais seules les ressources minérales sont prises en compte. Benini et al. (2014) proposent un inventaire pour la consommation domestique de ressources minérales à l'échelle de l'UE-27 ($4{,}71 \times 10^{7}$ kg Sb eq). De plus, ils proposent un facteur de normalisation pour l'ensemble des ressources (minérale et fossile) de $1{,}01 \times 10^{-1}$ kg Sb eq. $\mathrm{pers}^{-1}.\mathrm{an}^{-1}$ pour une consommation totale de $5{,}03 \times 10^{7}$ kg Sb eq. Cela donne un facteur de normalisation de $9{,}46 \times 10^{-2}$ kg Sb eq. $\mathrm{pers}^{-1}.\mathrm{an}^{-1}$ que nous utilisons pour les ressources minérales. Pour les indicateurs *midpoint* recommandés dans l'ILCD, Sala et al. (2015) proposent des facteurs de normalisation valables pour la zone UE-27. Nous les utilisons pour l'écotoxicité, les radiations ionisantes, la production d'ozone photochimique et la toxicité humaine puisque pour ces indicateurs, nous retenons les méthodologies recommandées par l'ILCD. Pour le changement climatique, il est aussi possible d'utiliser un facteur issu de Sala et al. (2015). Enfin pour l'usage des sols et les particules fines, nous utilisons des méthodes non recommandées par l'ILCD et issues de la méthodologie ReCiPe. Nous reprenons les facteurs de normalisation proposés dans cette méthodologie.

Tableau K-37 : Facteurs de normalisation utilisés pour le jeu d'indicateurs de la version commerciale de novaEQUER

Indicateur	Valeur	Source	Représentativité
Demande cumulative d'énergie [kWh]	47700	(SOeS, 2012b)	France
Consommation d'eau [m^3]	497	(SOeS, 2012c)	France
Épuisement des ressources abiotiques minérales [kg Sb-eq]	0,0946	(Benini et al., 2014)	Europe
Occupation des sols urbains [m^2.a]	4520	(Goedkoop et al., 2013)	Europe
Occupation des sols agricoles [m^2.a]	407	(Goedkoop et al., 2013)	Europe
Transformation des sols [m^2]	0,161	(Goedkoop et al., 2013)	Europe
Acidification [kg SO_2-eq]	33,9	(CITEPA, 2013a)	France
Eutrophisation [kg PO_4^{3-}-eq]	38	(Guinée, 2002)	Europe
Écotoxicité [CTUe]	8940	(Sala et al., 2015)	Europe
Effet de serre [kg CO_2-eq]	7450	(CITEPA, 2013b)	France
	9220	(Sala et al., 2015)	Europe
Radiations ionisantes [kg Bq U_{235} eq]	1130	(Sala et al., 2015)	Europe
Déchets radioactifs [dm3]	0,89	(ANDRA, 2012)	France
Production d'ozone photochimique [kg NMVOC eq]	31,7	(Sala et al., 2015)	Europe
Particules fines [kg PM_{10}eq]	14,9	(Goedkoop et al., 2013)	Europe
Toxicité humaine cancérigène [CTUh]	0,0000377	(Sala et al., 2015)	Europe
Toxicité humaine non cancérigène [CTUh]	0,000539	(Sala et al., 2015)	Europe
Déchets [t]	12	(ADEME, 2013c)	France

Annexe L. Résultats des méthodes d'AS

L-1 - Résultats de MMSA

Pour la méthode MMSA, des indices de sensibilité ont été calculés en 42 simulations, soit 4 minutes de calcul. Les indices de sensibilité sont présentés dans la Figure L-34 pour l'indicateurs de changement climatique (Solomon, 2007).

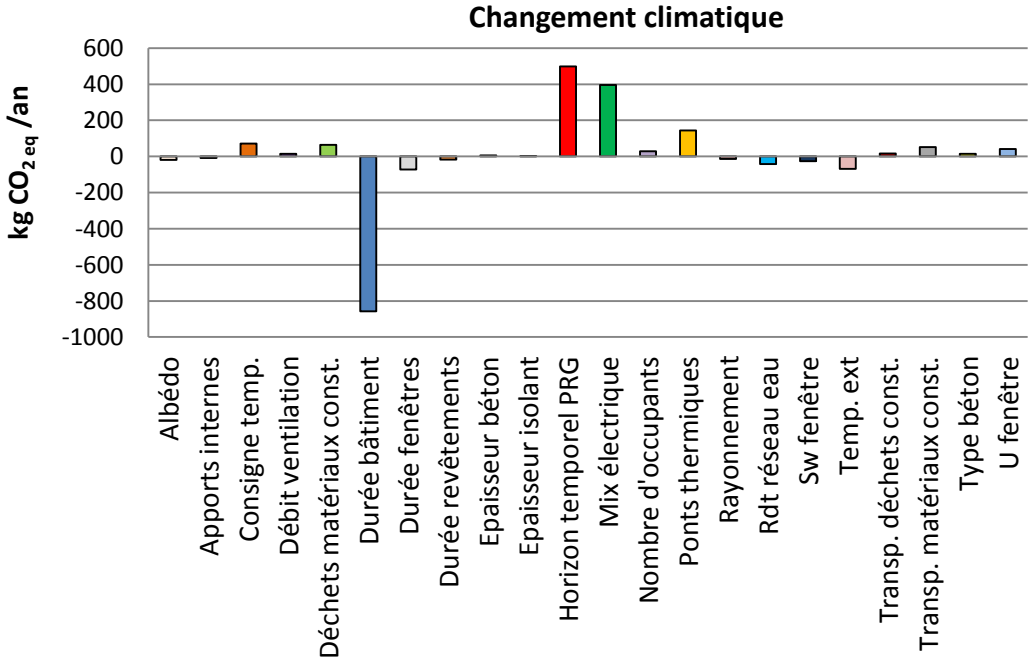


Figure L-34. Indice de sensibilité de tous les facteurs incertains pour l'indicateur de changement climatique

Pour l'indicateur de changement climatique, les facteurs influents sont la durée de vie du bâtiment, l'horizon temporel du PRG et le mix de production d'électricité. Afin d'avoir un aperçu global des résultats, nous présentons l'influence relative de chaque facteur pour tous les indicateurs environnementaux dans la Figure L-35.

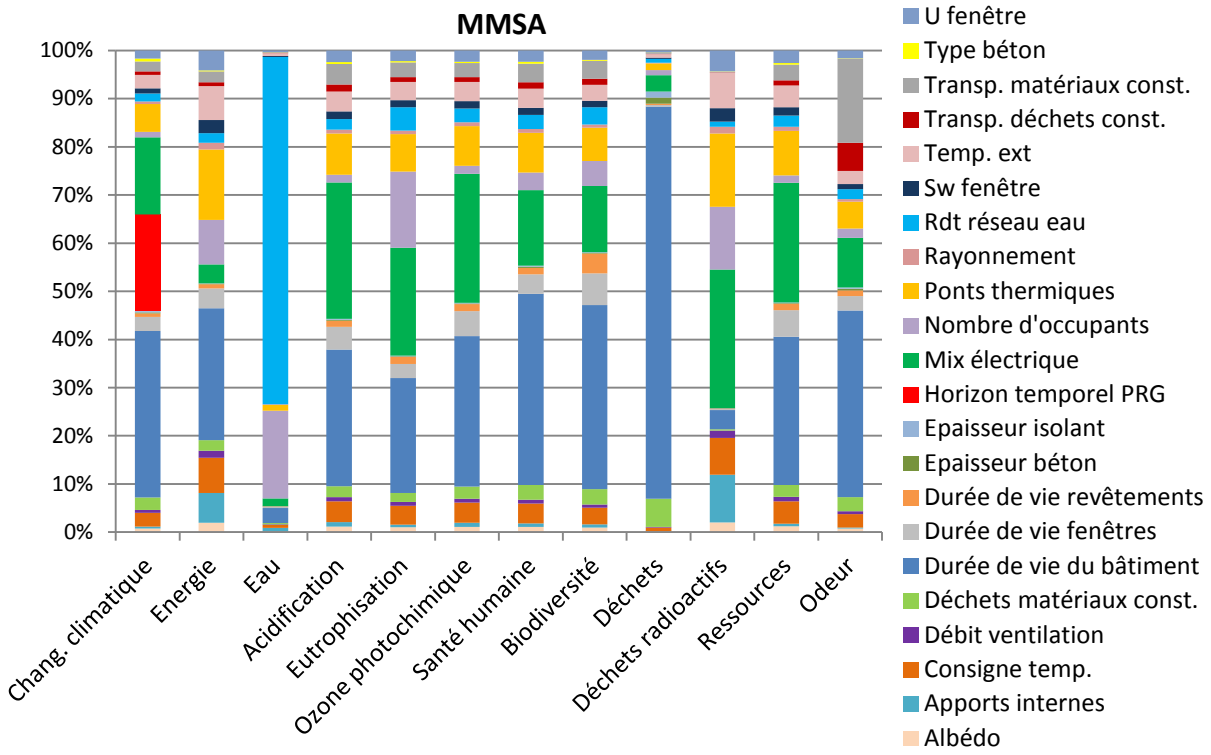


Figure L-35. Influence relative des facteurs incertains avec la méthode MMSA

Les résultats montrent que la durée de vie du bâtiment est un facteur très influent pour presque tous les indicateurs. Le choix d'un mix électrique annuel ou horaire induit également de fortes différences sur les sorties. Les facteurs influençant fortement les performances énergétiques tels que les ponts thermiques, la température de consigne et la température extérieure se révèlent être également influents pour la performance environnementale. Cela est lié à l'importance de la phase d'utilisation en ACV des bâtiments. Le choix de l'horizon temporel pour le PRG influence fortement les résultats pour l'indicateur de changement climatique. Enfin, certains paramètres ont de l'influence particulièrement sur un indicateur, c'est le cas du rendement du réseau d'eau pour la consommation d'eau.

Notons que pour les trois variables catégorielles prises en compte dans cette étude, il n'existe pas une valeur de référence. Une des valeurs possibles est alors choisie comme référence. La Figure L-36 montre l'influence du choix de cette référence pour l'indicateur de changement climatique et pour deux variables catégorielles : l'horizon temporel du PRG et le choix du mix de production d'électricité. Chacune d'elle peut prendre deux valeurs, quatre cas sont donc identifiés.

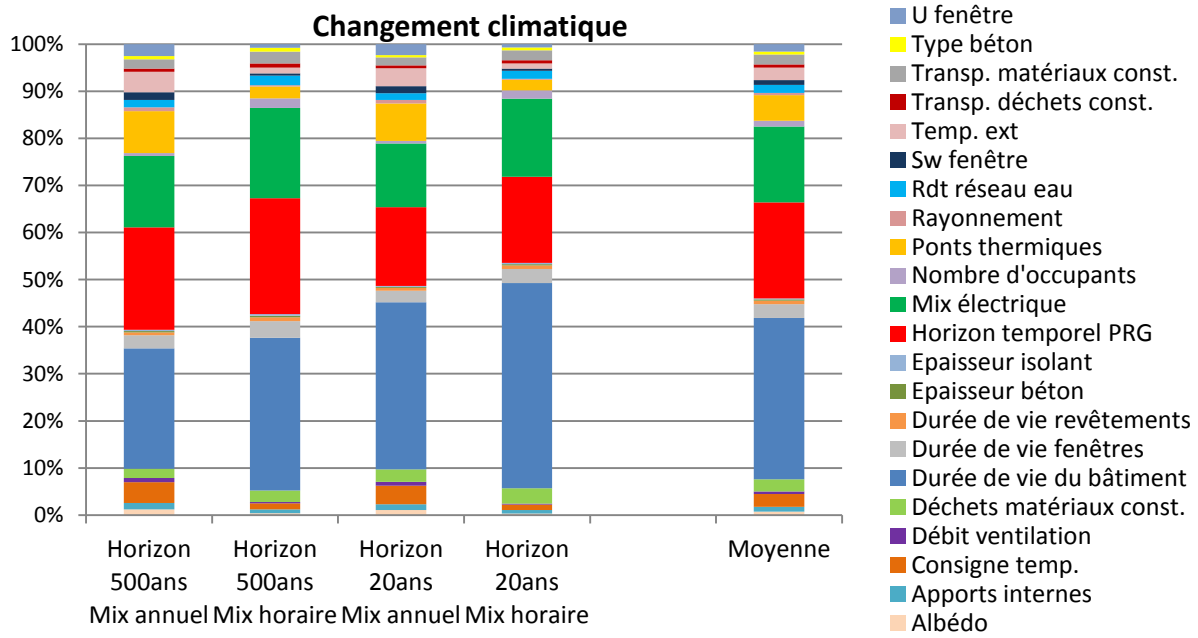


Figure L-36. Effet du choix de la référence pour deux variables catégorielles pour l'indicateur de changement climatique

La part relative des facteurs incertains varie en fonction de la référence. Toutefois, cela n'est pas de nature à modifier le classement des quatre facteurs les plus influents (la durée de vie du bâtiment, l'horizon temporel du PRG, le mix électrique et les ponts thermiques). L'effet du type de béton n'est pas présenté ici. En effet, du fait de sa faible influence, le choix de l'une ou l'autre des valeurs ne modifie que de manière marginale les résultats. Au total, trois variables catégorielles, ayant chacune deux niveaux sont incluses à l'étude. Il y a donc huit triplets de valeurs de référence possible. Pour la comparaison des quatre méthodes d'AS, les résultats considérés seront la moyenne des résultats de ces huit triplets de référence. C'est ce qui est présenté à la Figure L-35.

Afin de mieux définir quels facteurs sont particulièrement influents pour chaque indicateur, le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-38. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence décroissante.

Tableau L-38 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour MMSA

	Changement climatique		**Énergie**		**Eau**
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Horizon temporel PRG	2	Ponts thermiques	2	Nombre d'occupants
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
4	Ponts thermiques	4	Consigne temp.		
5	Durée de vie des fenêtres	5	Temp. ext		
6	Consigne temp.	6	Apports internes		
7	Temp. ext	7	U fenêtre		
8	Surplus chantier	8	Durée de vie des fenêtres		
9	Transp. matériaux const.	9	Mix électrique		
10	Rdt réseau eau	10	Sw fenêtre		
		11	Transp. matériaux const.		
		12	Déchets matériaux const.		
	Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique	2	Mix électrique
3	Ponts thermiques	3	Nombre d'occupants	3	Ponts thermiques
4	Durée de vie des fenêtres	4	Ponts thermiques	4	Durée de vie des fenêtres
5	Transp. matériaux const.	5	Rdt réseau eau	5	Consigne temp.
6	Consigne temp.	6	Consigne temp.	6	Temp. ext
7	Temp. ext	7	Temp. ext	7	Rdt réseau eau
8	U fenêtre	8	Transp. matériaux const.	8	Transp. matériaux const.
9	Déchets matériaux const.	9	Durée de vie des fenêtres	9	Déchets matériaux const.
10	Rdt réseau eau	10	U fenêtre	10	U fenêtre
11	Nombre d'occupants				
	Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique	2	Déchets matériaux const.
3	Ponts thermiques	3	Ponts thermiques	3	Mix électrique
4	Consigne temp.	4	Durée de vie des fenêtres		
5	Durée de vie des fenêtres	5	Nombre d'occupants		
6	Temp. ext	6	Durée de vie revêtements		
7	Transp. matériaux const.	7	Transp. matériaux const.		
8	Nombre d'occupants	8	Rdt réseau eau		
9	Déchets matériaux const.	9	Consigne temp.		
10	Rdt réseau eau	10	Temp. ext		
11	U fenêtre	11	Déchets matériaux const.		
	Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**
1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Mix électrique	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants	3	Ponts thermiques	3	Mix électrique
4	Apports internes	4	Durée de vie des fenêtres	4	Transp. déchets const.
5	Consigne temp.	5	Consigne temp.	5	Ponts thermiques
6	Temp. ext	6	Temp. ext	6	Déchets matériaux const.
7	U fenêtre	7	Transp. matériaux const.	7	Durée de vie des fenêtres
8	Durée de vie du bâtiment	8	U fenêtre	8	Consigne temp.
9	Sw fenêtre	9	Déchets matériaux const.	9	Temp. ext
		10	Rdt réseau eau	10	Rdt réseau eau

Pour la plupart des indicateurs, un nombre important de facteurs doit être retenu (9 à 12). Globalement, lorsque tous les indicateurs sont considérés, cela revient à retenir 16 facteurs incertains sur les 22 initialement étudiés pour expliquer 90 % de la variance. La liste de ces 16 facteurs est présentée dans le Tableau L-39.

Tableau L-39 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour MMSA

Tous les indicateurs
Apports internes
Consigne temp.
Déchets matériaux const.
Durée de vie du bâtiment
Durée de vie des fenêtres
Durée de vie des revêtements
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Sw fenêtre
Temp. ext
Transp. déchets const.
Transp. matériaux const.
U fenêtre

L-2 - Résultats du plan d'expérience de Plackett et Burman

Pour cette méthode, nous réalisons des répétitions du plan d'expérience afin de s'affranchir des confusions d'effet. Pour cela, à chaque répétition, l'ordre des facteurs incertains est modifié aléatoirement.

Le nombre de répétitions à réaliser pour obtenir des résultats précis est étudié par *bootstrap*. Les intervalles de confiance à 95 % pour 10, 20, 50 et 100 répétitions d'OAT sont comparés. Les résultats de la comparaison sont présentés dans la figure l-37 pour l'indicateur de changement climatique. Les temps de calculs sont respectivement 15 min, 32 min, 1h25 et 2h45 pour 10, 20, 50 et 100 répétitions.

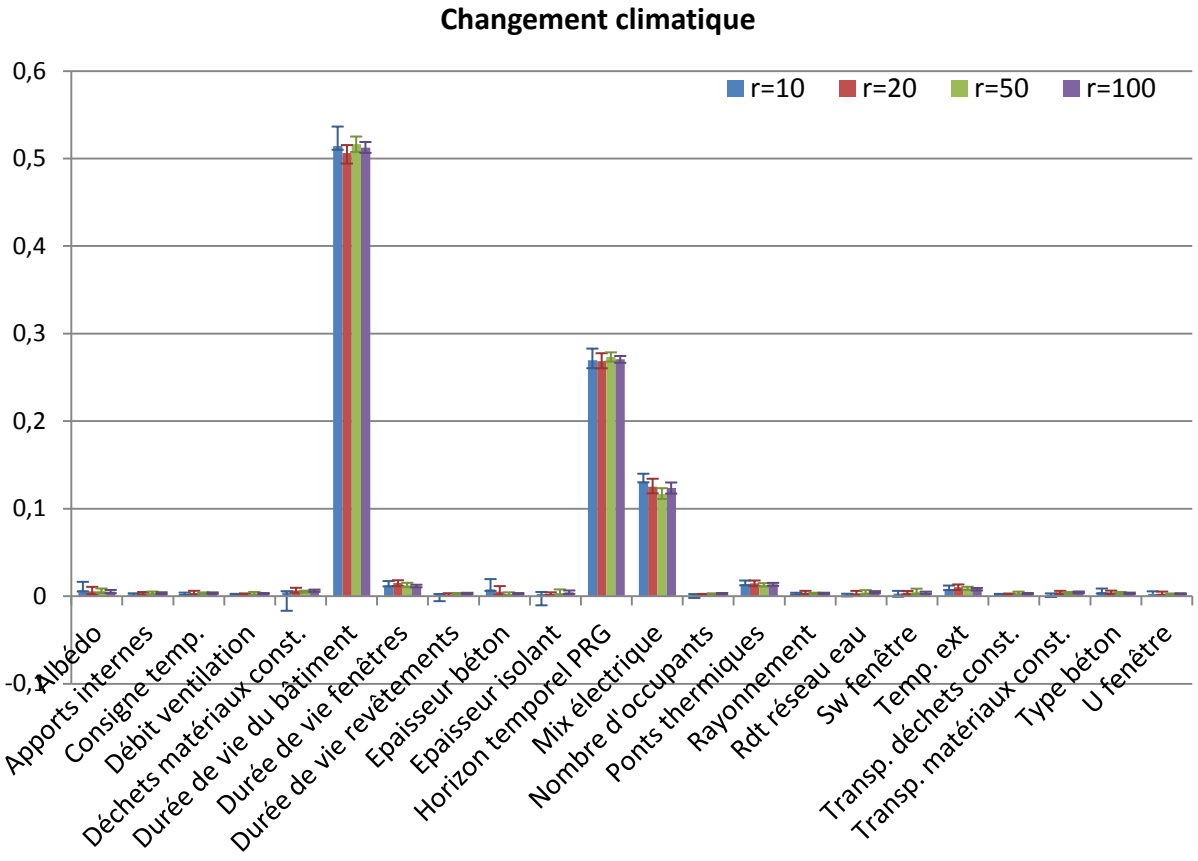


Figure L-37. Intervalles de confiance à 95 % calculés par* bootstrap *sur la variance des facteurs pour l'indicateur de changement climatique

Les résultats se stabilisent très rapidement et l'intervalle de confiance à 95 % est très faible pour tous les indicateurs environnementaux. Le coefficient de variance sur la variance (rapport entre l'écart-type et la moyenne des variances obtenues par *bootstrap* pour les différentes répétitions) est inférieur à 10 % pour les facteurs les plus influents pour tous les indicateurs environnementaux à partir de 20 répétitions. Nous choisissons de réaliser 20 répétitions du plan d'expérience.

La moyenne des parts de variance sur les 20 répétitions retenues est présentée pour l'ensemble des indicateurs environnementaux dans la Figure L-38.

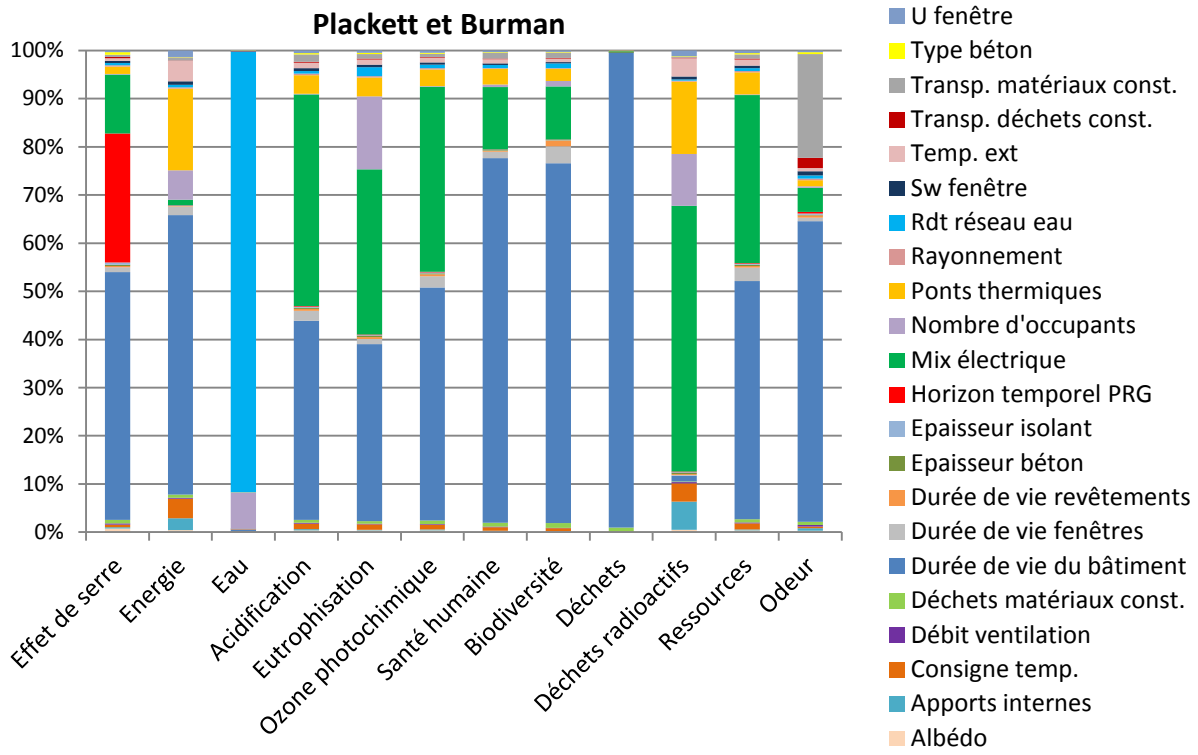


Figure L-38. Influence relative des facteurs incertains avec le plan de Plackett et Burman

La durée de vie du bâtiment est un facteur très influent pour presque tous les indicateurs. Le mix de production d'électricité est également très influent sur plusieurs indicateurs. L'influence du choix de l'horizon temporel et du rendement du réseau apparaît respectivement pour l'effet de serre et la consommation d'eau.

Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-40 pour l'ensemble des indicateurs. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence décroissante. Pour l'ensemble des indicateurs, 12 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-41).

Tableau L-40 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour PB

Changement climatique		Énergie		Eau	
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Horizon temporel PRG	2	Ponts thermiques		
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
		4	Temp. ext		
		5	Consigne temp.		
		6	Apports internes		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique	2	Mix électrique
3	Ponts thermiques	3	Nombre d'occupants	3	Ponts thermiques
4	Durée de vie des fenêtres	4	Ponts thermiques		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique		
3	Ponts thermiques	3	Durée de vie des fenêtres		
		4	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Mix électrique	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants	3	Ponts thermiques	3	Mix électrique
4	Apports internes	4	Durée de vie des fenêtres	4	Transp. déchets const.
5	Temp. ext				

Tableau L-41 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour PB

Tous les indicateurs
Apports internes
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Durée de vie des fenêtres
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. déchets const.
Transp. matériaux const.

L-3 - Résultats du criblage de Morris

Pour réaliser un criblage de Morris, il est nécessaire de définir un nombre de niveaux pour tous les facteurs incertains et un nombre de répétitions des plans d'expérience OAT. Dans cette étude, nous choisissons de fixer le nombre de niveaux à six (pour tous les facteurs à l'exception des variables catégorielles, qui dans cette étude ont deux niveaux) et d'étudier par *bootstrap* le nombre de répétitions à réaliser pour obtenir des résultats précis.

Les intervalles de confiance pour 10 (nombre de répétitions souvent recommandé), 20, 50 et 100 répétitions d'OAT sont comparés. Les temps de calculs sont respectivement 15 min, 30 min, 1h20 et 2h40 pour 10, 20, 50 et 100 répétitions. Les résultats de la comparaison sont présentés dans la Figure L-39 pour μ* et dans la Figure L-40 pour d^* , pour le changement climatique. Nous étudions d'une part μ* qui d'après Campolongo et al. (2007) peut être utilisé comme un proxy de l'indice de sensibilité total de Sobol. D'autre part, le calcul de d* (Munaretto, 2014) est utilisé pour mettre en évidence l'importance les effets linéaires par rapport aux effets non-linéaires ou d'interactions.

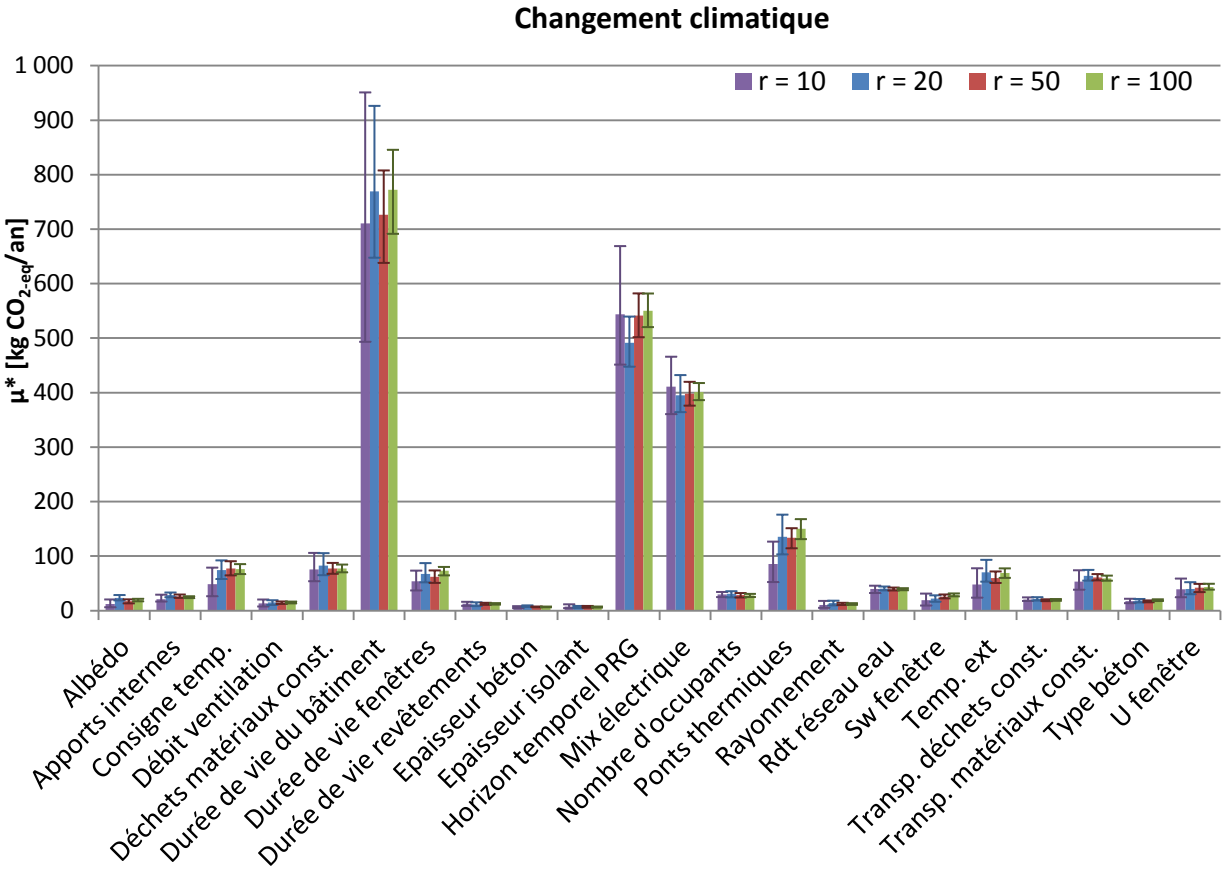


Figure L-39. Intervalles de confiance à 95 % calculés par* bootstrap *sur* μ^* *pour l'indicateur de changement climatique

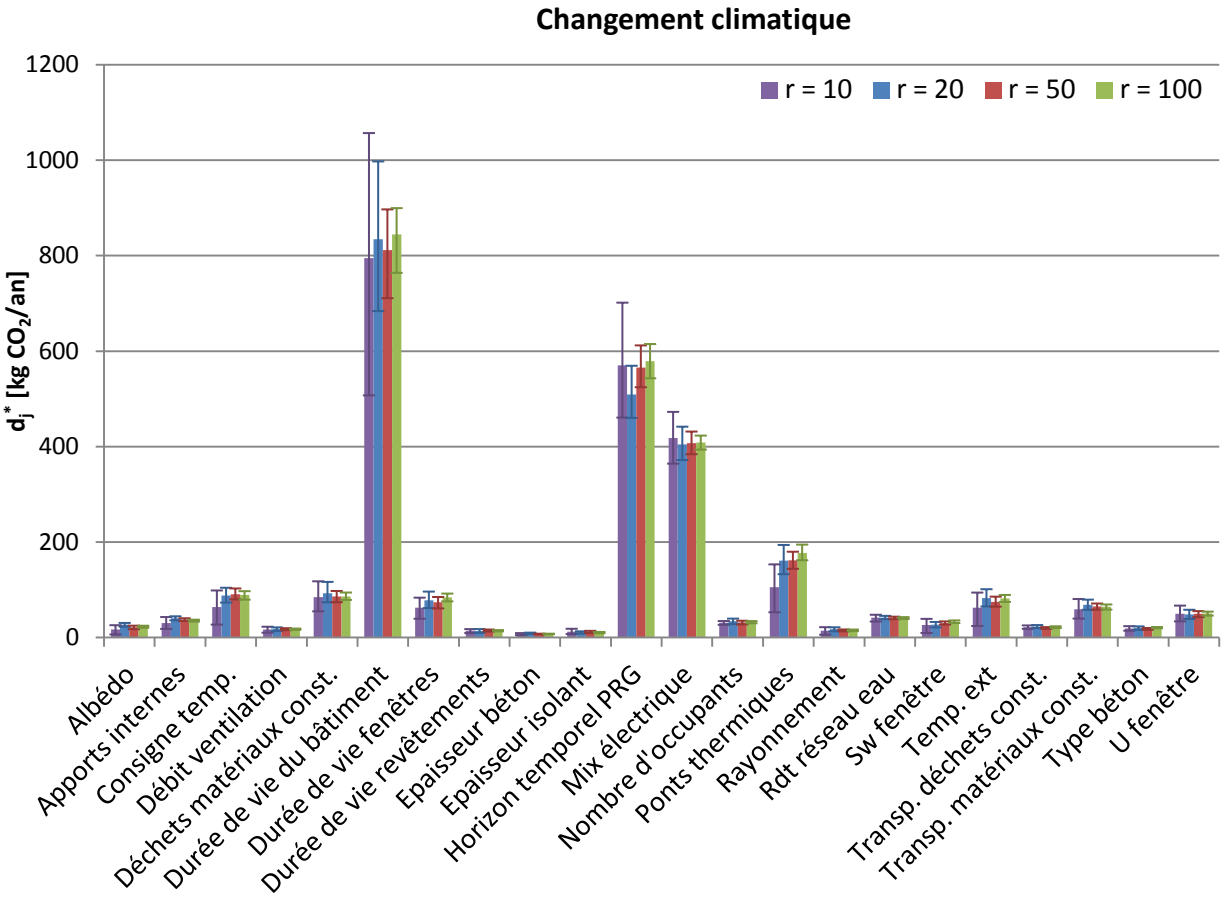


Figure L-40. Intervalles de confiance à 95 % calculés par* bootstrap *sur la distance pour l'indicateur de changement climatique

Pour le changement climatique, les facteurs les plus influents identifiés par le criblage de Morris (avec μ* et d*) sont la durée de vie du bâtiment, l'horizon temporel du PRG pour le potentiel de réchauffement global et le pas de temps pour le mix de production d'électricité. Pour les valeurs moyennes, sans les intervalles de confiance, le classement des trois facteurs les plus influents est respecté quel que soit le nombre de répétitions. En fonction de la grandeur calculée (μ* ou d*) l'importance du facteur peut varier légèrement : la durée de vie du bâtiment ou l'horizon temporel sont plus influents avec d* qu'avec μ*. En augmentant le nombre de répétitions, les intervalles de confiance diminuent et les valeurs de distance deviennent plus fiables. À partir de 20 répétitions, les intervalles de confiance des facteurs ne se recoupent plus pour les quatre facteurs les plus influents. De plus, à partir de 50 répétitions, le coefficient de variation sur μ* et sur la distance (rapport entre l'écart-type et la moyenne des valeurs de distances obtenues par *bootstrap*) est inférieur à 10 % pour les facteurs les plus influents pour tous les indicateurs environnementaux. Dans la suite, les résultats présentés se baseront sur ceux du criblage de Morris à 50 répétitions.

Pour le changement climatique et l'énergie primaire consommée, les graphiques de Morris sont tracés à la Figure L-41.

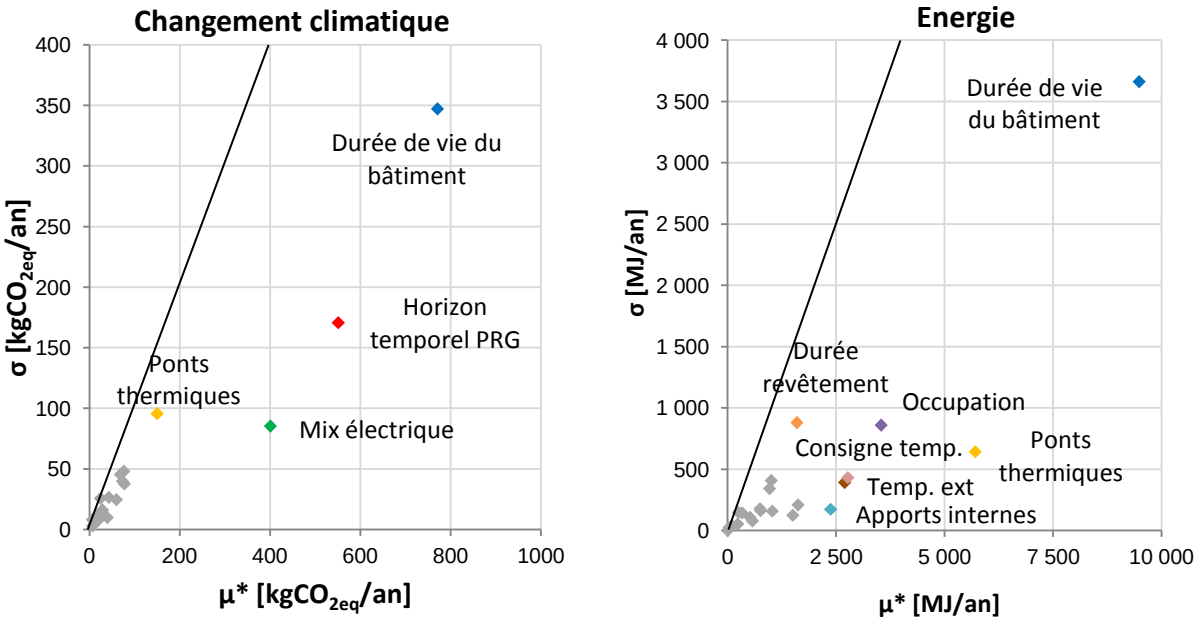


Figure L-41. Graphiques de Morris

Pour ces deux indicateurs, on observe de faibles effets d'interactions ou non-linéaires pour les facteurs les plus influents. Les ponts thermiques, la durée de vie des revêtements ont un μ* proche de σ, mettant en avant quelques effets non-linéaires ou d'interaction. La durée de vie du bâtiment est influente pour les deux indicateurs. L'horizon temporel pour le PRG et le mix électrique ont des effets importants sur le changement climatique. Notons que ces deux facteurs sont des variables catégorielles pour lesquelles il n'est pas possible de parler de linéarité puisque les valeurs ne sont pas ordonnées. De plus, puisque seuls deux niveaux sont considérés ici, la méthode de Morris ne détectera pas d'effets non-linéaires pour ces facteurs, mais éventuellement des interactions. Les ponts thermiques, l'occupation, la température de consigne, la température extérieure et les apports internes sont également identifiés comme influents pour l'énergie. Les résultats, en termes d'influence relative, sont présentés dans les Figure L-42 et Figure L-43.

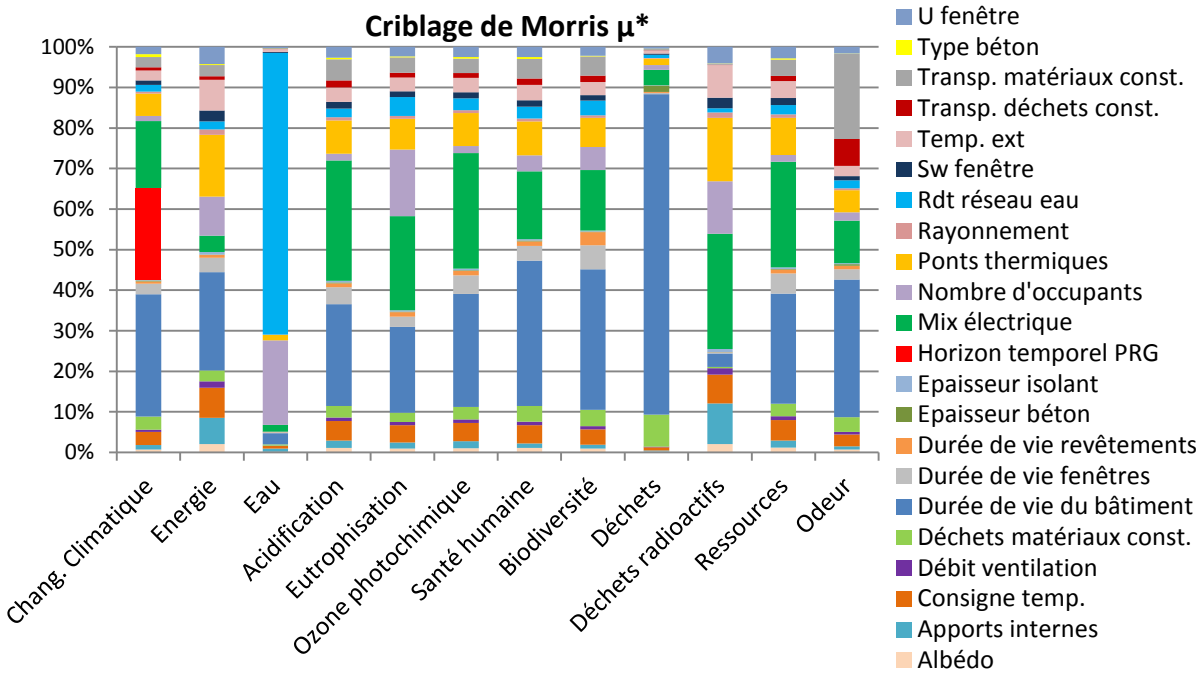


Figure L-42. Influence relative des facteurs incertains avec le criblage de Morris en utilisant µ*

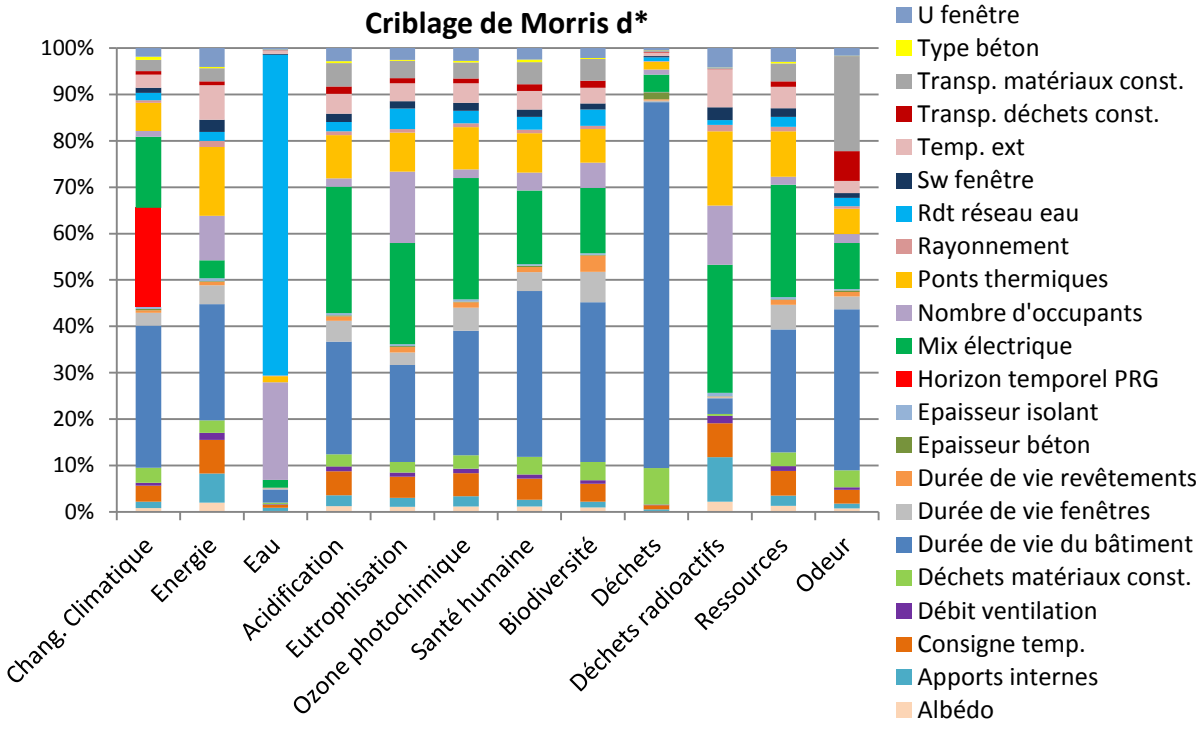


Figure L-43. Influence relative des facteurs incertains avec le criblage de Morris en utilisant d*

La durée de vie du bâtiment est un facteur influent pour presque tous les indicateurs. Le choix du type mix électrique est également identifié comme fortement influent pour la plupart des indicateurs, de même que, dans une moindre mesure, les facteurs influençant les performances énergétiques (ponts thermiques, température de consigne, température extérieure). Sur certains indicateurs, l'effet de l'occupation et des apports internes est non négligeable. Pour le changement climatique, le choix de l'horizon temporel influence fortement les résultats. Enfin, pour la consommation d'eau, le rendement du réseau d'eau est identifié. Les résultats donnés par μ* et d* sont proches.

Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans les Tableau L-42 et Tableau L-43 pour l'ensemble des indicateurs. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence décroissante.

Tableau L-42 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour Morris μ*

	Changement climatique		Énergie		Eau
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Horizon temporel PRG	2	Ponts thermiques	2	Nombre d'occupants
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
4	Ponts thermiques	4	Temp. ext		
5	Déchets matériaux const.	5	Consigne temp.		
6	Consigne temp.	6	Apports internes		
7	Durée de vie des fenêtres	7	U fenêtre		
8	Transp. matériaux const.	8	Mix électrique		
9	Temp. ext	9	Durée de vie des fenêtres		
10	U fenêtre	10	Transp. matériaux const.		
		11	Sw fenêtre		
		12	Déchets matériaux const.		
	Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
3	Ponts thermiques	3	Nombre d'occupants	3	Ponts thermiques
4	Transp. matériaux const.	4	Ponts thermiques	4	Durée de vie des fenêtres
5	Consigne temp.	5	Rdt réseau eau	5	Consigne temp.
6	Durée de vie des fenêtres	6	Consigne temp.	6	Transp. matériaux const.
7	Temp. ext	7	Transp. matériaux const.	7	Temp. ext
8	Déchets matériaux const.	8	Temp. ext	8	Déchets matériaux const.
9	U fenêtre	9	Durée de vie des fenêtres	9	Rdt réseau eau
10	Rdt réseau eau	10	U fenêtre	10	U fenêtre
11	Apports internes	11	Déchets matériaux const.	11	Nombre d'occupants
	Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique	2	Déchets matériaux const.
3	Ponts thermiques	3	Ponts thermiques	3	Mix électrique
4	Transp. matériaux const.	4	Durée de vie des fenêtres		
5	Consigne temp.	5	Nombre d'occupants		
6	Nombre d'occupants	6	Transp. matériaux const.		
7	Déchets matériaux const.	7	Déchets matériaux const.		
8	Temp. ext	8	Consigne temp.		
9	Durée de vie des fenêtres	9	Rdt réseau eau		
10	Rdt réseau eau	10	Temp. ext		
11	U fenêtre	11	Durée de vie revêtements		
	Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants	3	Ponts thermiques	3	Mix électrique
4	Apports internes	4	Consigne temp.	4	Transp. déchets const.
5	Temp. ext	5	Durée de vie des fenêtres	5	Ponts thermiques
6	Consigne temp.	6	Temp. ext	6	Déchets matériaux const.
7	U fenêtre	7	Transp. matériaux const.	7	Consigne temp.
8	Durée de vie du bâtiment	8	Déchets matériaux const.	8	Temp. ext
9	Sw fenêtre	9	U fenêtre	9	Durée de vie des fenêtres
		10	Rdt réseau eau	10	Nombre d'occupants
		11	Sw fenêtre		

Tableau L-43 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour Morris d*

	Changement climatique		Énergie		Eau
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Horizon temporel PRG	2	Ponts thermiques	2	Nombre d'occupants
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
4	Ponts thermiques	4	Temp. ext		
5	Consigne temp.	5	Consigne temp.		
6	Déchets matériaux const.	6	Apports internes		
7	Temp. ext	7	U fenêtre		
8	Durée de vie des fenêtres	8	Durée de vie des fenêtres		
9	Transp. matériaux const.	9	Mix électrique		
10	U fenêtre	10	Transp. matériaux const.		
11	Rdt réseau eau	11	Déchets matériaux const.		
		12	Sw fenêtre		
	Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique
3	Ponts thermiques	3	Nombre d'occupants	3	Ponts thermiques
4	Consigne temp.	4	Ponts thermiques	4	Consigne temp.
5	Transp. matériaux const.	5	Consigne temp.	5	Durée de vie des fenêtres
6	Durée de vie des fenêtres	6	Rdt réseau eau	6	Temp. ext
7	Temp. ext	7	Temp. ext	7	Transp. matériaux const.
8	U fenêtre	8	Transp. matériaux const.	8	Déchets matériaux const.
9	Déchets matériaux const.	9	Durée de vie des fenêtres	9	U fenêtre
10	Apports internes	10	U fenêtre	10	Rdt réseau eau
11	Rdt réseau eau	11	Déchets matériaux const.	11	Apports internes
12	Nombre d'occupants				
	Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique	2	Déchets matériaux const.
3	Ponts thermiques	3	Ponts thermiques	3	Mix électrique
4	Transp. matériaux const.	4	Durée de vie des fenêtres		
5	Consigne temp.	5	Nombre d'occupants		
6	Durée de vie des fenêtres	6	Transp. matériaux const.		
7	Temp. ext	7	Déchets matériaux const.		
8	Nombre d'occupants	8	Consigne temp.		
9	Déchets matériaux const.	9	Rdt réseau eau		
10	Rdt réseau eau	10	Durée de vie revêtements		
11	U fenêtre	11	Temp. ext		
	Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**
1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Mix électrique	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants	3	Ponts thermiques	3	Mix électrique
4	Apports internes	4	Consigne temp.	4	Transp. déchets const.
5	Temp. ext	5	Durée de vie des fenêtres	5	Ponts thermiques
6	Consigne temp.	6	Temp. ext	6	Déchets matériaux const.
7	U fenêtre	7	Transp. matériaux const.	7	Consigne temp.
8	Durée de vie du bâtiment	8	U fenêtre	8	Durée de vie des fenêtres
9	Sw fenêtre	9	Déchets matériaux const.	9	Temp. ext
		10	Apports internes	10	Nombre d'occupants
		11	Rdt réseau eau		
		12	Sw fenêtre		

En fonction de la grandeur étudiée (μ* ou d*), des inversions de classement sont parfois observées. Cependant, pour l'ensemble des indicateurs, le même jeu de 16 facteurs est retenu pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-44).

Tableau L-44 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour Morris

Tous les indicateurs
Apports internes
Consigne temp.
Déchets matériaux const.
Durée de vie du bâtiment
Durée de vie des fenêtres
Durée de vie des revêtements
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Sw fenêtre
Temp. ext
Transp. déchets const.
Transp. matériaux const.
U fenêtre

L-4 - Résultats de SRC

Pour le coefficient de régression standard, une propagation d'incertitude a été réalisée en utilisant un échantillonnage aléatoire et pour différentes tailles d'échantillon N allant de 1000 à 5000. Les résultats sont présentés dans la Figure L-44 pour l'indicateur de changement climatique.

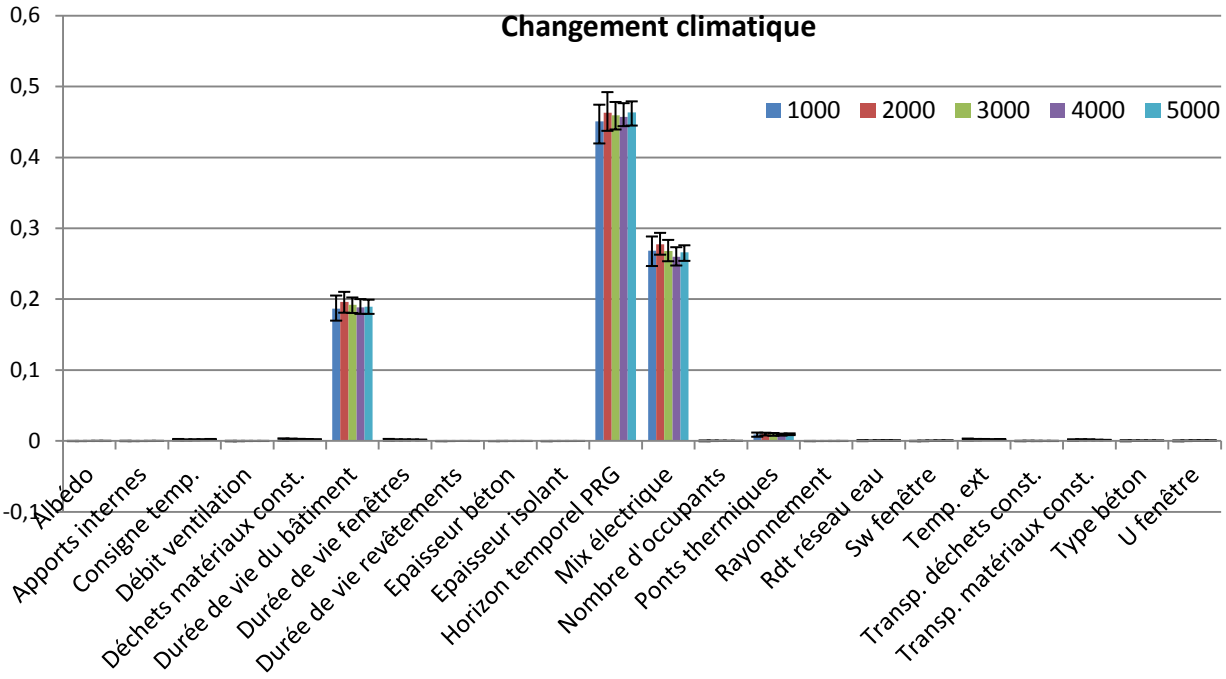


Figure L-44. Intervalles de confiance à 95 % calculés par bootstrap sur l'indice SRC²

À partir de 2000 simulations, le coefficient de variance est inférieur à 10 % pour les facteurs les plus influents pour tous les indicateurs environnementaux. Nous avons choisit cette taille d'échantillon pour la suite. Le temps de calcul associé est de 2h20. Nous présentons dans la Figure L-45 l'influence relative des facteurs pour l'ensemble des indicateurs.

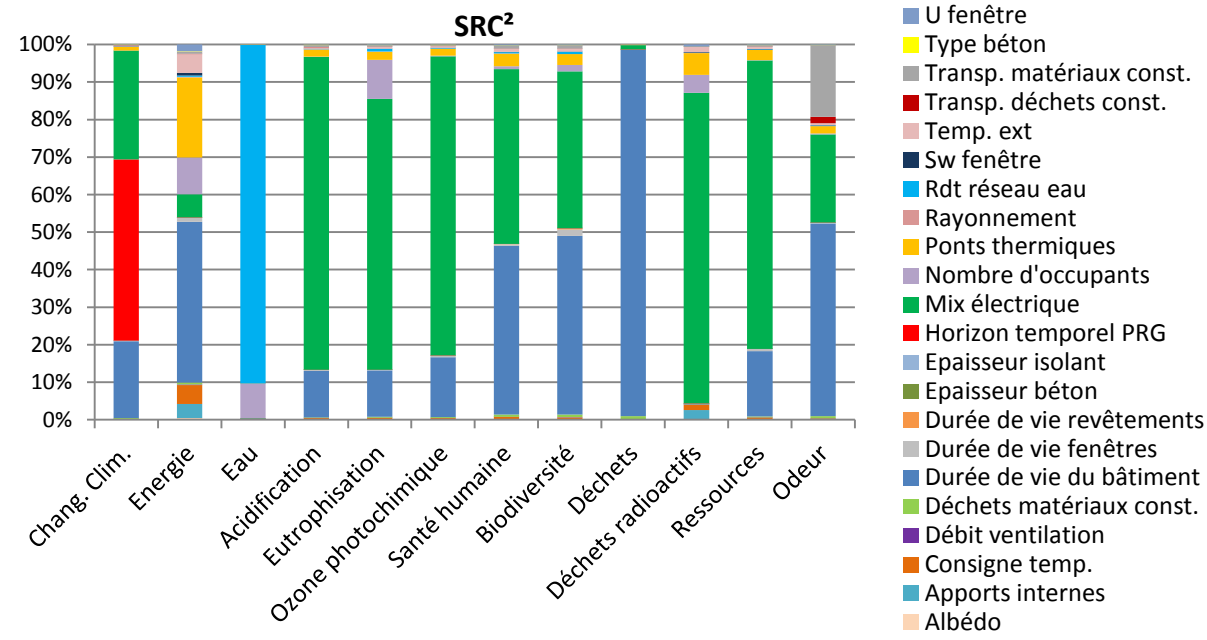


Figure L-45. Influence relative des facteurs incertains avec le carré du coefficient de régression standard

Comme constaté pour les méthodes de criblage, la durée de vie du bâtiment et le choix du mix ont de l'influence pour la plupart des indicateurs. L'horizon temporel pour le changement climatique et le rendement du réseau d'eau sont influent respectivement sur l'indicateur d'effet de serre et sur la consommation d'eau. Afin d'étudier la qualité de la régression, le coefficient de détermination R^2 a été calculé.

Tableau L-45 : Coefficient de détermination R² pour chaque indicateur

Changement climatique	**Énergie**	**Eau**
0,96	0,94	0,94
Acidification	**Eutrophisation**	**Ozone photochimique**
0,95	0,96	0,97
Santé humaine	**Biodiversité**	**Déchets**
0,94	0,93	0,91
Déchets radioactifs	**Ressources**	**Odeur**
0,98	0,96	0,94

Dans notre cas, $R^2 \geq 0{,}70$ est vérifié pour tous les indicateurs. On peut même noter que les R^2 sont supérieurs à 0,90 pour tous les indicateurs, ce qui laisse penser que les régressions sont de bonne qualité et qu'une grande partie de la variabilité de la sortie est expliquée par le modèle de régression, donc par une relation linéaire. L'indicateur de déchets produits à le R² le plus faible. De plus pour cet indicateur, un seul facteur, la durée de vie du bâtiment, explique plus de 97 % de l'influence relative. Nous visualisons à la Figure L-46 le nuage de point pour l'indicateur de déchets produits en fonction de la durée de vie du bâtiment. Bien que la relation obtenue ne soit pas linéaire, elle est interprétée comme pouvant être expliquée à 91 % par un modèle linéaire par le coefficient de détermination. Ainsi, les résultats quand à la linéarité du modèle, interprété avec le R² sont à prendre avec précaution.

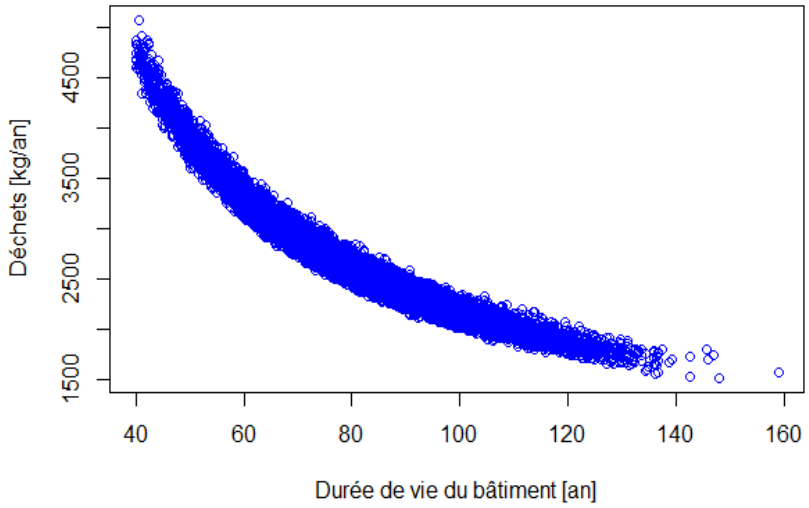


Figure L-46. Nuage de points des déchets produits en fonction de la durée de vie du bâtiment

Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-46 pour l'ensemble des indicateurs. Pour l'ensemble des indicateurs, 9 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-47).

Tableau L-46 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour SRC²

Changement climatique		**Énergie**		**Eau**	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Mix électrique	2	Ponts thermiques		
3	Durée de vie du bâtiment	3	Nombre d'occupants		
		4	Mix électrique		
		5	Temp. ext		
		6	Consigne temp.		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique		
		3	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique
3	Nombre d'occupants			3	Transp. matériaux const.

Tableau L-47 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour SRC²

Tous les indicateurs
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. matériaux const.

L-5 - Résultats de la méthode de lissage

Pour cette méthode, nous avons utilisé les résultats d'une propagation d'incertitude réalisée avec un échantillonnage par séquence de Sobol, comme conseillé par Faivre et al. (2013). Nous avons utilisé un degré de polynôme de 1, comme Veiga et al. (2008), ce qui revient à faire localement des régressions linéaires. Cette méthode permet d'obtenir des résultats en un nombre réduit de simulations du modèle. Nous avons choisi de construire les régressions en utilisant $N = 500$ simulations du modèle. Les indices sont estimés en prenant $N' = 20\,N$, comme dans Veiga et al.

(2008), soit $N' = 10000$ dans notre cas. Le paramètre d'espace pour chaque facteur et chaque indicateur est obtenu par validation-croisée généralisée, en faisant varier α de 0,2 à 2, comme expliqué au paragraphe 3.2.7.3.

Pour limiter le nombre de régression à réaliser, et donc limiter les temps de calculs associés à l'estimation des indices, nous avons estimé les indices de sensibilité de premier ordre avec l'estimateur $\hat{S}_i^{(1)}$, comme dans l'équation (3.32). L'influence relative des facteurs pour l'ensemble des indicateurs est présentée à la Figure L-47.

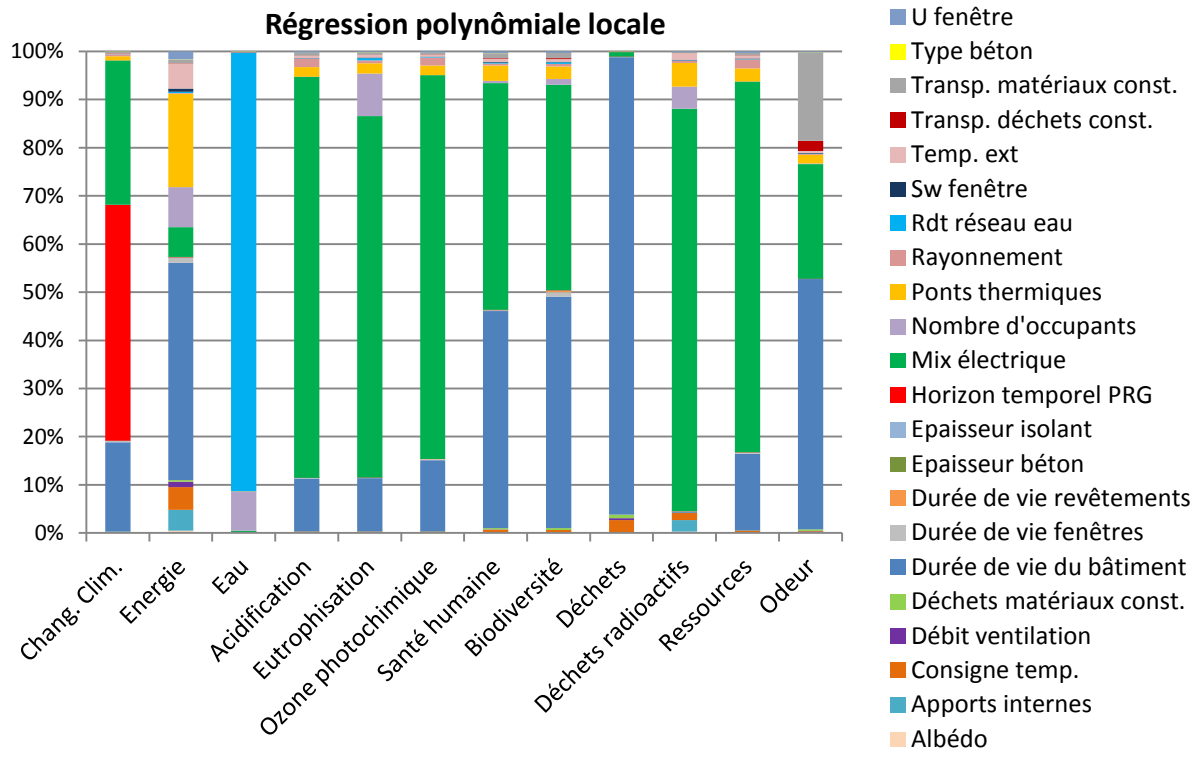


Figure L-47. Influence relative des facteurs incertains avec la régression polynômiale locale. Paramètre d'espace obtenu par GCV

Les résultats mettent en évidence le mix électrique, la durée de vie du bâtiment, et pour certain indicateurs l'horizon temporel et le rendement du réseau d'eau. Ces résultats ont été obtenus en 13h20 au total. Les 500 simulations du modèle ont duré seulement 35 min, cependant, il a fallu 12 h au processus de validation-croisée généralisée pour déterminer les paramètres d'espace pour les 22 facteurs et les 12 sorties. Enfin, 45 min ont été nécessaire au calcul des indices.

Du fait des temps de calcul important mis en jeux lors de la validation-croisée généralisée, nous avons étudié la possibilité d'utiliser un paramètre d'espace par défaut, constant pour tous les facteurs et tous les indicateurs. Comme dans l'outil statistique *R*, nous avons utilisé $\alpha = 0{,}75$. Pour compenser la perte de précision induite par l'utilisation d'une valeur par défaut pour le paramètre

d'espace, nous avons choisi de doubler la taille de l'échantillon tout en conservant le ratio $N' = 20N$, ce qui donne $N = 1000$ et $N' = 20000$. Les résultats, qui sont présentés dans la Figure L-48, sont très proches de ceux obtenus précédemment pour des temps de calcul réduits. Ici 1h50 ont été nécessaire, dont 1h10 de simulation du modèle et 40 min d'estimation des indices.

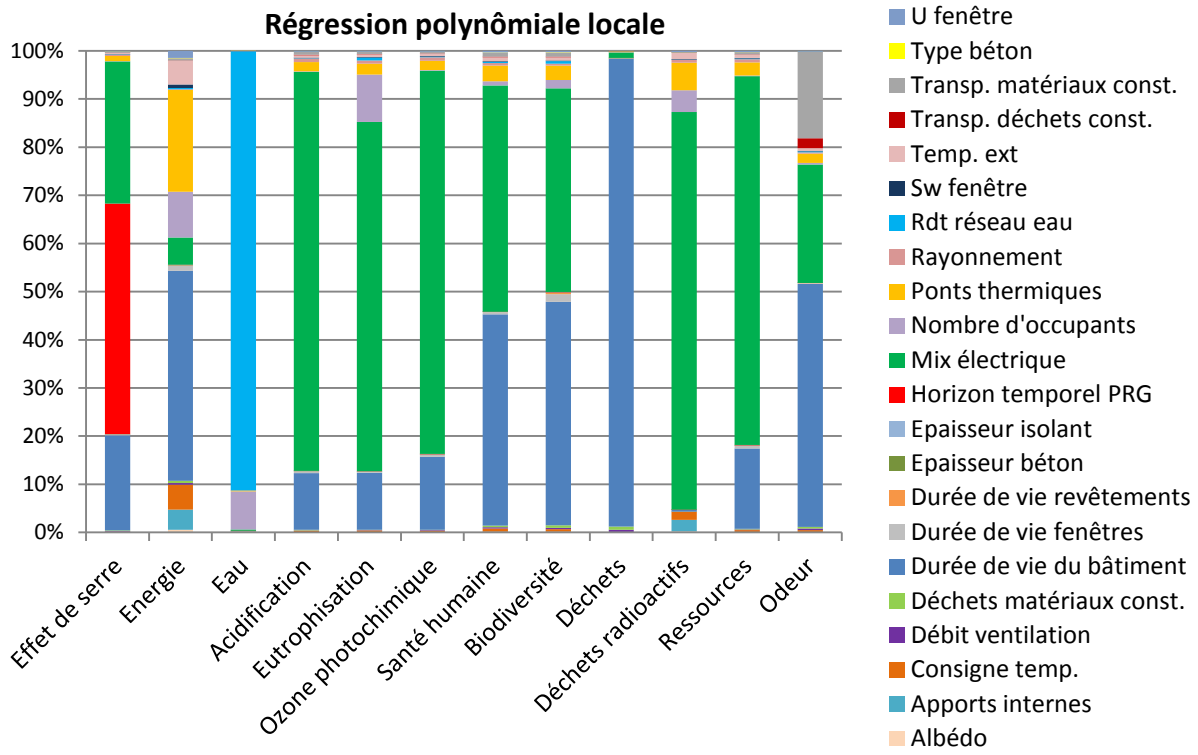


Figure L-48. Influence relative des facteurs incertains avec la régression polynômiale locale. Paramètre d'espace = 0,75 pour tous les facteurs et toutes les sorties

Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-48 pour l'ensemble des indicateurs, en utilisant les résultats pour lesquels la validation-croisée généralisée est utilisée. Le Tableau L-49 présente le cas où le paramètre d'espace est choisi par défaut.

Tableau L-48 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour la régression polynômiale locale. Paramètre d'espace obtenu par GCV

Changement climatique		Énergie		Eau	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Mix électrique	2	Ponts thermiques		
3	Durée de vie du bâtiment	3	Nombre d'occupants		
		4	Mix électrique		
		5	Temp. ext		
		6	Consigne temp.		
		7	Apports internes		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique
3	Nombre d'occupants			3	Transp. matériaux const.

Tableau L-49 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour la régression polynômiale locale (paramètre d'espace fixé à 0,75)

Changement climatique		Énergie		Eau	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Mix électrique	2	Ponts thermiques		
3	Durée de vie du bâtiment	3	Nombre d'occupants		
		4	Mix électrique		
		5	Temp. ext		
		6	Consigne temp.		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique		
		3	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Mix électrique
3	Nombre d'occupants			3	Transp. matériaux const.

En utilisant les résultats pour lesquels un paramètre d'espace constant est utilisé, les résultats varient peu. Pour l'énergie, les apports internes ne sont pas sélectionnés dans le jeu de facteurs influents et pour la biodiversité, les ponts thermiques sont sélectionnés pour arriver à 90 % de la

variance. Pour l'ensemble des indicateurs, 10 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-50) en utilisant le processus de GCV. 9 facteurs sont retenus en utilisant le paramètre d'espace par défaut (les apports internes n'étant pas sélectionnés).

Tableau L-50 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour la régression polynômiale locale, avec GCV

Tous les indicateurs
Apports internes
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. matériaux const.

L-6 - Résultats de PB adapté

Le nombre de répétitions à réaliser pour obtenir des résultats précis est étudié par *bootstrap*. Les intervalles de confiance à 95 % pour 10, 20, 50, 100 et 150 répétitions sont comparés. Les résultats de la comparaison sont présentés dans la Figure L-49 pour l'indicateur de changement climatique. Les temps de calculs sont respectivement 15 min, 32 min, 1 h25, 2 h45 et 4 h10.

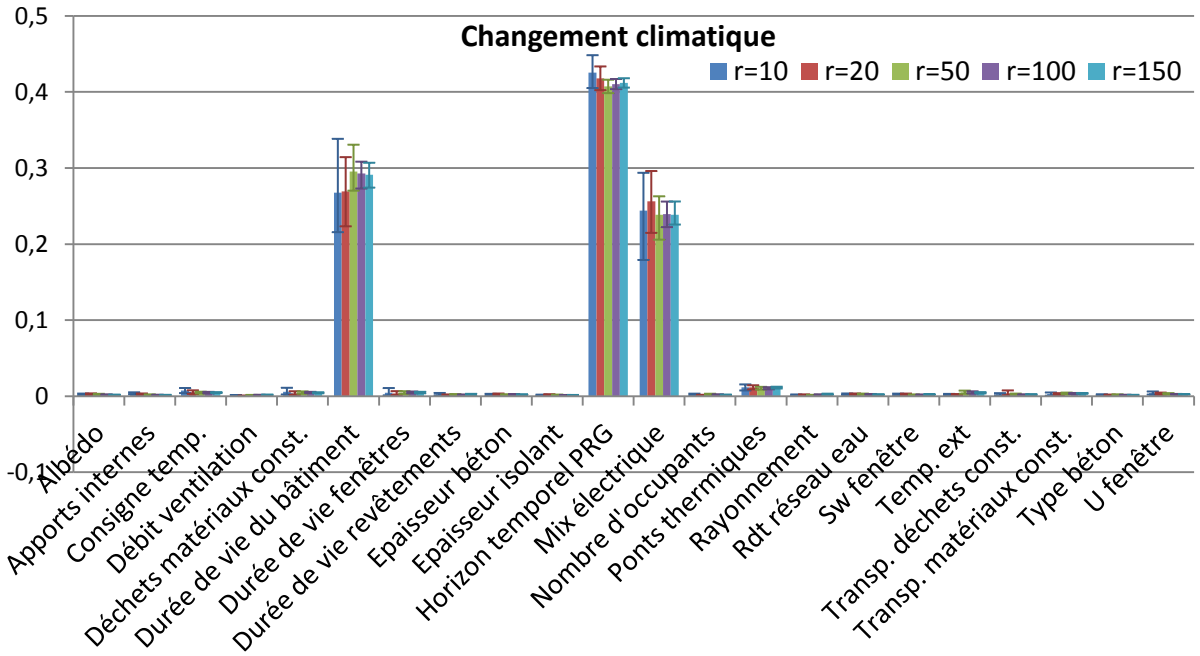


Figure L-49. Intervalles de confiance à 95 % calculés par* bootstrap *sur la variance des facteurs

À partir de 50 simulations, le coefficient de variance ne dépasse pas 10 % pour les facteurs les plus influents et pour tous les indicateurs. Nous choisissons de réaliser 50 répétitions du plan d'expérience. La moyenne des parts de variance sur les 50 répétitions retenues est présentée pour l'ensemble des indicateurs environnementaux dans la Figure L-50. Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-51 pour l'ensemble des indicateurs. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence décroissante. Pour l'ensemble des indicateurs, 10 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-52).

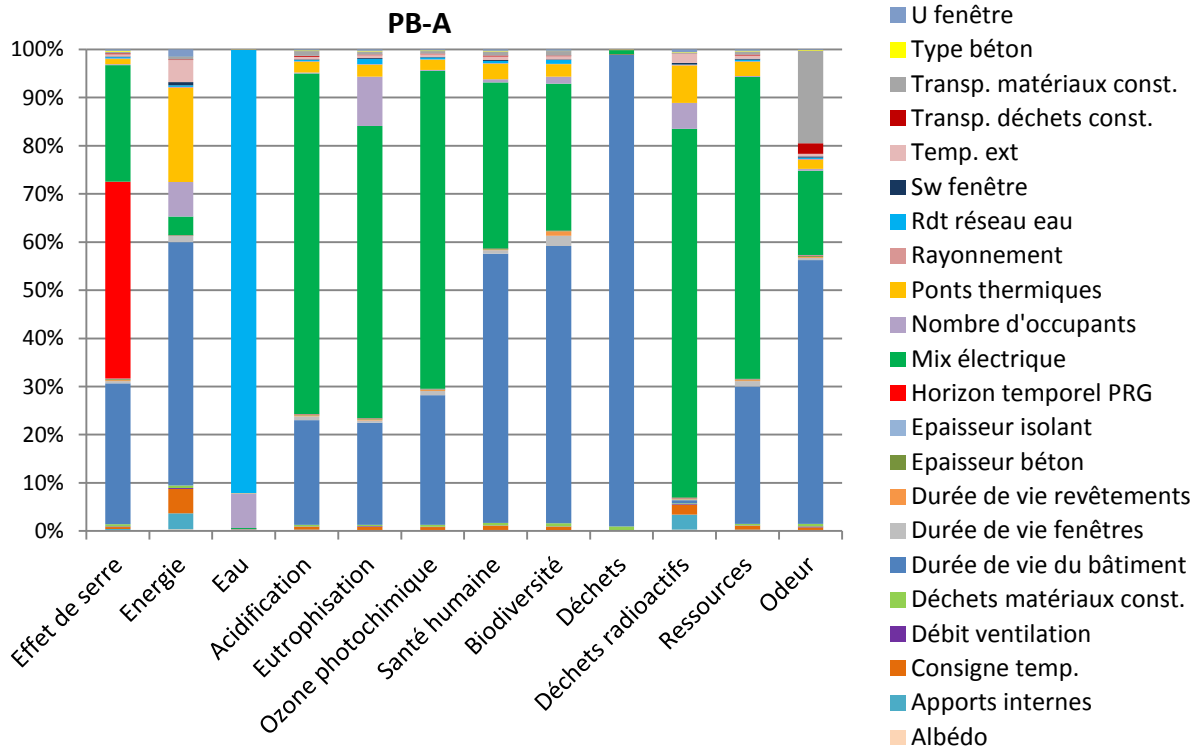


Figure L-50. Influence relative des facteurs incertains avec PB-A

Tableau L-51 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour PB-A

Changement climatique		Énergie		Eau	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Durée de vie du bâtiment	2	Ponts thermiques		
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
		4	Consigne temp.		
		5	Temp. ext		
		6	Mix électrique		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique		
		3	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants			3	Mix électrique
4	Apports internes				

Tableau L-52 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour PB-A

Tous les indicateurs
Apports internes
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. matériaux const.

L-7 - Résultats de Morris adapté

Le nombre de répétitions à réaliser est étudié par *bootstrap*. Les intervalles de confiance à 95 % pour 10, 20, 50 et 100 répétitions sont comparés. Les résultats de la comparaison sont présentés dans la figure l-51 pour l'indicateur de changement climatique. Les temps de calculs sont respectivement 15 min, 30 min, 1h20 et 2h40 pour 10, 20, 50 et 100 répétitions.

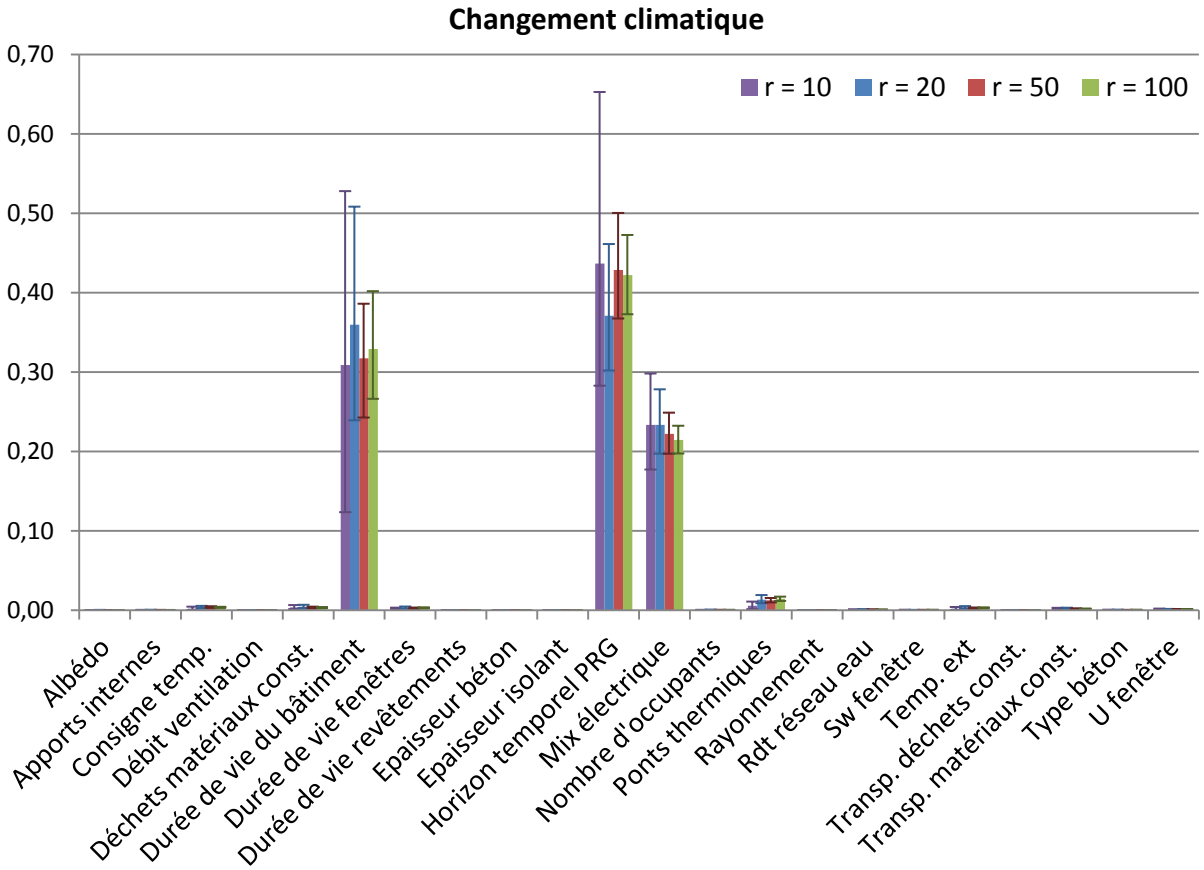


***Figure L-51. Intervalles de confiance à 95 % calculés par* bootstrap, pour Morris-A**

À partir de 100 répétitions, le coefficient de variance devient inférieur à 10 % pour les facteurs les plus influents pour tous les indicateurs. Nous choisissons donc ce nombre de répétitions pour l'étude. Les résultats, en termes d'influence relative, sont présentés dans la Figure L-52. Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-53 pour l'ensemble des indicateurs. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence décroissante. Pour l'ensemble des indicateurs, 9 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-54).

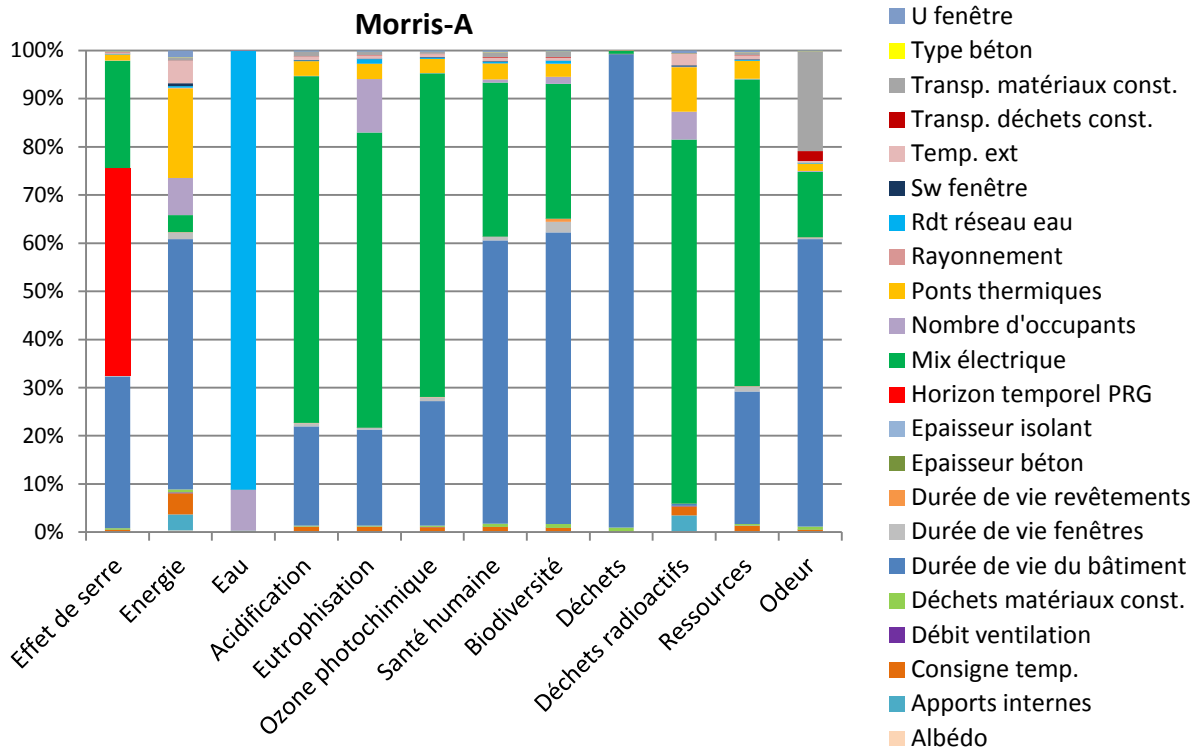


Figure L-52. Influence relative des facteurs incertains avec le criblage de Morris-A

Tableau L-53 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour Morris-A

Changement climatique		**Énergie**		**Eau**	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Durée de vie du bâtiment	2	Ponts thermiques		
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
		4	Consigne temp.		
		5	Temp. ext		
		6	Mix électrique		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique		
		3	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants			3	Mix électrique

Tableau L-54 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour Morris-A

Tous les indicateurs
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. matériaux const.

L-8 - Résultats de SRC² uniforme

Pour SCR², le même nombre de simulation est réalisé que précédemment. Les résultats en terme d'influence relative sont présentés dans la Figure L-53. Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-55 pour l'ensemble des indicateurs. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence décroissante Pour l'ensemble des indicateurs, 9 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-56).

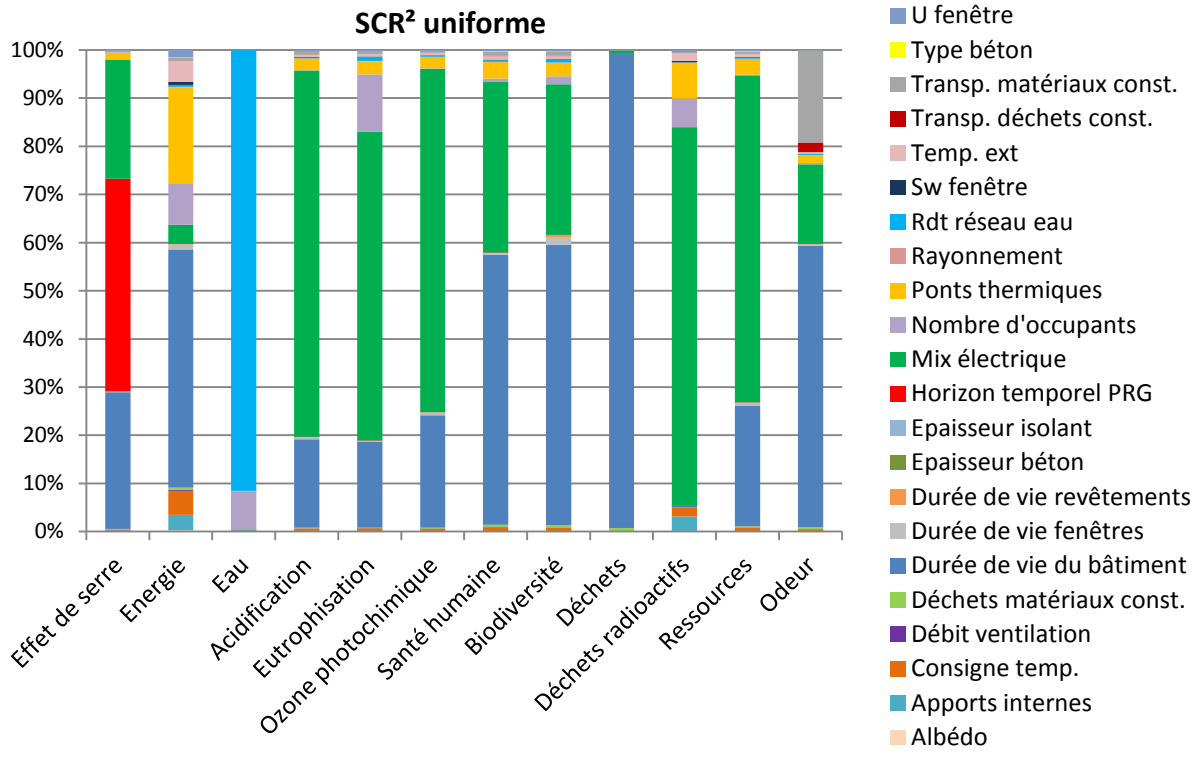


Figure L-53. Influence relative des facteurs incertains avec SRC² pour des lois uniformes

Tableau L-55 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour SRC² uniforme

Changement climatique		Énergie		Eau	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Durée de vie du bâtiment	2	Ponts thermiques		
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
		4	Consigne temp.		
		5	Temp. ext		
		6	Mix électrique		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique		
		3	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants			3	Mix électrique

Tableau L-56 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour SRC² uniforme

Tous les indicateurs
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. matériaux const.

L-9 - Résultats de la méthode de lissage avec une loi uniforme

Pour cette méthode, le paramètre d'espace a été fixé à 0,75 pour tous les facteurs et toutes les sorties afin de limiter les temps de calculs, étant donné que l'étude précédente avait montré des résultats proches avec et sans GCV. De plus, nous avons choisi $N = 1000$ et $N' = 20000$. Les résultats en terme d'influence relative sont présentés dans la Figure L-54. Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-57 pour l'ensemble des indicateurs. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence décroissante. Pour l'ensemble des indicateurs, 9 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-58).

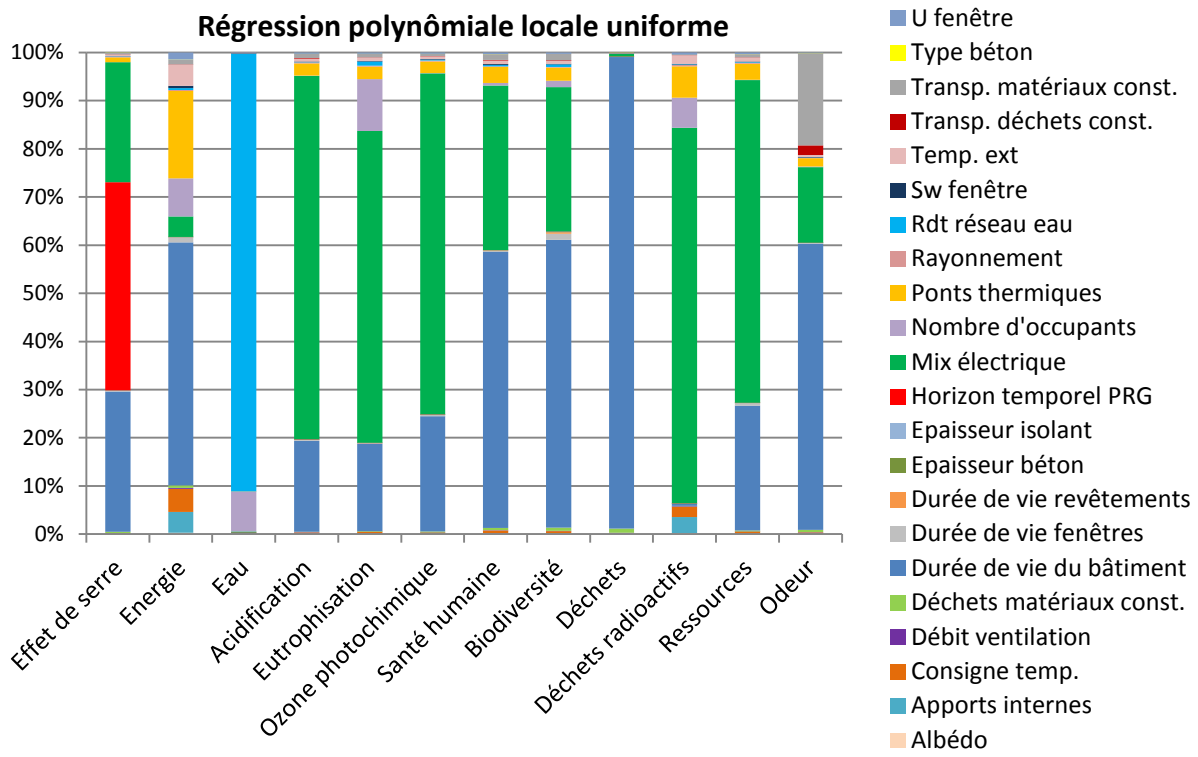


Figure L-54. Influence relative des facteurs incertains avec PL uniforme

Tableau L-57 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour PL uniforme

Changement climatique		Énergie		Eau	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Durée de vie du bâtiment	2	Ponts thermiques		
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
		4	Consigne temp.		
		5	Temp. ext		
		6	Mix électrique		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique		
		3	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants			3	Mix électrique

Tableau L-58 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour PL uniforme

Tous les indicateurs
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. matériaux const.

L-10 - Résultats de Sobol uniforme

Pour cette méthode, la taille de l'échantillon N_S a été fixée à 1000 afin de limiter les temps de calculs. Les résultats en terme d'influence relative sont présentés dans la Figure L-55. Le jeu de facteurs à retenir pour expliquer 90 % de l'influence est présenté dans le Tableau L-59 pour l'ensemble des indicateurs. Les facteurs y sont classés par ordre d'influence décroissante. Pour l'ensemble des indicateurs, 9 facteurs doivent être retenus pour expliquer 90 % de l'influence relative (Tableau L-60).

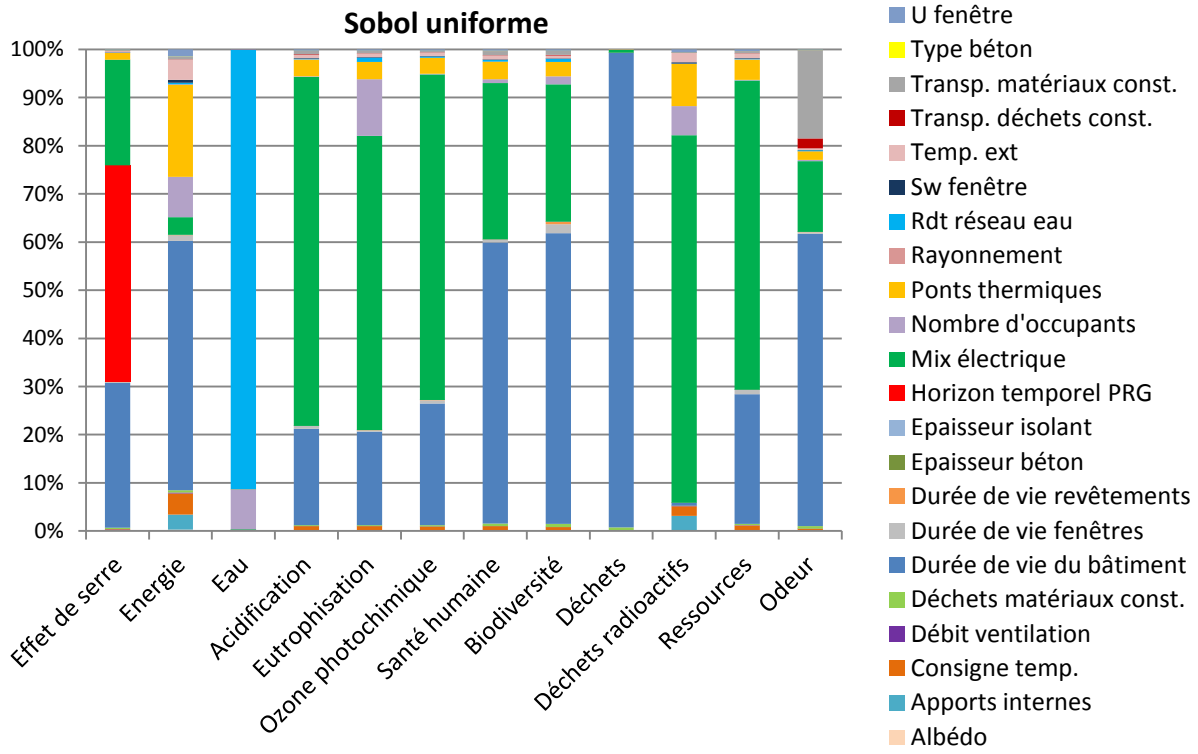


Figure L-55. Influence relative des facteurs incertains avec Sobol pour des lois uniformes

Tableau L-59 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour Sobol uniforme

Changement climatique		Énergie		Eau	
1	Horizon temporel PRG	1	Durée de vie du bâtiment	1	Rdt réseau eau
2	Durée de vie du bâtiment	2	Ponts thermiques		
3	Mix électrique	3	Nombre d'occupants		
		4	Consigne temp.		
		5	Temp. ext		
		6	Mix électrique		
Acidification		**Eutrophisation**		**Ozone photochimique**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Mix électrique
2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment	2	Durée de vie du bâtiment
		3	Nombre d'occupants		
Santé humaine		**Biodiversité**		**Déchets**	
1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment	1	Durée de vie du bâtiment
2	Mix électrique	2	Mix électrique		
		3	Ponts thermiques		
Déchets radioactifs		**Ressources**		**Odeur**	
1	Mix électrique	1	Mix électrique	1	Durée de vie du bâtiment
2	Ponts thermiques	2	Durée de vie du bâtiment	2	Transp. matériaux const.
3	Nombre d'occupants			3	Mix électrique

Tableau L-60 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour Sobol uniforme

Tous les indicateurs
Consigne temp.
Durée de vie du bâtiment
Horizon temporel PRG
Mix électrique
Nombre d'occupants
Ponts thermiques
Rdt réseau eau
Temp. ext
Transp. matériaux const.

L-11 - Valeur des influences relatives

Pour toutes les méthodes, nous donnons les valeurs des influences relatives dans les tableaux suivants.

Tableau L-61 : Influence relative des facteurs pour MMSA

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Albédo	7,82E-03	1,96E-02	1,68E-03	1,15E-02	1,05E-02	1,11E-02	1,11E-02	9,30E-03	1,93E-03	2,02E-02	1,25E-02	7,61E-03
Apports internes	3,47E-03	6,16E-02	7,01E-03	9,55E-03	5,25E-03	8,73E-03	7,02E-03	6,56E-03	2,41E-04	9,91E-02	4,85E-03	1,90E-03
Consigne temp.	2,90E-02	7,33E-02	6,29E-03	4,29E-02	3,90E-02	4,12E-02	4,12E-02	3,47E-02	7,17E-03	7,60E-02	4,64E-02	2,82E-02
Débit ventilation	5,80E-03	1,47E-02	1,26E-03	8,59E-03	7,81E-03	8,26E-03	8,25E-03	6,95E-03	1,44E-03	1,53E-02	9,29E-03	5,63E-03
Déchets matériaux const.	2,61E-02	2,17E-02	2,39E-03	2,27E-02	1,89E-02	2,51E-02	3,05E-02	3,16E-02	5,84E-02	3,00E-03	2,47E-02	2,94E-02
Durée bâtiment	3,46E-01	2,74E-01	3,15E-02	2,84E-01	2,39E-01	3,13E-01	3,97E-01	3,82E-01	8,15E-01	3,99E-02	3,08E-01	3,88E-01
Durée fenêtres	2,92E-02	4,09E-02	2,57E-03	4,76E-02	2,86E-02	5,16E-02	4,05E-02	6,62E-02	3,20E-03	1,99E-03	5,57E-02	2,93E-02
Durée de vie revêtements	6,93E-03	9,21E-03	7,84E-04	1,22E-02	1,48E-02	1,44E-02	1,35E-02	4,13E-02	2,81E-03	1,42E-03	1,28E-02	1,24E-02
Épaisseur béton	2,39E-03	8,62E-04	3,65E-04	1,89E-03	1,31E-03	1,33E-03	2,19E-03	1,38E-03	1,26E-02	1,30E-04	1,48E-03	2,93E-03
Épaisseur isolant	2,39E-03	8,62E-04	3,65E-04	1,89E-03	1,31E-03	1,33E-03	2,19E-03	1,38E-03	1,26E-02	1,30E-04	1,48E-03	2,93E-03
Horizon temporel	2,01E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
Mix électrique	1,60E-01	3,89E-02	1,62E-02	2,83E-01	2,24E-01	2,68E-01	1,57E-01	1,37E-01	3,40E-02	2,88E-01	2,48E-01	1,03E-01
Nombre occ.	1,15E-02	9,26E-02	1,82E-01	1,62E-02	1,58E-01	1,65E-02	3,71E-02	5,18E-02	1,04E-02	1,30E-01	1,56E-02	1,92E-02
Ponts thermiques	5,78E-02	1,46E-01	1,26E-02	8,56E-02	7,78E-02	8,23E-02	8,22E-02	6,92E-02	1,43E-02	1,52E-01	9,26E-02	5,61E-02
Rayonnement	5,42E-03	1,36E-02	1,16E-03	8,01E-03	7,29E-03	7,70E-03	7,67E-03	6,45E-03	1,34E-03	1,41E-02	8,69E-03	5,28E-03
Rdt réseau eau	1,67E-02	2,03E-02	7,21E-01	2,21E-02	4,85E-02	2,92E-02	2,93E-02	3,63E-02	7,90E-03	1,09E-02	2,33E-02	2,06E-02
Sw fenêtre	1,07E-02	2,69E-02	2,30E-03	1,58E-02	1,44E-02	1,52E-02	1,52E-02	1,28E-02	2,65E-03	2,78E-02	1,71E-02	1,04E-02

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Temp. ext	2,80E-02	7,08E-02	6,07E-03	4,14E-02	3,76E-02	3,98E-02	3,97E-02	3,35E-02	6,93E-03	7,34E-02	4,48E-02	2,72E-02
Transp. déchets const.	6,91E-03	7,54E-03	3,67E-04	1,43E-02	1,03E-02	9,70E-03	1,29E-02	1,24E-02	8,33E-04	6,19E-04	1,09E-02	5,83E-02
Transp. matériaux const.	2,07E-02	2,26E-02	1,10E-03	4,30E-02	3,09E-02	2,91E-02	3,86E-02	3,73E-02	2,50E-03	1,86E-03	3,27E-02	1,75E-01
Type béton	6,26E-03	2,09E-03	1,08E-04	3,46E-03	2,36E-03	2,94E-03	4,28E-03	1,87E-03	2,50E-04	5,70E-04	2,92E-03	9,02E-04
U fenêtre	1,64E-02	4,15E-02	3,56E-03	2,43E-02	2,20E-02	2,33E-02	2,33E-02	1,96E-02	4,05E-03	4,31E-02	2,62E-02	1,59E-02

Tableau L-62 : Influence relative des facteurs pour PB

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Albédo	7,72E-03	3,94E-03	2,95E-04	3,73E-03	3,29E-03	3,28E-03	1,85E-03	1,52E-03	1,02E-04	4,63E-03	3,57E-03	2,65E-03
Apports internes	2,77E-03	2,51E-02	3,47E-04	2,71E-03	1,89E-03	2,11E-03	7,88E-04	7,22E-04	1,28E-04	5,84E-02	1,86E-03	5,24E-03
Consigne temp.	5,18E-03	4,04E-02	4,17E-04	1,10E-02	1,09E-02	9,96E-03	7,82E-03	5,90E-03	1,12E-04	3,81E-02	1,26E-02	3,58E-03
Débit ventilation	2,69E-03	1,95E-03	2,45E-04	2,00E-03	1,71E-03	1,77E-03	9,46E-04	7,69E-04	1,09E-04	2,60E-03	1,93E-03	3,21E-03
Déchets matériaux const.	7,31E-03	6,37E-03	7,85E-04	5,90E-03	4,99E-03	6,72E-03	8,37E-03	1,00E-02	8,88E-03	1,52E-03	6,83E-03	6,68E-03
Durée bâtiment	5,14E-01	5,80E-01	2,48E-03	4,13E-01	3,68E-01	4,84E-01	7,57E-01	7,47E-01	9,86E-01	1,17E-02	4,95E-01	6,24E-01
Durée fenêtres	1,03E-02	1,83E-02	2,86E-04	2,05E-02	1,02E-02	2,30E-02	1,28E-02	3,56E-02	1,36E-04	1,75E-03	2,76E-02	7,01E-03
Durée de vie revêtements	2,66E-03	1,28E-03	2,90E-04	4,02E-03	4,30E-03	3,85E-03	2,48E-03	1,16E-02	1,02E-04	1,93E-03	3,68E-03	4,71E-03
Épaisseur béton	2,30E-03	2,45E-04	6,55E-04	2,74E-03	2,32E-03	2,50E-03	1,07E-03	9,51E-04	4,68E-04	2,26E-03	2,45E-03	1,50E-03
Épaisseur isolant	4,72E-03	7,63E-04	4,35E-04	2,09E-03	1,65E-03	1,68E-03	9,83E-04	8,23E-04	1,21E-04	1,82E-03	1,75E-03	2,84E-03

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Horizon temporel	2,68E-01	3,45E-04	3,60E-04	1,61E-03	1,29E-03	1,33E-03	6,50E-04	5,92E-04	1,12E-04	1,28E-03	1,35E-03	3,00E-03
Mix électrique	1,22E-01	1,11E-02	4,82E-04	4,39E-01	3,43E-01	3,84E-01	1,30E-01	1,10E-01	2,42E-03	5,51E-01	3,49E-01	4,96E-02
Nombre occ.	1,18E-03	6,12E-02	7,41E-02	1,59E-03	1,51E-01	1,51E-03	5,01E-03	1,17E-02	1,16E-04	1,08E-01	1,44E-03	3,36E-03
Ponts thermiques	1,57E-02	1,70E-01	8,18E-04	3,85E-02	3,93E-02	3,46E-02	3,25E-02	2,50E-02	2,59E-04	1,50E-01	4,62E-02	1,30E-02
Rayonnement	2,66E-03	2,46E-03	3,48E-04	2,92E-03	2,49E-03	2,45E-03	1,58E-03	1,41E-03	1,50E-04	2,37E-03	2,66E-03	3,55E-03
Rdt réseau eau	4,60E-03	5,06E-03	9,15E-01	5,62E-03	1,91E-02	7,19E-03	6,36E-03	9,58E-03	2,91E-04	2,80E-03	5,72E-03	6,40E-03
Sw fenêtre	4,73E-03	7,21E-03	5,56E-04	5,86E-03	5,08E-03	4,80E-03	3,44E-03	2,92E-03	1,33E-04	5,69E-03	5,50E-03	8,40E-03
Temp. ext	5,47E-03	4,27E-02	3,94E-04	1,12E-02	1,09E-02	9,74E-03	8,78E-03	7,08E-03	1,64E-04	3,80E-02	1,27E-02	7,03E-03
Transp. déchets const.	2,55E-03	8,71E-04	4,41E-04	2,55E-03	1,74E-03	1,46E-03	1,60E-03	1,53E-03	5,67E-05	1,12E-03	1,70E-03	2,10E-02
Transp. matériaux const.	4,68E-03	6,77E-03	2,23E-04	1,49E-02	9,52E-03	6,61E-03	1,14E-02	1,15E-02	5,48E-05	1,28E-03	8,79E-03	2,15E-01
Type béton	4,86E-03	7,50E-04	2,37E-04	2,79E-03	2,15E-03	2,25E-03	1,56E-03	1,12E-03	1,12E-04	1,74E-03	2,31E-03	4,00E-03
U fenêtre	3,65E-03	1,31E-02	3,35E-04	5,30E-03	5,05E-03	4,62E-03	3,46E-03	2,74E-03	9,17E-05	1,17E-02	5,61E-03	3,60E-03

Tableau L-63 : Influence relative des facteurs pour Morris d*

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Albédo	8,16E-03	2,01E-02	1,82E-03	1,25E-02	1,10E-02	1,18E-02	1,13E-02	9,58E-03	2,17E-03	2,17E-02	1,29E-02	7,27E-03
Apports internes	1,41E-02	6,29E-02	7,20E-03	2,31E-02	1,93E-02	2,21E-02	1,49E-02	1,25E-02	3,25E-03	9,62E-02	2,22E-02	1,07E-02
Consigne temp.	3,43E-02	7,22E-02	6,22E-03	5,23E-02	4,57E-02	4,94E-02	4,56E-02	3,88E-02	8,84E-03	7,33E-02	5,33E-02	2,95E-02

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Débit ventilation	6,53E-03	1,52E-02	1,36E-03	9,99E-03	8,81E-03	9,55E-03	8,94E-03	7,62E-03	1,74E-03	1,60E-02	1,04E-02	5,81E-03
Déchets matériaux const.	3,24E-02	2,70E-02	2,98E-03	2,66E-02	2,26E-02	2,94E-02	3,79E-02	3,90E-02	7,84E-02	3,54E-03	2,91E-02	3,64E-02
Durée bâtiment	3,06E-01	2,51E-01	2,87E-02	2,43E-01	2,09E-01	2,69E-01	3,58E-01	3,45E-01	7,89E-01	3,43E-02	2,65E-01	3,47E-01
Durée fenêtres	2,78E-02	4,05E-02	2,58E-03	4,47E-02	2,72E-02	4,94E-02	4,03E-02	6,56E-02	3,38E-03	1,88E-03	5,32E-02	2,73E-02
Durée de vie revêtements	5,55E-03	7,66E-03	6,56E-04	9,73E-03	1,18E-02	1,15E-02	1,12E-02	3,48E-02	2,49E-03	1,12E-03	1,03E-02	9,76E-03
Épaisseur béton	2,71E-03	1,12E-03	4,29E-04	2,21E-03	1,56E-03	1,59E-03	2,64E-03	1,72E-03	1,57E-02	6,23E-04	1,77E-03	3,59E-03
Épaisseur isolant	4,23E-03	6,23E-03	6,25E-04	4,77E-03	4,16E-03	4,75E-03	3,61E-03	3,03E-03	7,58E-04	7,98E-03	4,69E-03	2,79E-03
Horizon temporel	2,13E-01	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00	0,00E+00
Mix électrique	1,54E-01	3,89E-02	1,64E-02	2,72E-01	2,18E-01	2,62E-01	1,59E-01	1,41E-01	3,68E-02	2,76E-01	2,42E-01	9,91E-02
Nombre occ.	1,20E-02	9,56E-02	2,10E-01	1,77E-02	1,54E-01	1,84E-02	3,85E-02	5,43E-02	1,14E-02	1,28E-01	1,72E-02	1,92E-02
Ponts thermiques	6,11E-02	1,49E-01	1,33E-02	9,33E-02	8,38E-02	9,13E-02	8,46E-02	7,27E-02	1,62E-02	1,60E-01	9,82E-02	5,49E-02
Rayonnement	5,60E-03	1,32E-02	1,18E-03	8,69E-03	7,60E-03	8,27E-03	7,83E-03	6,66E-03	1,51E-03	1,40E-02	9,14E-03	5,09E-03
Rdt réseau eau	1,54E-02	1,94E-02	6,92E-01	1,99E-02	4,44E-02	2,68E-02	2,78E-02	3,50E-02	8,06E-03	9,97E-03	2,13E-02	1,85E-02
Sw fenêtre	1,15E-02	2,62E-02	2,32E-03	1,76E-02	1,57E-02	1,70E-02	1,58E-02	1,35E-02	3,07E-03	2,75E-02	1,86E-02	1,02E-02
Temp. ext	2,80E-02	7,42E-02	6,85E-03	4,32E-02	3,86E-02	4,21E-02	3,97E-02	3,40E-02	7,68E-03	8,23E-02	4,63E-02	2,61E-02
Transp. déchets const.	7,52E-03	8,79E-03	4,31E-04	1,59E-02	1,15E-02	1,08E-02	1,49E-02	1,47E-02	1,03E-03	6,82E-04	1,22E-02	6,44E-02
Transp.	2,46E-02	2,83E-02	1,37E-03	5,03E-02	3,69E-02	3,46E-02	4,78E-02	4,69E-02	3,29E-03	2,16E-03	3,86E-02	2,05E-01

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
matériaux const.												
Type béton	6,83E-03	2,44E-03	1,24E-04	3,76E-03	2,61E-03	3,24E-03	4,91E-03	2,15E-03	3,03E-04	6,20E-04	3,21E-03	9,78E-04
U fenêtre	1,86E-02	4,09E-02	3,57E-03	2,86E-02	2,53E-02	2,76E-02	2,52E-02	2,16E-02	4,90E-03	4,22E-02	2,97E-02	1,64E-02

Tableau L-64 : Influence relative des facteurs pour SRC²

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Albédo	1,99E-05	4,65E-03	1,62E-06	2,87E-04	3,25E-04	2,88E-04	4,63E-04	4,15E-04	1,47E-05	1,50E-03	4,50E-04	8,80E-05
Apports internes	2,73E-05	3,77E-02	1,70E-04	1,46E-04	3,66E-05	1,20E-04	2,94E-04	3,29E-04	2,69E-06	2,41E-02	2,60E-05	1,88E-06
Consigne temp.	1,63E-03	4,99E-02	2,16E-04	4,00E-03	5,15E-03	3,94E-03	6,93E-03	5,76E-03	4,33E-05	1,46E-02	5,70E-03	3,44E-03
Débit ventilation	6,27E-05	1,57E-03	3,54E-05	1,13E-04	1,34E-04	1,01E-04	1,64E-04	1,18E-04	1,79E-05	5,45E-04	1,57E-04	1,09E-04
Déchets matériaux const.	2,54E-03	4,99E-03	2,41E-05	1,96E-03	1,89E-03	2,48E-03	5,69E-03	7,24E-03	9,57E-03	3,41E-07	2,69E-03	6,11E-03
Durée bâtiment	2,05E-01	4,28E-01	1,35E-03	1,23E-01	1,24E-01	1,60E-01	4,50E-01	4,76E-01	9,77E-01	2,30E-03	1,73E-01	5,13E-01
Durée fenêtres	1,64E-03	1,14E-02	1,69E-05	3,67E-03	1,64E-03	4,71E-03	4,71E-03	1,70E-02	3,75E-05	2,55E-05	6,33E-03	2,53E-03
Durée de vie revêtements	1,34E-06	3,17E-04	1,90E-05	3,43E-05	1,43E-04	8,04E-05	1,78E-04	3,74E-03	6,92E-07	3,92E-05	5,99E-05	1,49E-04
Épaisseur béton	6,19E-05	6,31E-05	1,52E-05	3,37E-05	4,21E-05	2,17E-05	6,60E-05	3,64E-05	4,40E-04	2,64E-06	2,96E-05	1,63E-04
Épaisseur isolant	1,36E-05	2,33E-04	4,74E-06	1,25E-05	1,81E-05	1,96E-06	8,84E-06	3,01E-06	1,03E-05	1,35E-04	6,22E-06	4,76E-06
Horizon temporel	4,83E-01	1,51E-05	1,06E-05	5,32E-06	1,53E-05	4,58E-06	8,48E-06	1,04E-05	9,13E-07	2,09E-06	5,12E-06	2,58E-05
Mix électrique	2,90E-01	6,18E-02	2,14E-03	8,33E-01	7,22E-01	7,98E-01	4,66E-01	4,18E-01	1,05E-02	8,28E-01	7,68E-01	2,35E-01

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Nombre occ.	3,68E-04	9,74E-02	9,25E-02	8,87E-04	1,04E-01	9,87E-04	8,12E-03	1,78E-02	4,85E-04	4,81E-02	9,86E-04	2,78E-03
Ponts thermiques	1,03E-02	2,14E-01	4,46E-04	1,92E-02	2,14E-02	1,91E-02	3,34E-02	2,86E-02	7,86E-04	5,79E-02	2,72E-02	1,91E-02
Rayonnement	9,41E-07	1,79E-03	1,89E-05	1,57E-04	1,61E-04	1,50E-04	2,30E-04	1,98E-04	8,46E-06	4,98E-04	2,29E-04	1,55E-04
Rdt réseau eau	4,62E-04	3,60E-03	9,03E-01	1,07E-03	7,36E-03	1,95E-03	3,44E-03	6,00E-03	1,69E-04	2,96E-04	1,42E-03	1,93E-03
Sw fenêtre	3,21E-04	6,82E-03	1,47E-05	7,36E-04	8,89E-04	7,29E-04	1,28E-03	1,04E-03	9,52E-05	1,72E-03	1,00E-03	7,52E-04
Temp. ext	2,21E-03	5,06E-02	5,24E-05	4,13E-03	4,72E-03	4,12E-03	7,59E-03	6,71E-03	2,35E-04	1,42E-02	5,95E-03	4,58E-03
Transp. déchets const.	2,08E-04	2,14E-04	1,38E-05	4,08E-04	2,13E-04	1,68E-04	5,33E-04	4,92E-04	6,06E-06	4,52E-06	2,44E-04	1,75E-02
Transp. matériaux const.	1,75E-03	6,55E-03	7,98E-06	5,51E-03	4,30E-03	2,78E-03	8,63E-03	9,16E-03	1,61E-04	3,55E-05	3,92E-03	1,91E-01
Type béton	4,68E-04	2,44E-04	1,48E-06	1,67E-04	1,14E-04	1,39E-04	4,45E-04	1,34E-04	2,39E-06	3,86E-06	1,56E-04	8,09E-06
U fenêtre	4,28E-04	1,81E-02	2,05E-04	1,06E-03	1,43E-03	1,05E-03	2,13E-03	1,86E-03	1,19E-05	5,92E-03	1,59E-03	1,18E-03

Tableau L-65 : Influence relative des facteurs pour PL, avec GCV

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Albédo	1,07E-05	5,05E-03	2,77E-05	5,56E-05	1,61E-04	4,33E-05	1,62E-04	1,32E-04	1,22E-04	2,57E-03	1,17E-04	9,85E-05
Apports internes	1,99E-04	4,30E-02	5,42E-05	9,81E-05	5,55E-05	5,42E-05	8,22E-04	8,79E-04	7,56E-04	2,45E-02	1,31E-06	1,47E-04
Consigne temp.	1,12E-03	4,76E-02	1,99E-04	2,89E-03	2,98E-03	3,00E-03	6,22E-03	5,12E-03	2,59E-02	1,43E-02	4,58E-03	3,16E-03
Débit ventilation	2,88E-05	1,10E-02	1,26E-04	4,82E-05	7,42E-05	4,42E-05	1,87E-05	2,29E-05	3,75E-03	7,56E-04	2,55E-05	8,84E-04
Déchets matériaux	1,31E-03	3,48E-03	3,14E-04	4,18E-04	2,76E-04	6,92E-04	2,77E-03	4,20E-03	7,41E-03	6,72E-05	7,78E-04	3,01E-03

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
const.												
Durée bâtiment	1,86E-01	4,51E-01	6,27E-04	1,10E-01	1,10E-01	1,48E-01	4,51E-01	4,80E-01	9,50E-01	2,57E-03	1,59E-01	5,20E-01
Durée fenêtres	3,30E-03	1,03E-02	1,21E-05	1,43E-03	8,52E-04	2,05E-03	2,13E-03	9,58E-03	6,27E-05	3,82E-04	2,99E-03	1,42E-04
Durée de vie revêtements	7,05E-05	1,88E-04	2,64E-04	3,07E-05	3,90E-05	5,32E-05	8,61E-05	2,86E-03	6,71E-05	2,71E-05	4,88E-05	2,92E-04
Épaisseur béton	2,02E-05	7,04E-06	5,35E-04	2,51E-05	3,13E-05	2,15E-05	4,07E-05	2,93E-05	3,68E-04	6,77E-06	2,19E-05	9,94E-06
Épaisseur isolant	5,30E-05	7,46E-04	3,11E-04	1,22E-04	1,98E-04	7,87E-05	9,44E-05	8,57E-05	1,60E-05	2,41E-04	1,14E-04	8,78E-05
Horizon temporel	4,90E-01	2,48E-04	2,29E-06	1,89E-04	1,62E-04	2,29E-04	3,24E-04	5,02E-04	2,20E-04	1,44E-05	2,66E-04	1,86E-04
Mix électrique	3,00E-01	6,19E-02	2,60E-03	8,32E-01	7,50E-01	7,97E-01	4,71E-01	4,27E-01	9,34E-03	8,35E-01	7,70E-01	2,38E-01
Nombre occ.	4,96E-06	8,29E-02	8,11E-02	1,02E-04	8,87E-02	1,23E-04	4,45E-03	1,20E-02	1,10E-04	4,62E-02	9,80E-05	1,31E-03
Ponts thermiques	8,43E-03	1,94E-01	4,56E-04	1,99E-02	2,13E-02	2,00E-02	3,17E-02	2,65E-02	4,29E-04	4,90E-02	2,71E-02	1,82E-02
Rayonnement	2,77E-03	1,91E-03	1,37E-04	1,74E-02	5,59E-03	1,68E-02	4,30E-03	4,93E-03	6,69E-05	4,55E-03	1,88E-02	2,51E-03
Rdt réseau eau	4,78E-04	2,64E-03	9,10E-01	2,87E-04	4,80E-03	8,70E-04	1,72E-03	3,47E-03	4,50E-05	5,62E-04	4,94E-04	1,13E-04
Sw fenêtre	1,80E-04	6,11E-03	3,26E-06	1,01E-03	1,23E-03	9,77E-04	1,41E-03	1,03E-03	4,87E-05	1,20E-03	1,27E-03	1,18E-03
Temp. ext	2,68E-03	5,18E-02	1,02E-04	4,19E-03	5,24E-03	4,12E-03	6,99E-03	5,87E-03	1,30E-05	1,42E-02	6,04E-03	4,27E-03
Transp. déchets const.	1,15E-04	7,03E-04	6,97E-05	1,09E-03	6,83E-04	6,93E-04	1,39E-03	1,75E-03	2,88E-05	5,48E-05	9,04E-04	2,12E-02
Transp. matériaux const.	2,78E-03	7,78E-03	2,74E-03	6,10E-03	4,68E-03	3,33E-03	9,79E-03	1,07E-02	5,67E-04	2,36E-05	4,62E-03	1,83E-01
Type béton	1,00E-04	6,95E-04	7,33E-06	3,08E-05	8,54E-05	1,12E-05	1,61E-04	2,76E-07	1,36E-04	3,46E-04	2,08E-05	1,17E-05

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
U fenêtre	9,44E-04	1,65E-02	3,00E-06	2,49E-03	2,26E-03	2,50E-03	3,78E-03	3,23E-03	2,22E-04	2,88E-03	3,35E-03	2,05E-03

Tableau L-66 : Influence relative des facteurs pour Sobol

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Albédo	3,05E-04	4,98E-03	7,71E-06	6,73E-04	7,16E-04	6,58E-04	8,96E-04	7,39E-04	1,50E-05	1,50E-03	8,52E-04	5,03E-04
Apports internes	3,28E-04	3,64E-02	9,57E-05	9,63E-04	8,03E-04	9,12E-04	7,32E-04	6,27E-04	1,15E-05	2,41E-02	8,82E-04	3,80E-04
Consigne temp.	3,17E-03	5,21E-02	8,11E-05	7,04E-03	7,47E-03	6,87E-03	9,35E-03	7,73E-03	1,57E-04	1,58E-02	8,87E-03	5,20E-03
Débit ventilation	1,30E-04	2,13E-03	3,34E-06	2,88E-04	3,06E-04	2,81E-04	3,82E-04	3,16E-04	6,41E-06	6,53E-04	3,63E-04	2,13E-04
Déchets matériaux const.	2,64E-03	6,00E-03	1,47E-05	1,69E-03	1,62E-03	2,19E-03	5,68E-03	7,01E-03	1,08E-02	3,05E-05	2,39E-03	6,38E-03
Durée bâtiment	2,13E-01	4,39E-01	1,74E-03	1,20E-01	1,20E-01	1,55E-01	4,41E-01	4,65E-01	9,76E-01	4,39E-03	1,69E-01	5,15E-01
Durée fenêtres	2,58E-03	1,82E-02	1,46E-05	6,36E-03	3,19E-03	7,97E-03	8,50E-03	2,64E-02	2,73E-05	1,23E-05	1,04E-02	5,27E-03
Durée de vie revêtements	8,84E-05	5,55E-04	8,14E-07	2,53E-04	5,11E-04	3,71E-04	5,69E-04	6,19E-03	1,27E-05	4,59E-06	3,35E-04	5,68E-04
Épaisseur béton	1,69E-05	8,83E-06	2,82E-07	9,96E-06	6,79E-06	5,43E-06	2,41E-05	1,10E-05	4,17E-04	2,37E-06	7,70E-06	5,38E-05
Épaisseur isolant	2,35E-05	3,80E-04	7,84E-07	5,47E-05	6,09E-05	3,83E-05	5,59E-05	4,25E-05	1,10E-06	1,76E-04	4,95E-05	4,79E-05
Horizon temporel	4,76E-01	2,82E-07	3,73E-09	1,59E-07	3,06E-07	1,63E-07	9,10E-08	4,96E-09	5,81E-09	1,30E-06	5,50E-07	7,15E-07
Mix électrique	2,83E-01	5,81E-02	2,06E-03	8,19E-01	7,12E-01	7,85E-01	4,65E-01	4,14E-01	1,12E-02	8,19E-01	7,56E-01	2,37E-01
Nombre occ.	5,86E-04	1,02E-01	8,27E-02	1,14E-03	1,04E-01	1,23E-03	8,23E-03	1,79E-02	3,18E-04	5,01E-02	1,28E-03	2,71E-03
Ponts thermiques	1,15E-02	1,97E-01	3,12E-04	2,54E-02	2,70E-02	2,48E-02	3,41E-02	2,82E-02	5,69E-04	6,15E-02	3,21E-02	1,89E-02

	Chang. Clim.	Énergie	Eau	Acid.	Eutro.	Ozone P.	Santé H.	Biodiv.	Déchets	Déchets rad.	Ressources	Odeur
Rayonnement	1,05E-04	1,74E-03	2,72E-06	2,32E-04	2,47E-04	2,26E-04	3,10E-04	2,55E-04	5,19E-06	5,30E-04	2,94E-04	1,74E-04
Rdt réseau eau	6,79E-04	3,58E-03	9,13E-01	1,09E-03	7,33E-03	2,04E-03	3,55E-03	6,36E-03	1,33E-04	2,64E-04	1,46E-03	2,07E-03
Sw fenêtre	4,18E-04	6,84E-03	1,06E-05	9,30E-04	9,89E-04	9,08E-04	1,24E-03	1,02E-03	2,08E-05	2,06E-03	1,18E-03	6,91E-04
Temp. ext	3,04E-03	4,86E-02	7,50E-05	6,72E-03	7,13E-03	6,56E-03	8,88E-03	7,34E-03	1,49E-04	1,46E-02	8,46E-03	4,94E-03
Transp. déchets const.	1,39E-04	5,94E-04	2,88E-07	5,53E-04	3,95E-04	2,70E-04	8,25E-04	8,92E-04	1,78E-06	2,32E-06	3,84E-04	2,00E-02
Transp. matériaux const.	1,24E-03	5,29E-03	2,54E-06	4,93E-03	3,52E-03	2,41E-03	7,35E-03	7,94E-03	1,58E-05	1,03E-05	3,42E-03	1,78E-01
Type béton	4,66E-04	1,87E-04	1,04E-07	1,32E-04	8,57E-05	1,02E-04	3,74E-04	8,23E-05	6,61E-07	4,73E-06	1,14E-04	2,04E-05
U fenêtre	9,82E-04	1,63E-02	2,55E-05	2,17E-03	2,31E-03	2,12E-03	2,89E-03	2,39E-03	4,85E-05	5,00E-03	2,74E-03	1,61E-03

Annexe M. Facteurs incertains retenus

M-1 - Plage de variation de facteurs incertains

Les facteurs incertains pris en compte dans le chapitre 4 sont présentés dans le Tableau M-67 avec leurs plages de variation. Il est également indiqué dans quelles variantes ces facteurs sont utilisés. Dans ce tableau, la notation Uw fait référence au coefficient de transfert thermique des fenêtres et la mention juxtaposée (F1 à F8) désigne l'une des fenêtres des maisons INCAS, comme illustré à la figure Figure M-56. Aux coefficients d'échange superficiels convectifs h_c et radiatifs h_r sont affectés des indices « i » ou « e » selon qu'ils agissent entre une paroi et une ambiance intérieure ou avec l'extérieur.

Nous présentons dans les Tableau M-68 et Tableau M-69, les valeurs des ponts thermiques choisis dans le référentiel RT 2012 et calculé avec l'outil TRISCO (pour la maison IBB) par configuration et par pièce. Lorsque les configurations des ponts thermiques n'étaient pas disponibles dans la RT, des configurations approchées ont été choisies.

Tableau M-67 : Valeurs de référence (Vref), basses (VB) et hautes (VH) des facteurs incertains considérés dans le chapitre 4

N°	Facteur	Vref	VB	VH	Unité	Variantes concernées
1	Albédo	0,35	0,30	0,40	-	Toutes
2	Orientation	-15	-13	-17	°	Toutes
3	Variabilité du climat	Températures et rayonnements corrélés générés avec le modèle de Ligier et al. (2017)			-	Toutes
4	Variabilité de l'occupation	Scénarios d'occupation générés avec le modèle de Vorger (2014)			-	Toutes
5	Débit de ventilation naturelle dans les combles	3	2	4	vol/h	Toutes
6	Débit de ventilation naturelle dans le vide sanitaire	1	0,5	1,5	vol/h	Toutes
7	Efficacité de l'échangeur double flux	90,0	85,5	92	%	Toutes
8	Uw F1	1,40	1,33	1,47	W/(m².K)	Toutes
9	Uw F2	1,31	1,25	1,38	W/(m².K)	Toutes
10	Uw F3	1,36	1,29	1,43	W/(m².K)	Toutes
11	Uw F4	1,49	1,41	1,56	W/(m².K)	Toutes
12	Uw F5 combles	1,46	1,39	1,54	W/(m².K)	Toutes
13	Uw F5 salon	1,44	1,36	1,52	W/(m².K)	Toutes
14	Uw F6	1,43	1,36	1,50	W/(m².K)	Toutes
15	Uw F7	1,29	1,23	1,36	W/(m².K)	Toutes
16	Uw F8	1,37	1,30	1,44	W/(m².K)	Toutes
17	Uw portes extérieures	1,20	1,14	1,26	W/(m².K)	Toutes
18	Facteur solaire F1	60,00	57,00	63,00	%	Toutes
19	Facteur solaire F2	60,00	57,00	63,00	%	Toutes
20	Facteur solaire F3	60,00	57,00	63,00	%	Toutes
21	Facteur solaire F4	60,00	57,00	63,00	%	Toutes
22	Facteur solaire F5 combles	60,00	57,00	63,00	%	Toutes
23	Facteur solaire F5 salon	60,00	57,00	63,00	%	Toutes
24	Facteur solaire F6	60,00	57,00	63,00	%	Toutes
25	Facteur solaire F7	45,00	42,75	47,25	%	Toutes
26	Facteur solaire F8	45,00	42,75	47,25	%	Toutes

N°	Facteur	Vref	VB	VH	Unité	Variantes concernées
27	Émissivité de la toiture	0,90	0,88	0,92	-	Toutes
28	Émissivité de l'enduit	0,90	0,86	0,95	-	Toutes
29	Émissivité de la peinture à l'eau	0,85	0,81	0,89	-	Toutes
30	Émissivité de la peinture au solvant	0,85	0,81	0,89	-	Toutes
31	Émissivité du carrelage	0,90	0,86	0,95	-	Toutes
32	Absorptivité de la toiture	0,85	0,81	0,89	-	Toutes
33	Absorptivité de l'enduit	0,65	0,55	0,75	-	Toutes
34	Absorptivité de la peinture à l'eau	0,20	0,17	0,23	-	Toutes
35	Absorptivité de la peinture au solvant	0,20	0,17	0,23	-	Toutes
36	Absorptivité du carrelage	0,70	0,60	0,81	-	Toutes
37	Épaisseur tuiles	1,50	1,43	1,58	cm	Toutes
38	Épaisseur dalle	16,00	15,75	16,25	cm	Toutes
39	Épaisseur chape	8,00	7,75	8,25	cm	Toutes
40	Épaisseur carrelage	1,00	0,95	1,05	cm	Toutes
41	Épaisseur plâtre gypse	1,00	0,95	1,05	cm	IBB et IDM
42	Épaisseur crépis IBB	1,50	1,43	1,58	cm	IBB
43	Épaisseur crépis IOB	0,60	0,57	0,63	cm	IOB
44	Épaisseur enduit hydrofuge	1,50	1,43	1,58	cm	IBB et IDM
45	Épaisseur béton banché	15,00	14,75	15,25	cm	IBB et IOB
46	Épaisseur placoplâtre BA13	1,30	1,24	1,37	cm	IBB et IDM
47	Épaisseur placoplâtre BA10	1,00	0,95	1,05	cm	IOB
48	Épaisseur plancher hourdis	20,00	19,75	20,25	cm	IBB et IDM
49	Épaisseur polystyrène Roofmate	20,00	19,75	20,25	cm	Toutes
50	Épaisseur polystyrène Styrofoam	20,00	19,75	20,25	cm	Toutes
51	Épaisseur laine de verre cloison	4,00	3,80	4,20	cm	Toutes
52	Épaisseur parpaing	15,00	14,75	15,25	cm	IDM
53	Épaisseur fibres ciment celullose	2,50	2,38	2,63	cm	IOB
54	Épaisseur fibres de bois	2,00	1,90	2,10	cm	IOB
55	Épaisseur OSB16	1,60	1,52	1,68	cm	IOB
56	Épaisseur OSB19	1,90	1,81	2,00	cm	IOB

N°	Facteur	Vref	VB	VH	Unité	Variantes concernées
57	Épaisseur OSB25	2,50	2,38	2,63	cm	IOB
59	Épaisseur polystyrène Wallmate	20,00	19,75	20,25	cm	IBB
60	Épaisseur laine de verre semi-rigide	23,35	23,10	23,60	cm	IDM
61	Épaisseur laine de bois	38,20	37,95	28,45	cm	IOB
62	Épaisseur laine de verre Isoconfort	40,00	39,75	40,25	cm	IBB et IDM
63	Conductivité tuiles	2,20	2,11	2,29	W/(m.K)	Toutes
64	Conductivité dalle	2,50	2,34	2,66	W/(m.K)	Toutes
65	Conductivité chape	1,75	1,61	1,89	W/(m.K)	Toutes
66	Conductivité carrelage	0,41	0,36	0,47	W/(m.K)	Toutes
67	Conductivité plâtre gypse	0,41	0,38	0,48	W/(m.K)	IBB et IDM
68	Conductivité crépis	0,70	0,62	0,78	W/(m.K)	IBB et IOB
69	Conductivité enduit hydrofuge	1,00	0,92	1,08	W/(m.K)	IBB et IDM
70	Conductivité béton banché	1,75	1,59	1,91	W/(m.K)	IBB et IOB
71	Conductivité placoplâtre BA	1,30	1,24	1,37	W/(m.K)	Toutes
72	Conductivité plancher hourdis	1,05	0,96	1,14	W/(m.K)	IBB et IDM
73	Conductivité polystyrène Roofmate	0,029	0,026	0,032	W/(m.K)	Toutes
74	Conductivité polystyrène Styrofoam	0,030	0,027	0,033	W/(m.K)	Toutes
75	Conductivité laine de verre cloison	0,041	0,038	0,044	W/(m.K)	Toutes
76	Conductivité parpaing	1,05	0,96	1,14	W/(m.K)	IDM
77	Conductivité fibres ciment cellulose	0,35	0,31	0,39	W/(m.K)	IOB
78	Conductivité fibres de bois	0,15	0,12	0,18	W/(m.K)	IOB
79	Conductivité OSB	0,13	0,10	0,16	W/(m.K)	IOB
80	Conductivité polystyrène Wallmate	0,030	0,027	0,033	W/(m.K)	IBB
81	Conductivité laine de verre semi-rigide	0,035	0,032	0,038	W/(m.K)	IDM
82	Conductivité laine de bois	0,039	0,036	0,042	W/(m.K)	IOB
83	Conductivité laine de verre Isoconfort	0,035	0,032	0,038	W/(m.K)	IBB et IDM
84	Capacité thermique volumique tuiles	2033	1775	2296	kJ/(m^3.K)	Toutes
85	Capacité thermique volumique dalle	2400	2149	2657	kJ/(m^3.K)	Toutes
86	Capacité thermique volumique chape	2112	1884	2343	kJ/(m^3.K)	Toutes
87	Capacité thermique volumique carrelage	1200	1159	1241	kJ/(m^3.K)	Toutes

N°	Facteur	Vref	VB	VH	Unité	Variantes concernées
88	Capacité thermique volumique plâtre gypse	1200	1071	1333	kJ/(m^3.K)	IBB et IDM
89	Capacité thermique volumique crépis	1400	1274	1530	kJ/(m^3.K)	IBB et IOB
90	Capacité thermique volumique enduit hydrofuge	1800	1664	1940	kJ/(m^3.K)	IBB et IDM
91	Capacité thermique volumique béton banché	2116	1877	2361	kJ/(m^3.K)	IBB et IOB
92	Capacité thermique volumique placoplâtre BA	679	586	776	kJ/(m^3.K)	Toutes
93	Capacité thermique volumique plancher hourdis	518	429	614	kJ/(m^3.K)	IBB et IDM
94	Capacité thermique volumique polystyrène Roofmate	49	44	54	kJ/(m^3.K)	Toutes
95	Capacité thermique volumique polystyrène Styrofoam	49	44	54	kJ/(m^3.K)	Toutes
96	Capacité thermique volumique laine de verre cloison	26	23	29	kJ/(m^3.K)	Toutes
97	Capacité thermique volumique parpaing	518	429	614	kJ/(m^3.K)	IDM
98	Capacité thermique volumique fibres ciment cellulose	1200	1070	1334	kJ/(m^3.K)	IOB
99	Capacité thermique volumique fibres de bois	1674	1521	1835	kJ/(m^3.K)	IOB
100	Capacité thermique volumique OSB	1105	981	1236	kJ/(m^3.K)	IOB
101	Capacité thermique volumique polystyrène Wallmate	49	44	54	kJ/(m^3.K)	IBB
102	Capacité thermique volumique laine de verre semi-rigide	26	23	29	kJ/(m^3.K)	IDM
103	Capacité thermique volumique laine de bois	336	302	369	kJ/(m^3.K)	IOB
104	Capacité thermique volumique laine de verre Isoconfort	26	23	29	kJ/(m^3.K)	IBB et IDM
105	Capacité thermique volumique bois lourd	1560	1416	1710	kJ/(m^3.K)	IOB
106	$h_{c,i}$ plancher haut	4,59	3,67	5,51	W/(m².K)	Toutes
107	$h_{c,i}$ plancher bas	1,78	1,42	2,14	W/(m².K)	Toutes
108	$h_{c,i}$ plancher intermédiaire	3,00	0,90	3,00	W/(m².K)	Toutes
109	$h_{c,i}$ paroi verticale	3,29	1,00	6,00	W/(m².K)	Toutes
110	$h_{c,i}$ paroi en contact avec le sol	4,59	1,00	6,00	W/(m².K)	Toutes
111	$h_{c,e}$ paroi verticale	14,90	5,60	24,67	W/(m².K)	Toutes
112	$h_{c,e}$ plancher haut	4,00	3,20	4,80	W/(m².K)	Toutes
113	$h_{c,e}$ plancher bas	3,33	2,66	4,00	W/(m².K)	Toutes
114	$h_{r,i}$ plancher haut	4,84	3,87	5,81	W/(m².K)	Toutes
115	$h_{r,i}$ plancher bas	4,89	3,91	5,87	W/(m².K)	Toutes
116	$h_{r,i}$ plancher intermédiaire	5,00	4,00	6,00	W/(m².K)	Toutes

N°	Facteur	Vref	VB	VH	Unité	Variantes concernées
117	$h_{r,i}$ paroi verticale	4,84	4,84	5,13	W/(m².K)	Toutes
118	$h_{r,i}$ paroi en contact avec le sol	4,89	4,89	5,13	W/(m².K)	Toutes
119	$h_{r,e}$ paroi verticale	3,30	3,30	4,63	W/(m².K)	Toutes
120	$h_{r,e}$ plancher haut	3,14	2,51	3,77	W/(m².K)	Toutes
121	$h_{r,e}$ plancher bas	2,92	2,34	3,50	W/(m².K)	Toutes
122	Pont thermique linéique cuisine salon séjour vers extérieur et vide sanitaire	Valeur RT 2012 pour une variante constructive donnée	0,48*Vref	0*Vref	W/K	Toutes
123	Pont thermique linéique cellier vers extérieur et vide sanitaire		0,38*Vref	0*Vref	W/K	Toutes
124	Pont thermique linéique dégagement bas vers extérieur et vide sanitaire		0,46*Vref	0*Vref	W/K	Toutes
125	Pont thermique linéique hall vers extérieur et vide sanitaire		0,43*Vref	0*Vref	W/K	Toutes
126	Pont thermique linéique chambre 1 vers extérieur et combles		0,89*Vref	0*Vref	W/K	Toutes
127	Pont thermique linéique chambre 2 vers extérieur et combles		0,93*Vref	0*Vref	W/K	Toutes
128	Pont thermique linéique chambre 3 vers extérieur et combles		0,93*Vref	0*Vref	W/K	Toutes
129	Pont thermique linéique salle de bain vers extérieur et combles		0,83*Vref	0*Vref	W/K	Toutes
130	Pont thermique linéique dégagement haut vers extérieur et combles		0*Vref	1,02*Vref	W/K	Toutes
131	Consommation ventilateurs	0,475	0,105	0,845	Wh/m^3	Toutes
132	Rendement PCI chaudière gaz	1,02	0,969	1,071	-	Gaz
133	Rendement PCI chaudière bois	0,75	0,70	0,80	-	Bois
134	COP PAC chauffage	3,0	2,7	3,9	-	PAC
135	COP PAC ECS	3,0	1,5	3,2	-	PAC
136	Distance de transport des usines vers le site	75	0	200	km	Toutes
137	Distance de transport du site vers le lieu de fin de vie	25	0	100	km	Toutes

N°	Facteur	Vref	VB	VH	Unité	Variantes concernées
138	Rendement du réseau d'eau	74	37	100	%	Toutes
139	Surplus de matériaux (chantier)	5	0	10	%	Toutes
140	Durée de vie bâtiment	80	40	200	ans	Toutes
141	Durée de vie peintures	16	5	50	ans	Toutes
142	Durée de vie carrelage	50	15	100	ans	Toutes
143	Durée de vie enduit	40	15	100	ans	Toutes
144	Durée de vie tuiles	50	15	100	ans	Toutes
145	Durée de vie fenêtres	38	15	60	ans	Toutes
146	Durée de vie portes	37	10	80	ans	Toutes
147	Durée de vie isolant	38	20	60	ans	Toutes
148	Durée de vie ventilation mécanique	20	15	50	ans	Toutes
149	Durée de vie ballon ECS	15	8	20	ans	Toutes
150	Durée de vie chaudière gaz	16	10	20	ans	Gaz
151	Durée de vie chaudière bois	16	10	20	ans	Bois
152	Durée de vie PAC	20	10	30	ans	PAC
153	Durée conduits	26	15	60	ans	Toutes
154	Procédé pour l'extrusion du polystyrène	-	CO_2	HFC134a	-	Toutes
155	Quantité d'acier dans le béton	3	0,2	4,2	%	Toutes
156	Facteur caractérisation CO_2	CF_gaz	CF_gaz*(1-0,316)	CF_gaz*(1+0,316)	-	Toutes
157	Facteur caractérisation C_2H_4 fossil	28,5	24	33	-	Toutes
158	Facteur caractérisation C_2H_4 non fossil	29,7	25	34,4	-	Toutes
159	Facteur caractérisation HFC134a	1301,3	1190,5	1412,0	-	Toutes
160	Facteur caractérisation N_2O	264,8	255,1	274,5	-	Toutes
161	Incertitudes sur les données environnementales	Pour les différents flux : valeurs tirées dans les distributions d'incertitude fournies par ecoinvent			-	Toutes

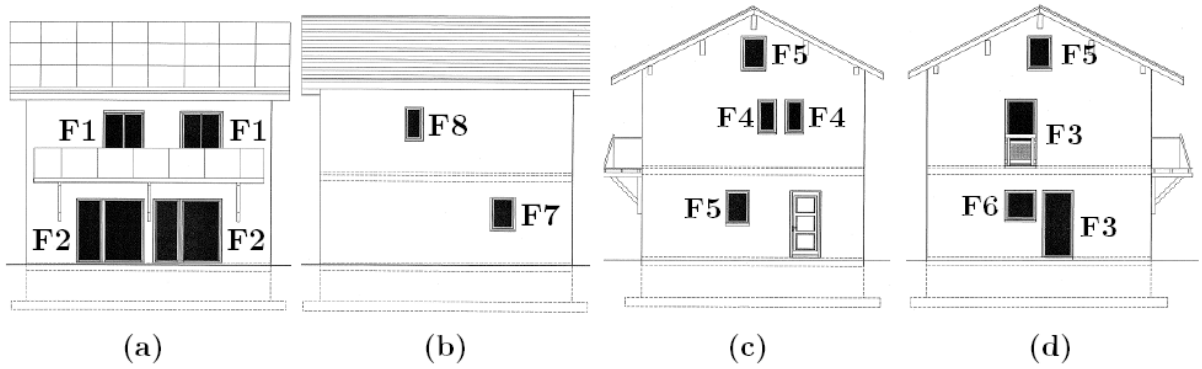


Figure M-56. Emplacement des fenêtres sur les façades (a) sud, (b) nord, (c) est et (d) ouest des maisons INCAS

Tableau M-68 : Valeurs des ponts thermiques par configuration

ψ [W/(m.K)]	I-BB RT	I-BB TRISCO	I-DM RT	I-OB RT
Angle Sortant	0,11	0,0559	0,11	0,18
Plancher Bas	0,47	0,1226	0,47	0,47
Plancher Haut	0,06	0,0396	0,05	0,09
Plancher Intermédiaire	0,09	0,0642	0,09	0,15
Seuil Porte Rdj	0,79	0,45027	0,79	0,7
Seuil Porte R+1	0,41	0,498	0,41	0,35
Appui Menuiserie	0,36	0,36	0,25	0,24
Linteau Menuiserie	0,04	0,04	0,05	0,1
Tableau Menuiserie	0,04	0,04	0,03	0,1

Tableau M-69 : Valeurs des ponts thermiques par pièces

	I-BB RT		I-BB TRISCO		I-DM RT		I-OB RT	
[W/K]	**EXT**	**VS ou C**	**EXT**	**VS ou C**	**EXT**	**VS ou C**	**EXT**	**VS ou C**
Salon	8,67	3,79	4,70	1,38	8,38	3,79	10,34	3,64
Cellier	2,21	1,19	0,99	0,31	2,11	1,19	2,64	1,19
Dgt rdj	0,86	0,43	0,48	0,11	0,78	0,43	1,01	0,43
Hall	2,09	0,98	0,99	0,33	2,05	0,98	2,67	0,96
Ch1	1,46	0,15	1,27	0,16	1,38	0,13	2,22	0,23
Ch2	1,61	0,15	1,47	0,16	1,54	0,13	2,35	0,23
Ch3	1,61	0,15	1,47	0,16	1,54	0,13	2,35	0,23
Dgt r+1	0,40	0,04	0,40	0,04	0,30	0,03	0,52	0,06
Sdb	1,36	0,11	1,10	0,12	1,16	0,09	1,97	0,16

M-2 - Prise en compte des variables catégorielles dans les AS

♦ Scénarios extrêmes retenus

Pour l'option 1 de Morris, nous avons choisi de ne sélectionner que deux scénarios extrêmes pour tous les indicateurs (en sélectionnant des scénarios assez proches des quantiles pour tous les indicateurs) concernant la variabilité de l'occupation et les données environnementales, alors que des tendances différentes peuvent être observées en fonction des indicateurs. Cela implique que pour certains indicateurs, les scénarios peuvent s'écarter fortement des quantiles à 2,5 et 97,5 %. Nous illustrons ces écarts aux quantiles dans le Tableau M-70 pour la variabilité de l'occupation et dans le Tableau M-71 pour les incertitudes sur els données environnementales.

Tableau M-70 : Effet du choix de deux mêmes scénarios extrêmes pour la variabilité de l'occupation

Sorties	Écart au quantile à 2,5 %	Écart au quantile à 97,5 %	Écart entre quantiles
Changement climatique	-0,16%	0,13%	81 %
Énergie	-0,64%	-1,37%	72 %
Ressources	-0,30%	-0,65%	41 %
Déchets	-0,41%	-0,18%	58 %
Eau	0,26%	16,46%	146 %
Particules fines	0,004%	0,02%	66 %
Formation d'ozone photochimique	-0,08%	0,16%	68 %
Déchets radioactifs	-0,19%	-2,95%	41 %
Radiations ionisantes	-0,09%	-3,70%	46 %
Toxicité humaine	-0,19%	-1,00%	66 %
Eutrophisation	-0,18%	-1,24%	103 %
Acidification	-0,12%	0,09%	80 %
Écotoxicité	-0,86%	2,95%	75 %
Usage des sols	-0,02%	0,01%	8 %

On observe globalement de faibles écarts par rapport aux quantiles à 2,5 et 97,5 % de la distribution, obtenus lorsque tous les scénarios sont simulés. Une exception concerne l'eau consommée : pour le scénario retenu, valeur est significativement supérieur à celle du quantile à 97,5 %, ce qui tend à surestimer l'influence de l'occupation sur ce critère, mais cet effet de surestimation reste limité puisque sur cet indicateur, l'écart entre quantiles est grand.

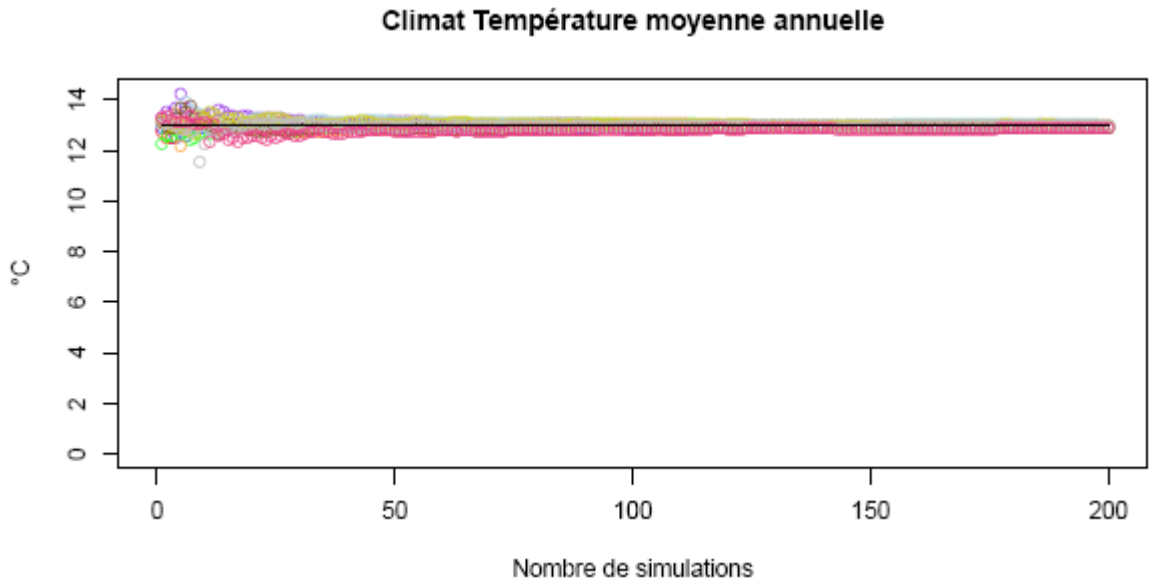
Tableau M-71 : Effet du choix de deux mêmes scénarios extrêmes pour les incertitudes sur les données environnementales

Sorties	Écart au quantile à 2,5 %	Écart au quantile à 97,5 %	Écart entre quantiles
Changement climatique	2,78%	-0,55%	21 %
Énergie	-0,92%	-8,14%	38 %
Ressources	-8,78%	-6,48%	44 %
Déchets	-33,50%	-44,13%	110 %
Eau	1,18%	-1,61%	12 %
Particules fines	0,28%	-1,44%	25 %
Formation d'ozone photochimique	10,33%	9,90%	30 %
Déchets radioactifs	2,58%	-26,00%	63 %
Radiations ionisantes	130,03%	-60,83%	161 %
Toxicité humaine	-10,55%	12,41%	129 %
Eutrophisation	6,80%	-5,26%	69 %
Acidification	2,73%	7,21%	20 %
Écotoxicité	-6,80%	2,76%	47 %
Usage des sols	-2,26%	9,85%	132 %

Pour les incertitudes sur les données environnementales, des écarts plus importants sont observés, de plus, les écarts entre quantiles sont globalement plus faibles. Les scénarios représentent donc moins bien les cas extrêmes que dans le cas de l'occupation, en particulier pour les déchets, les déchets radioactifs et les radiations ionisantes où ils tendent à sous-estimer l'influence de l'incertitude sur les données environnementales.

♦ Convergence des variables catégorielles

La convergence des sorties pour la variabilité du climat est présenté en Figure M-57.



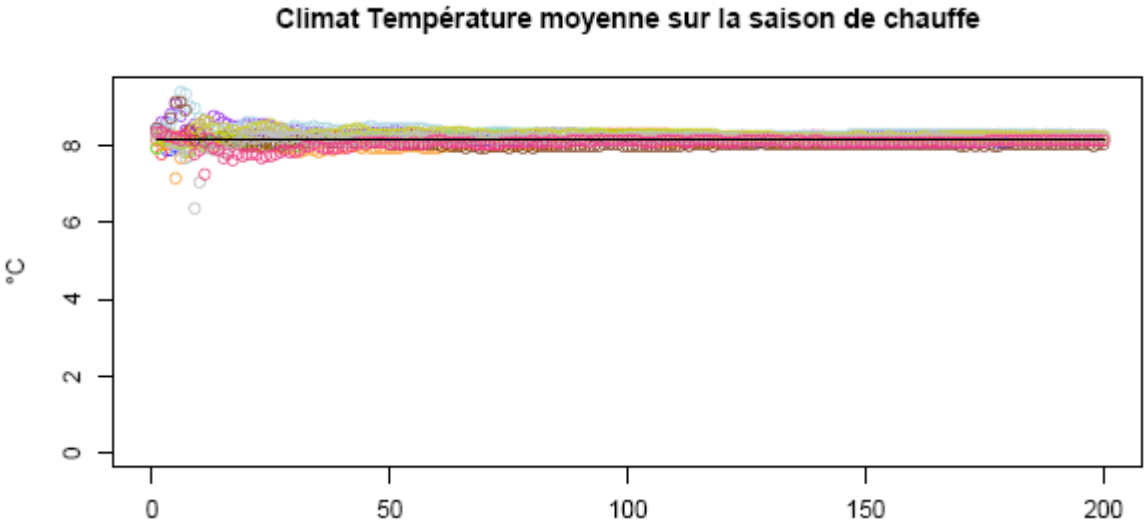


Figure M-57. Convergence des résultats pour la variabilité du climat

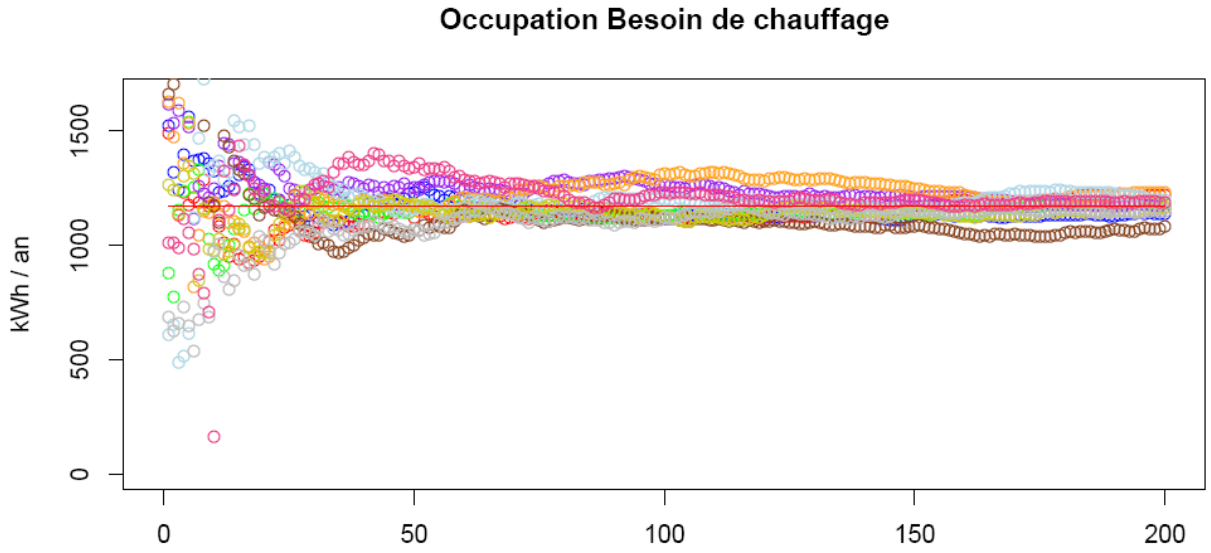
L'écart-type des dix séries est calculé à la 200ème simulation et est présenté pour les deux cas dans le Tableau 2-5.

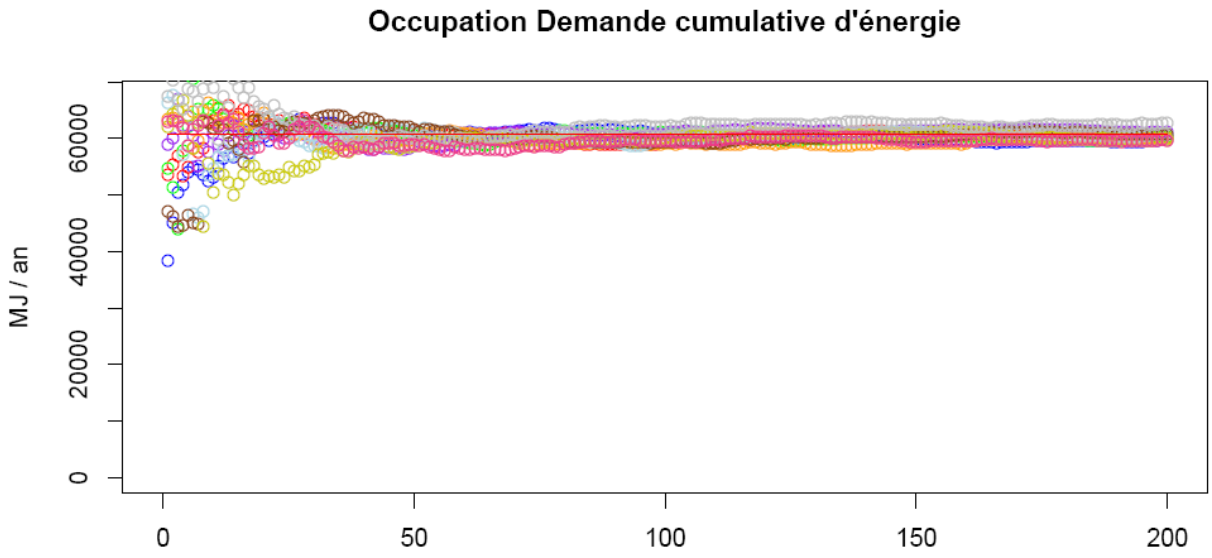
Tableau M-72 : Coefficient de variation sur la convergence des sorties pour la variabilité du climat

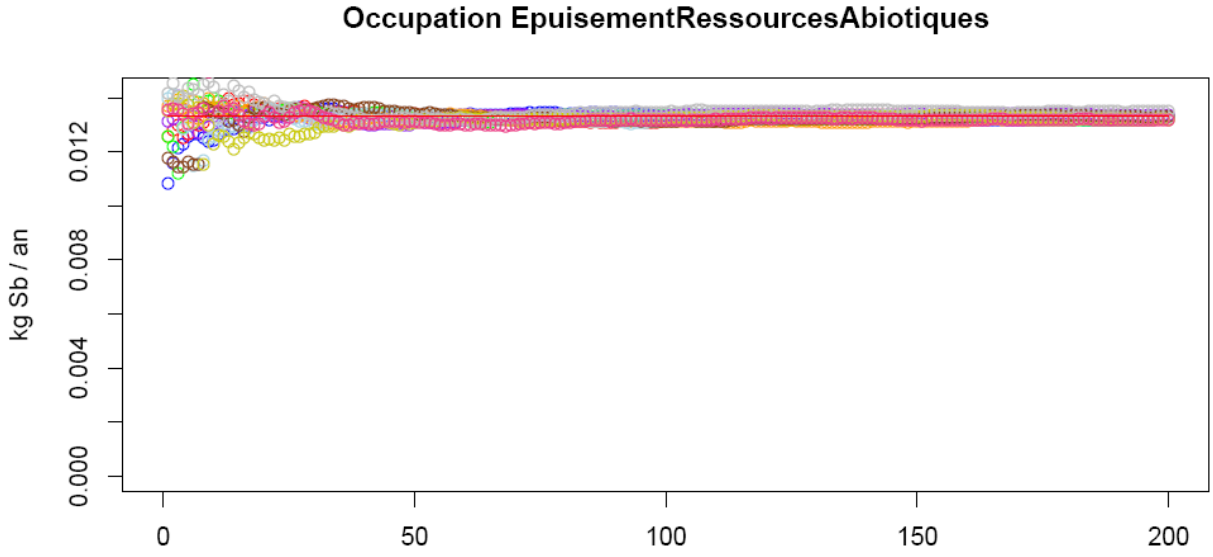
Sorties	Écart-type [°C]
Température moyenne annuelle	0,0452
Température moyenne sur la saison de chauffe	0,0680

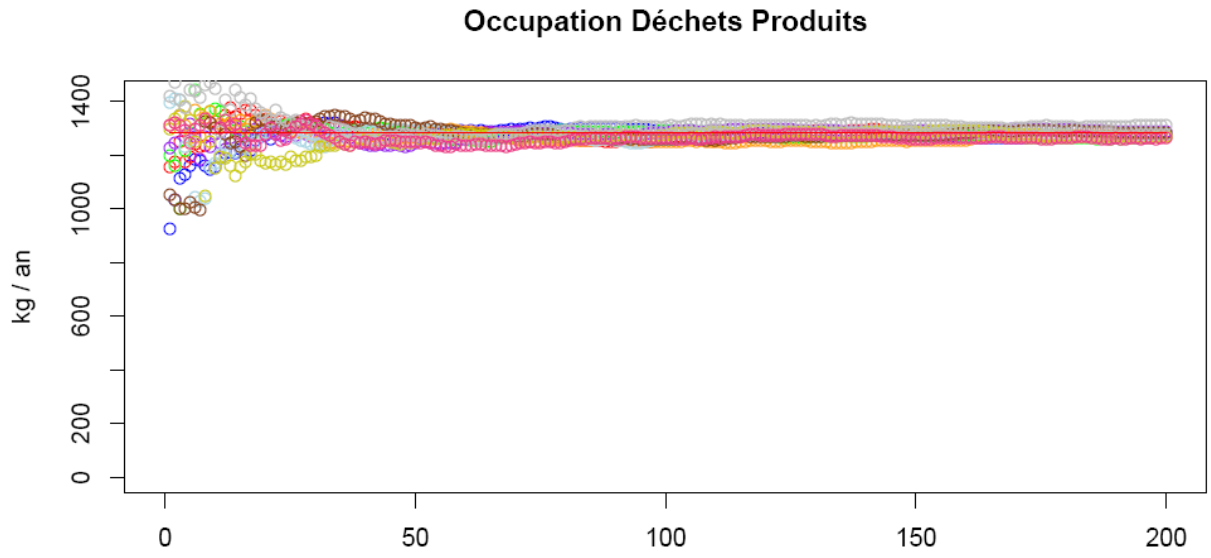
Pour cette variable catégorielle, l'écart-type sur la grandeur de sortie est très faible et les graphiques montrent une bonne convergence des résultats.

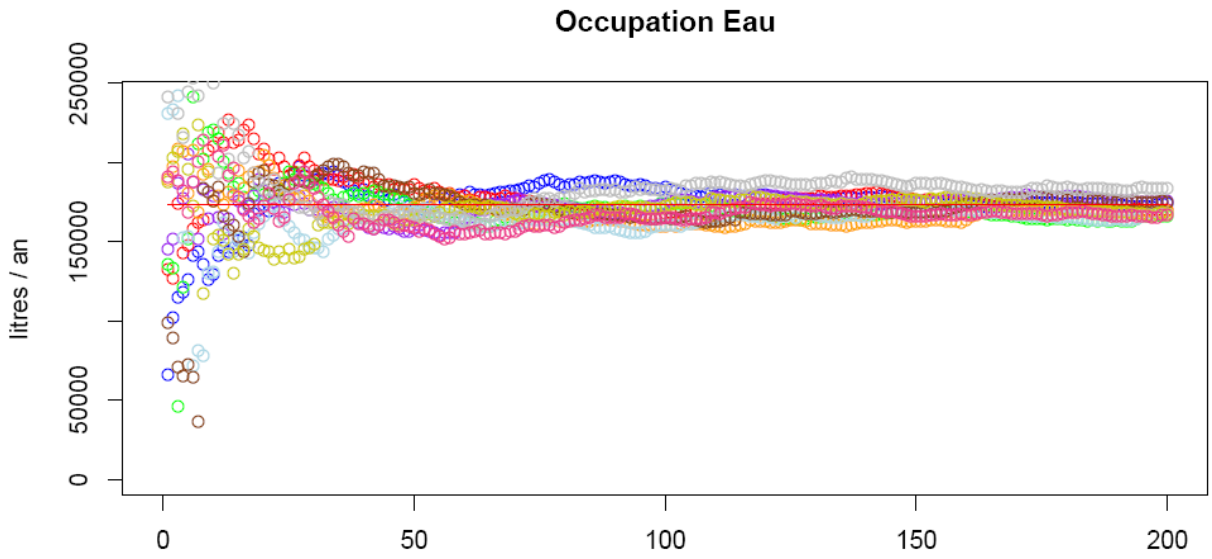
Les résultats de l'étude de la convergence des sorties sur la variabilité de l'occupation sont présentés dans la Figure M-58. Le Tableau M-73 présente les coefficients de variation pour chaque indicateur. Ils sont définis comme le rapport entre l'écart-type sur les moyennes cumulées des 10 séries à la 200ème simulation, divisés par la moyenne de la sortie pour les 2000 simulations.

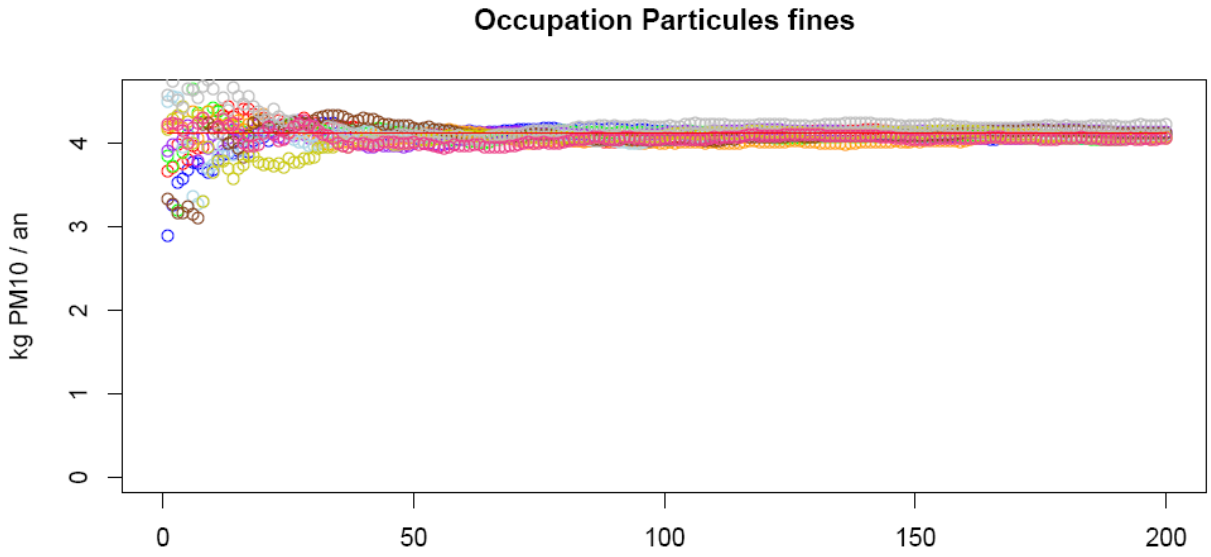

Occupation Besoin de chauffage
kWh / an
0
500
1000
1500
0
50
100
150
200

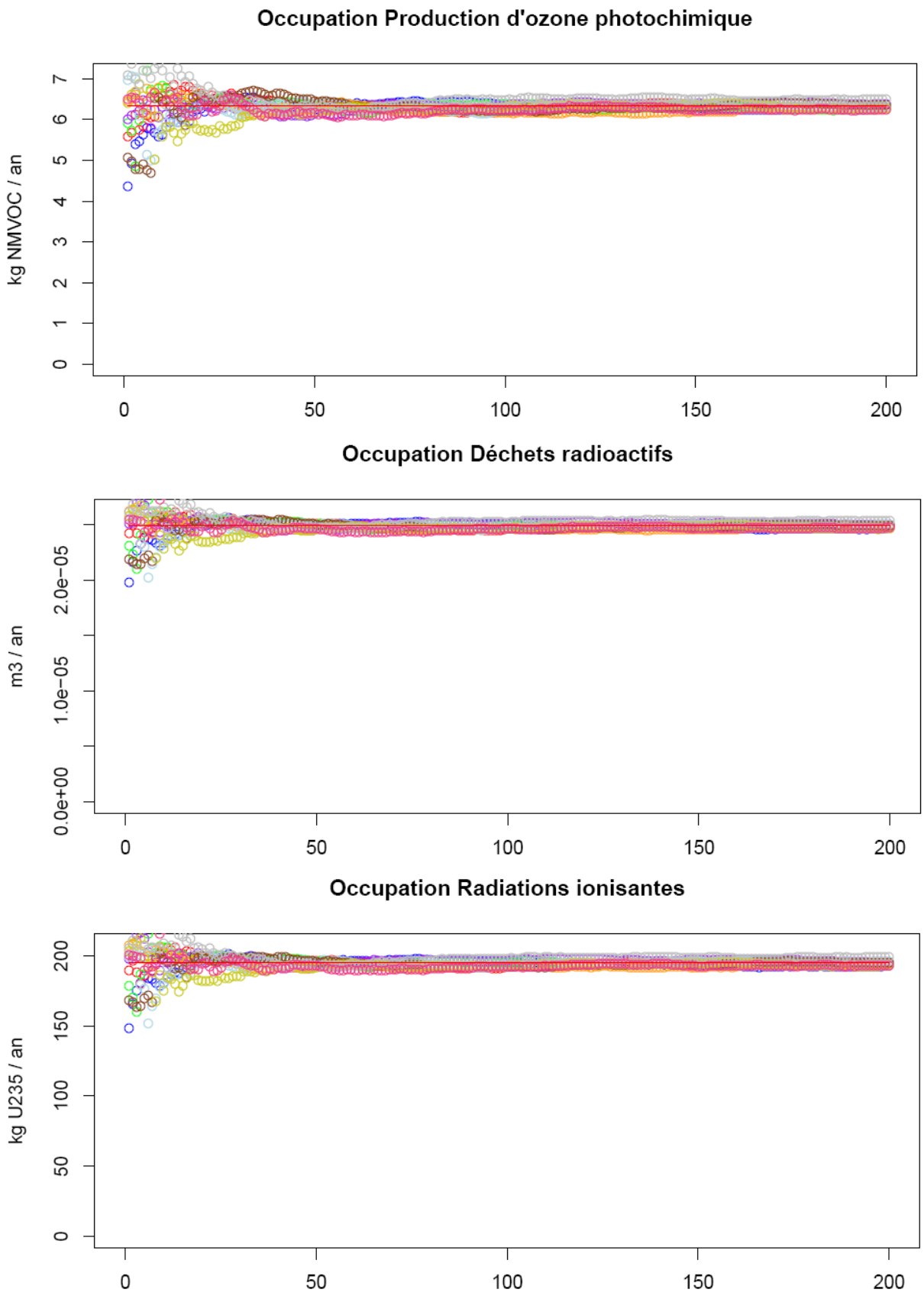

Occupation Demande cumulative d'énergie
MJ / an
0
20000
40000
60000
0
50
100
150
200

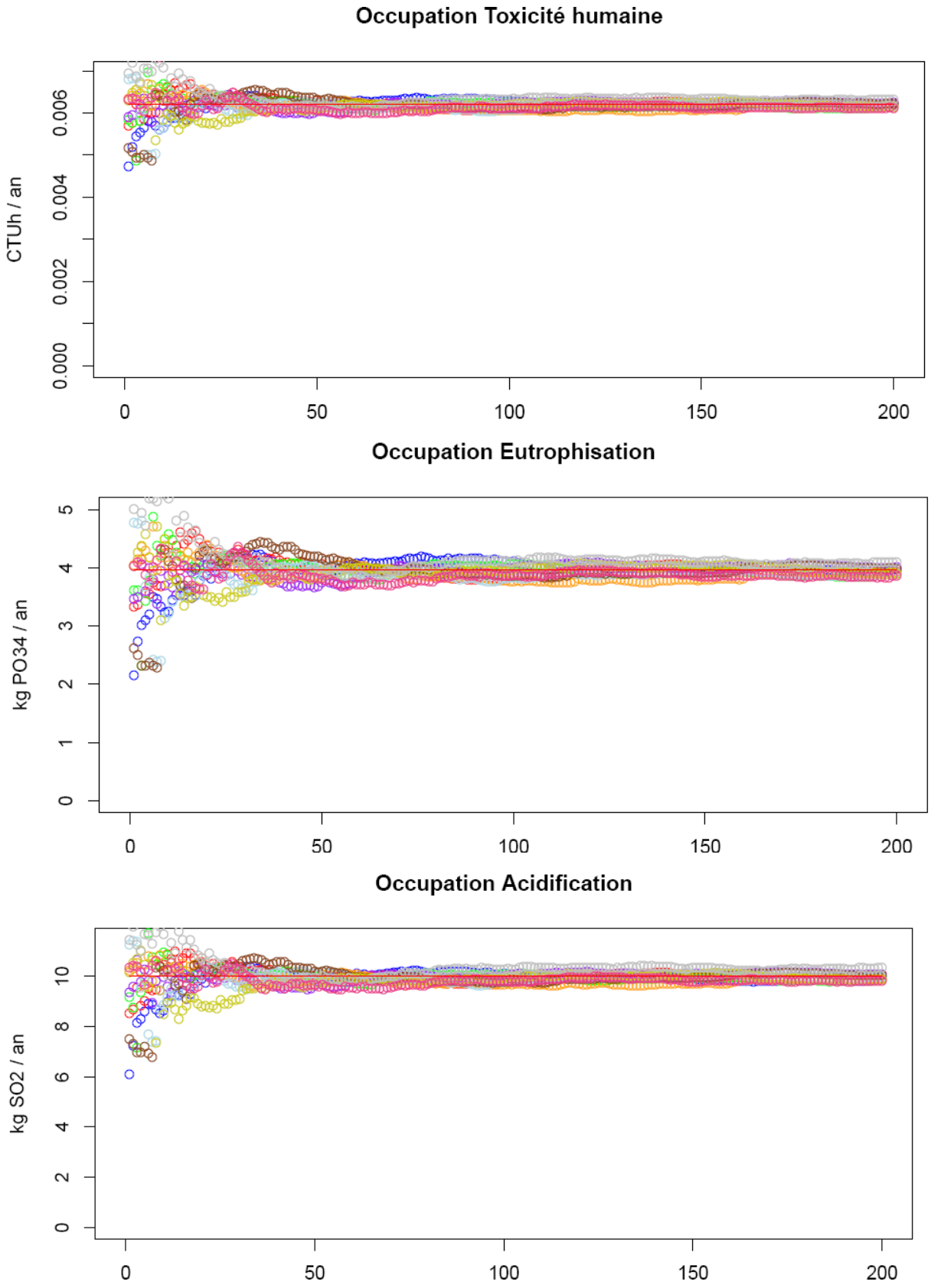

Occupation EpuisementRessourcesAbiotiques
kg Sb / an
0.000
0.004
0.008
0.012
0
50
100
150
200


Occupation Déchets Produits
kg / an
0
200
600
1000
1400
0
50
100
150
200


Occupation Eau
litres / an
0
50000
150000
250000
0
50
100
150
200


Occupation Particules fines
kg PM10 / an
0
1
2
3
4
0
50
100
150
200


Occupation Production d'ozone photochimique
kg NMVOC / an
0
1
2
3
4
5
6
7
0
50
100
150
200
Occupation Déchets radioactifs
m3 / an
0.0e+00
1.0e−05
2.0e−05
0
50
100
150
200
Occupation Radiations ionisantes
kg U235 / an
0
50
100
150
200
0
50
100
150
200


Occupation Toxicité humaine
CTUh / an
0.000
0.002
0.004
0.006
0
50
100
150
200
Occupation Eutrophisation
kg PO34 / an
0
1
2
3
4
5
0
50
100
150
200
Occupation Acidification
kg SO2 / an
0
2
4
6
8
10
0
50
100
150
200

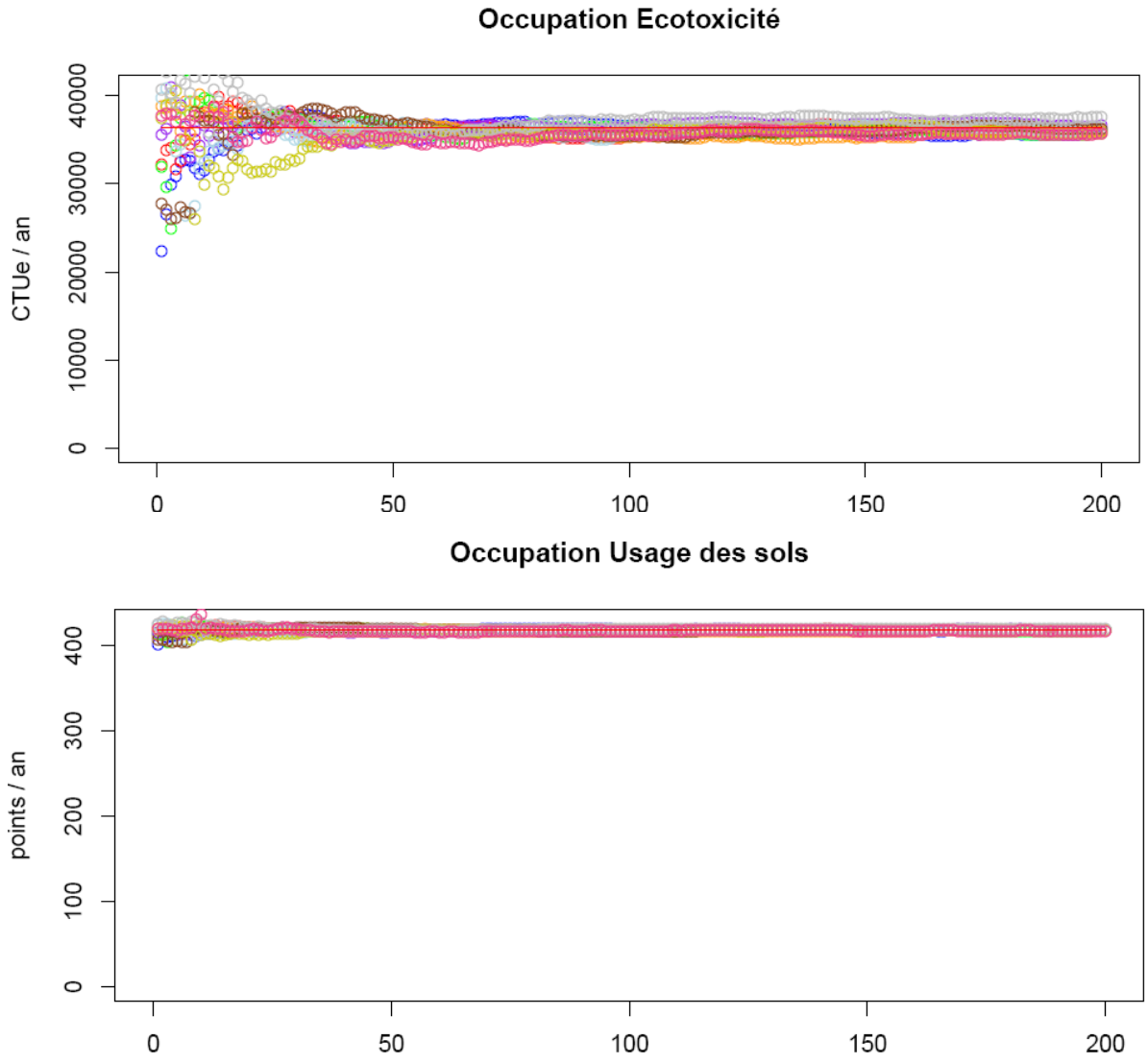


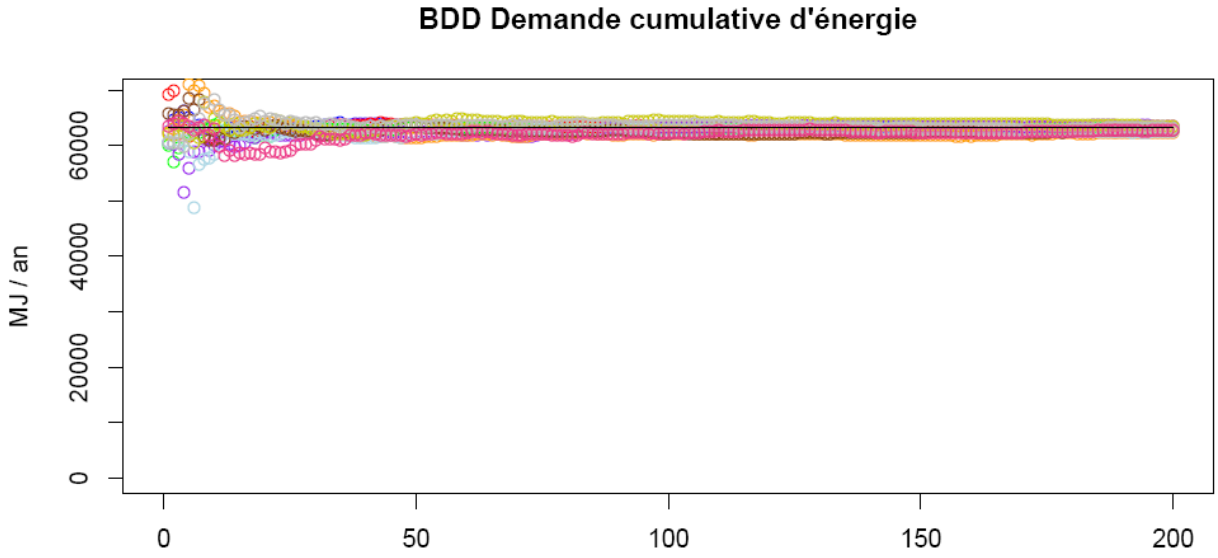
Figure M-58. Convergence des résultats pour la variabilité de l'occupation

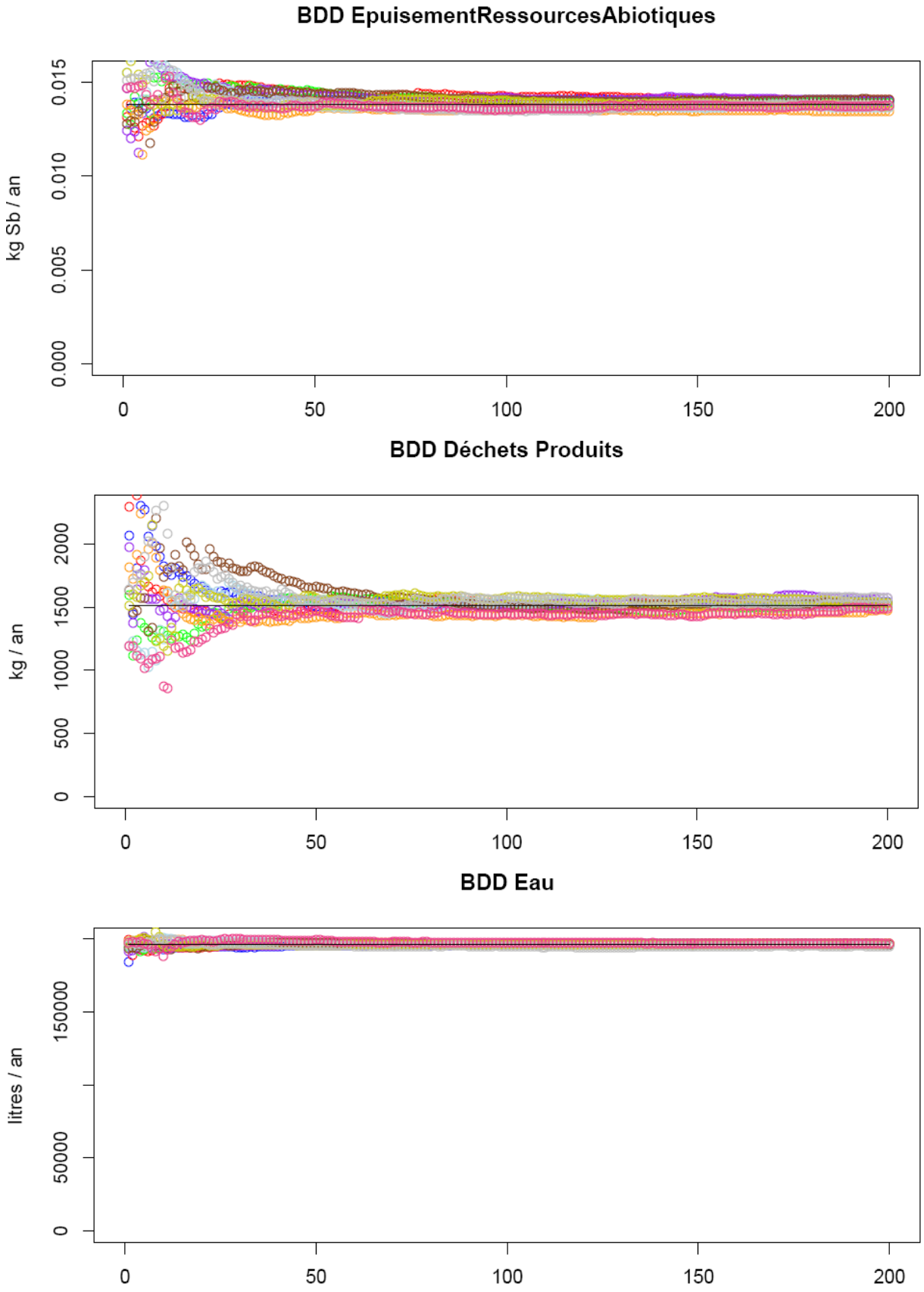
Tableau M-73 : Coefficient de variation sur la convergence des sorties pour la variabilité de l'occupation

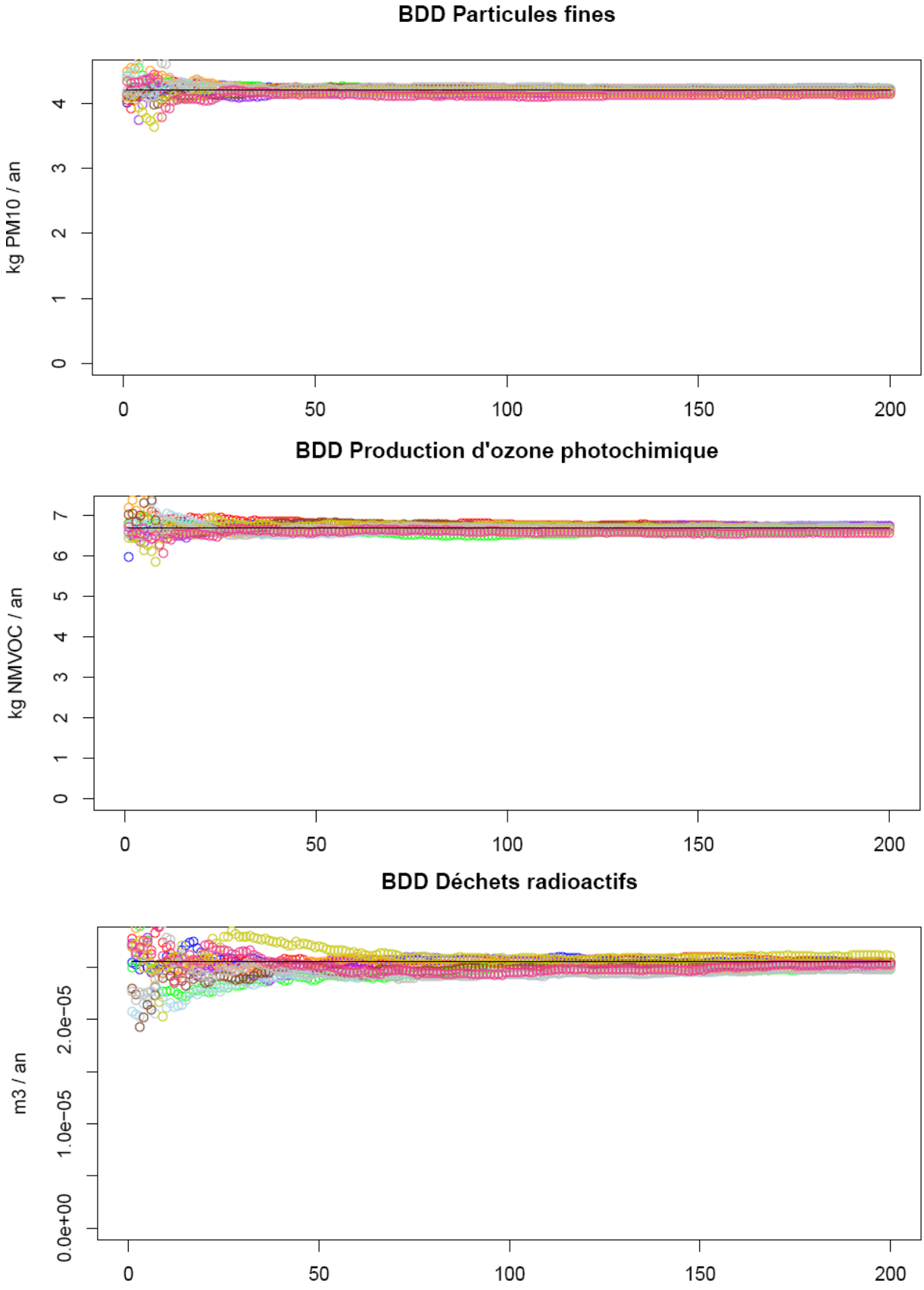
Sorties	CV
Besoins de chauffage	0,0374
Changement climatique	0,0155
Énergie	0,0145
Ressources	0,0074
Déchets	0,0107
Eau	0,0323
Particules fines	0,0135
Formation d'ozone photochimique	0,0116
Déchets radioactifs	0,0080
Radiations ionisantes	0,0095
Toxicité humaine	0,0122
Eutrophisation	0,0179
Acidification	0,0153
Écotoxicité	0,0154
Usage des sols	0,0016

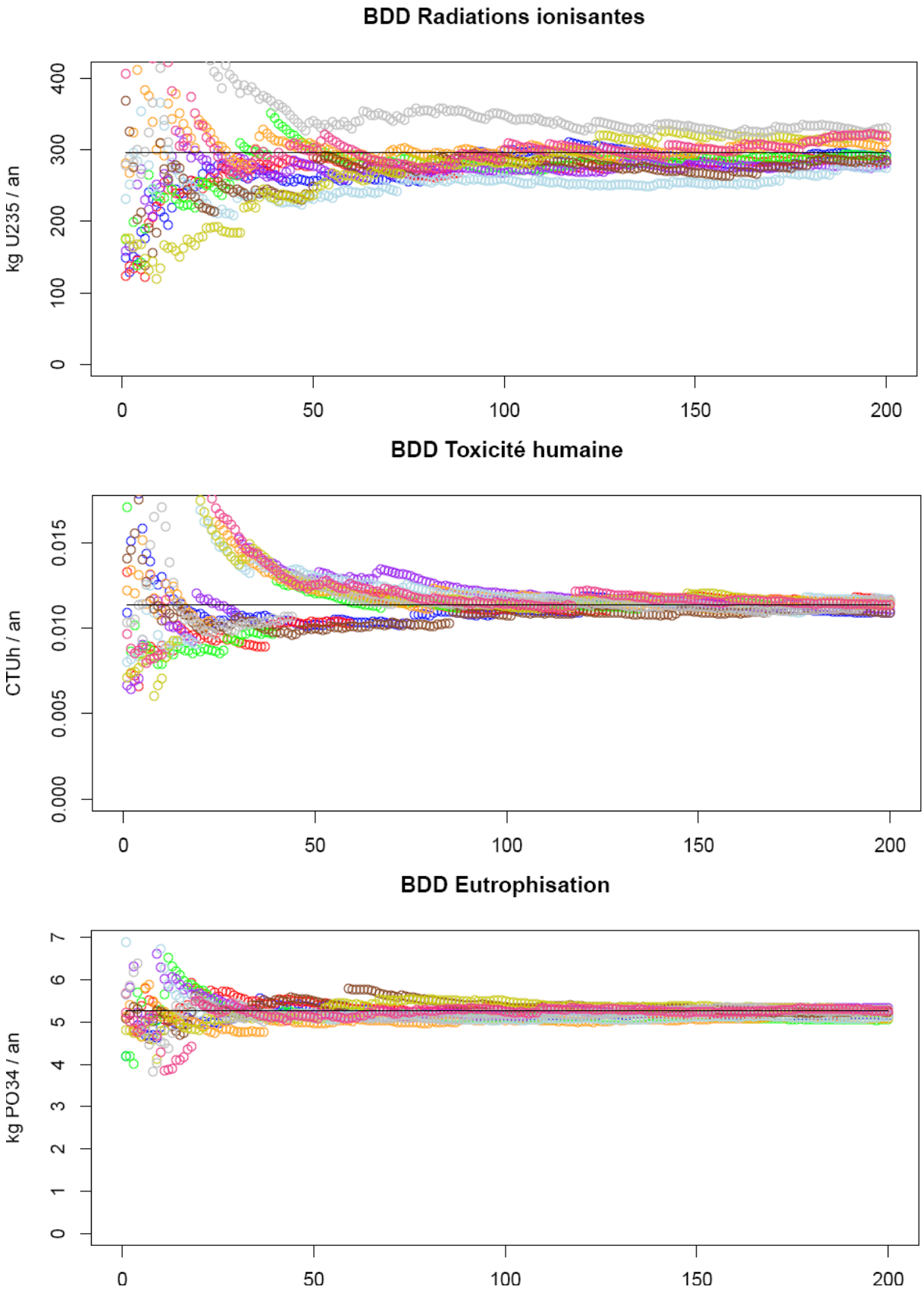
Pour l'occupation, les résultats convergent moins rapidement que pour la variabilité du climat comme cela peut être observé dans les graphiques. Les CV restent toutefois relativement faibles (inférieurs à 3,5 % pour tous les indicateurs) et nous considérons que l'utilisation de 200 scénarios permet une bonne estimation de la variabilité liée à l'occupation. Notons que dans sa thèse, Vorger (2014) avait utilisé des jeux de 250 scénarios d'occupation pour estimer ses grandeurs de sorties dont les besoins de chauffage et obtenait un CV de 0,0205.

Les résultats de l'étude de la convergence des sorties sur les incertitudes sur les données environnementales sont présentés dans les Figure M-59 et Tableau M-74.




BDD EpuisementRessourcesAbiotiques
kg Sb / an
0.000
0.005
0.010
0.015
0
50
100
150
200
BDD Déchets Produits
kg / an
0
500
1000
1500
2000
0
50
100
150
200
BDD Eau
litres / an
0
50000
150000
0
50
100
150
200


BDD Particules fines
kg PM10 / an
0
1
2
3
4
0
50
100
150
200
BDD Production d'ozone photochimique
kg NMVOC / an
0
1
2
3
4
5
6
7
0
50
100
150
200
BDD Déchets radioactifs
m3 / an
0.0e+00
1.0e−05
2.0e−05
0
50
100
150
200


BDD Radiations ionisantes
kg U235 / an
0
100
200
300
400
0
50
100
150
200
BDD Toxicité humaine
CTUh / an
0.000
0.005
0.010
0.015
0
50
100
150
200
BDD Eutrophisation
kg PO34 / an
0
1
2
3
4
5
6
7
0
50
100
150
200

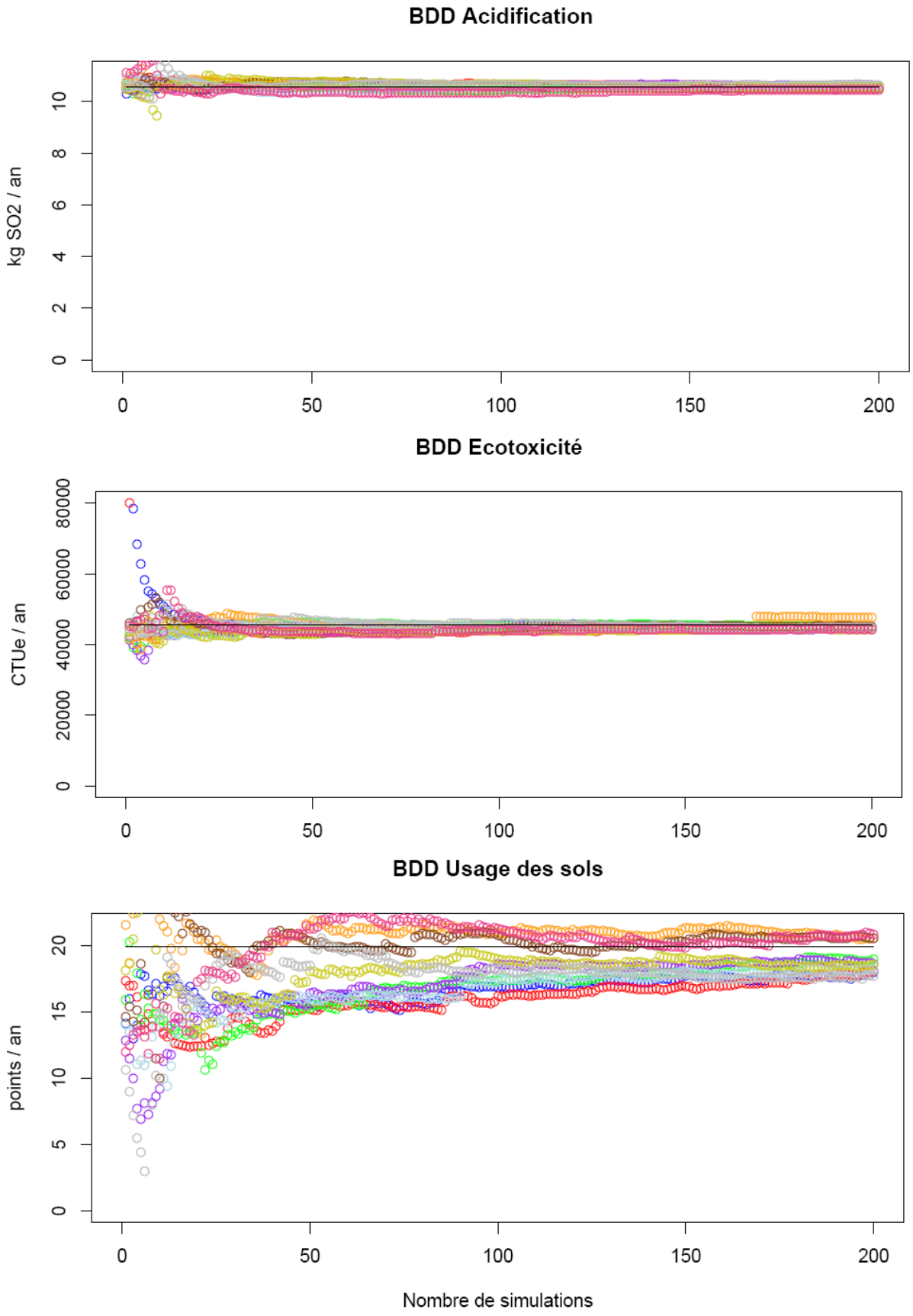


Figure M-59. Convergence des résultats pour l'incertitude sur les données environnementales

Tableau M-74 : Coefficient de variation sur la convergence des sorties pour l'incertitude sur les données environnementales

Sorties	CV
Changement climatique	0,0060
Énergie	0,0067
Ressources	0,0145
Déchets	0,0216
Eau	0,0026
Particules fines	0,0061
Formation d'ozone photochimique	0,0070
Déchets radioactifs	0,0156
Radiations ionisantes	0,0669
Toxicité humaine	0,0252
Eutrophisation	0,0179
Acidification	0,0054
Écotoxicité	0,0207
Usage des sols	0,0594

Pour la variable catégorielle représentant l'incertitude sur les données environnementales, les CV sont du même ordre de grandeur que ceux obtenus sur la variabilité de l'occupation pour la plupart des indicateurs. Toutefois, pour les radiations ionisantes, la toxicité humaine et l'usage des sols, les valeurs plus importantes des CV (supérieures à 2,5 %) montrent que la convergence n'est pas totalement atteinte. Les résultats sur ces indicateurs devront donc être interprétés avec précaution.

♦ Facteurs retenus pour la méthode de Sobol

Le jeu de facteurs incertains à retenir pour expliquer au moins 99 % de la variance pour l'un au moins des indicateurs est présenté dans le Tableau M-75 pour les deux options d'application de la méthode de Morris aux variables catégorielles possédant de nombreux niveaux.

Tableau M-75 : Facteurs expliquant 99 % de la variance pour au moins un des indicateurs

N°	Facteur	Morris option 1	Morris option 2
1	Conductivité polystyrène Wallmate		✓
2	Consommation ventilateurs	✓	✓
3	Débit de ventilation naturelle dans le vide sanitaire	✓	✓
4	Distance de transport des usines vers le site	✓	✓
5	Distance de transport du site vers le lieu de fin de vie		✓
6	Durée de vie ballon ECS		✓
7	Durée de vie bâtiment	✓	✓
8	Durée de vie carrelage	✓	✓
9	Durée de vie enduit	✓	✓
10	Durée de vie fenêtres		✓
11	Durée de vie isolant	✓	✓
12	Durée de vie peintures		✓
13	Durée de vie portes	✓	✓
14	Durée de vie tuiles	✓	✓
15	Efficacité de l'échangeur double flux		✓
16	Facteur caractérisation HCF134a		✓
17	Incertitudes sur les données environnementales	✓	✓
18	Pont thermique linéique cuisine salon séjour vers extérieur et vide sanitaire	✓	✓
19	Procédé pour l'extrusion du polystyrène	✓	✓
20	Quantité d'acier dans le béton	✓	✓
21	Rendement du réseau d'eau	✓	✓
22	Surplus de matériaux (chantier)	✓	✓
23	Variabilité occupation	✓	✓
24	Variabilité climat	✓	✓

♦ Résultats de Morris option 1

Cette section présente les résultats du criblage de Morris obtenus avec l'option 1. Les résultats présentés ici sont ceux obtenus dans le cas où seuls les 24 facteurs utilisés dans Sobol sont considérés. Pour le changement climatique et l'énergie consommée, les graphiques de Morris sont présentés à la Figure M-62.

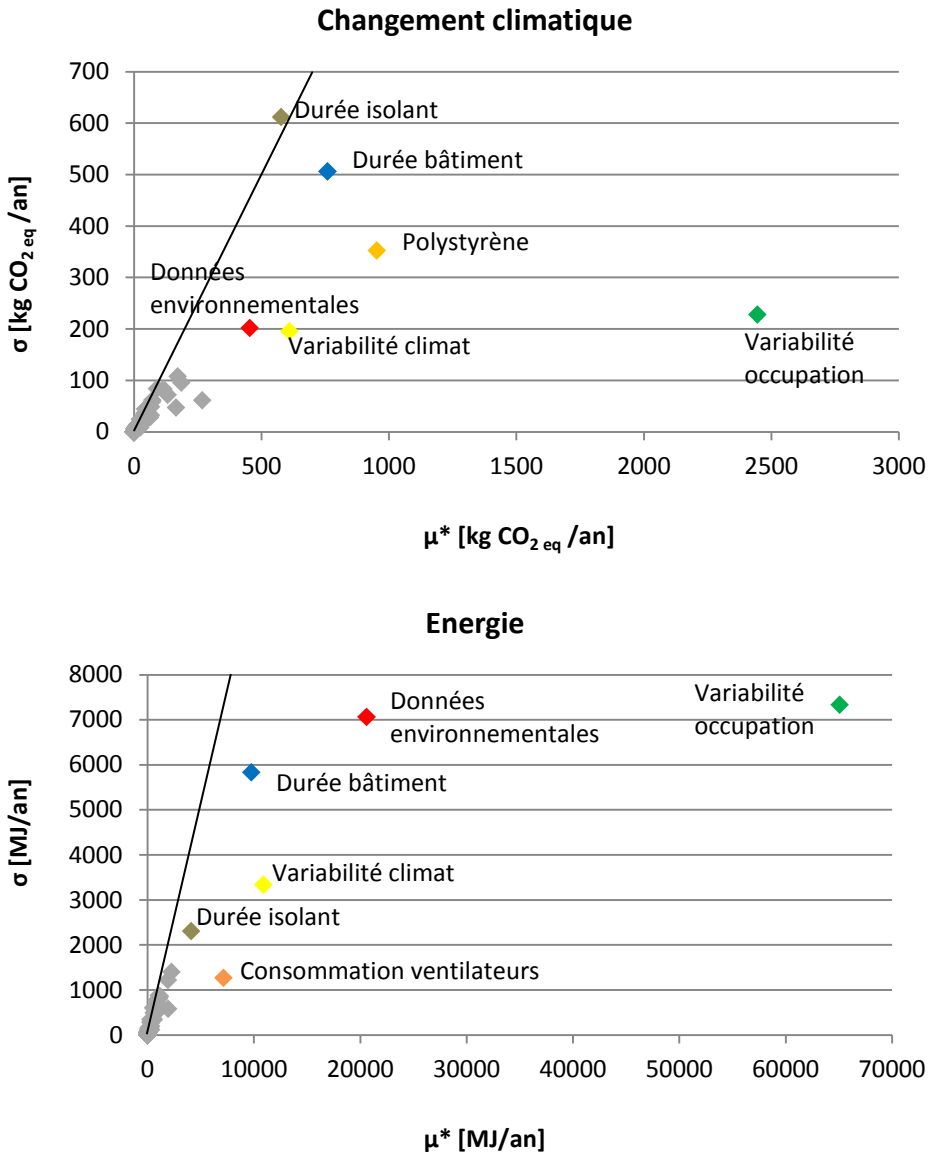


Figure M-60. Graphiques de Morris avec l'option 1

Les variables catégorielles prises en compte ont un effet important sur les résultats. La variabilité liée à l'occupation et les incertitudes sur les données environnementales sont très influentes pour ces deux indicateurs. Le procédé d'extrusion pour le polystyrène, et la variabilité du climat sont aussi identifiés. Concernant les autres facteurs, la durée de vie du bâtiment et celle de l'isolant sont également influentes. Des effets non-linéaires ou d'interaction (σ du même ordre de grandeur ou plus grand que μ*) sont observés pour la durée de vie de l'isolant et celle du bâtiment. La variabilité de l'occupation a une grande influence sur les sorties mais ses effets d'interaction sont plus faibles que ses effets principaux.

L'influence relative RI_i du facteur i est ensuite calculée en suivant l'approche adaptée présentée au chapitre 3 :

$$RI_i = \frac{\frac{1}{r}\sum_{j=1}^{r} EV_i^j}{\sum_i \frac{1}{r}\sum_{j=1}^{r} EV_i^j} \quad \textbf{(M.26)}$$

avec $EV_i^j = \left(f(x_1^j, \dots, x_i^j + \delta x_i^j, \dots, x_K^j) - f(x_1^j, \dots, i, \dots, x_K^j)\right)^2$

Les résultats du criblage de Morris adapté sont donnés dans la Figure M-61 pour l'option 1.

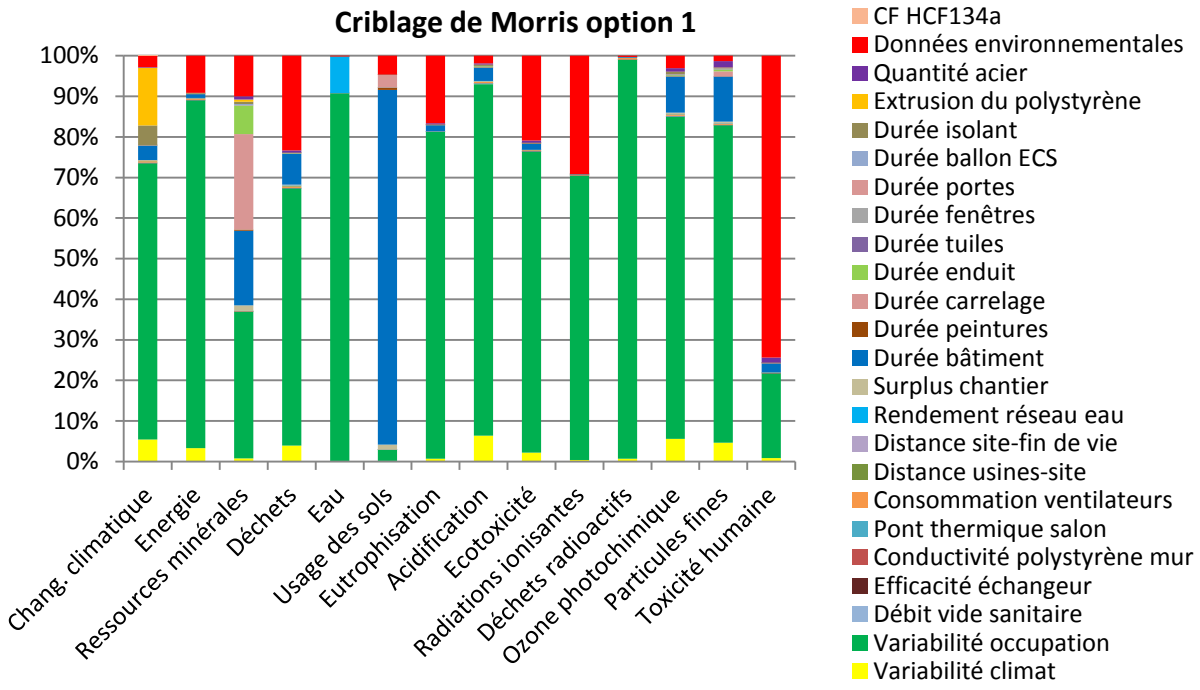


Figure M-61. Influence relative des facteurs incertains avec l'option 1 du criblage de Morris adapté

La variabilité de l'occupation est un facteur particulièrement influent pour tous les indicateurs. La durée de vie et les incertitudes sur la qualité des données sont aussi influentes, de même que la variabilité du climat. Pour certains indicateurs, le procédé d'extrusion pour le polystyrène (changement climatique), la durée de vie du carrelage ou de l'enduit (ressources), le rendement du réseau d'eau (eau consommée) ou encore la variabilité du climat (déchets radioactifs et radiations ionisantes) peuvent aussi être influents. Rappelons que les hypothèses sur le choix des scénarios extrêmes tendent à surestimer l'influence de l'occupation sur l'eau consommée et à sous-estimer l'influence des données environnementales sur les déchets, les déchets radioactifs et les radiations ionisantes.

Finalement, nous présentons les facteurs influents expliquant au moins 90 % de la variance pour chaque indicateur (dans le Tableau M-76) et pour l'union de tous les indicateurs (dans le Tableau M-77).

Tableau M-76 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour Morris option 1

Changement climatique	Énergie	Ressources
1 Variabilité occupation 2 Procédé pour l'extrusion du polystyrène 3 Variabilité du climat 4 Durée de vie isolants	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales	1 Variabilité occupation 2 Durée de vie carrelage 3 Durée de vie bâtiment 4 Données environnementales 5 Durée de vie enduit
Déchets	**Eau**	**Particules fines**
1 Variabilité occupation 2 Données environnementales 3 Durée de vie bâtiment	1 Variabilité occupation	1 Variabilité occupation 2 Durée de vie bâtiment 3 Variabilité climat
Ozone photochimique	**Déchets radioactifs**	**Radiations ionisantes**
1 Variabilité occupation 2 Durée de vie bâtiment 3 Variabilité climat	1 Variabilité occupation	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales
Toxicité humaine	**Eutrophisation**	**Acidification**
1 Données environnementales 2 Variabilité occupation	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales	1 Variabilité occupation 2 Variabilité du climat

Écotoxité	Usage des sols
1 Variabilité occupation 2 Données environnementales	1 Durée de vie bâtiment 2 Données environnementales

Tableau M-77 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour Morris option 1

Tous les indicateurs
Données environnementales
Durée de vie bâtiment
Durée de vie carrelage
Durée de vie enduit
Durée de vie isolants
Procédé pour l'extrusion du polystyrène
Variabilité occupation
Variabilité climat

♦ Résultats de Morris option 2

Cette section présente les résultats du criblage de Morris obtenus avec l'option 2 dans le cas où seuls les 24 facteurs utilisés dans Sobol sont considérés. Pour le changement climatique et l'énergie consommée, les graphiques de Morris sont présentés à la Figure M-62.

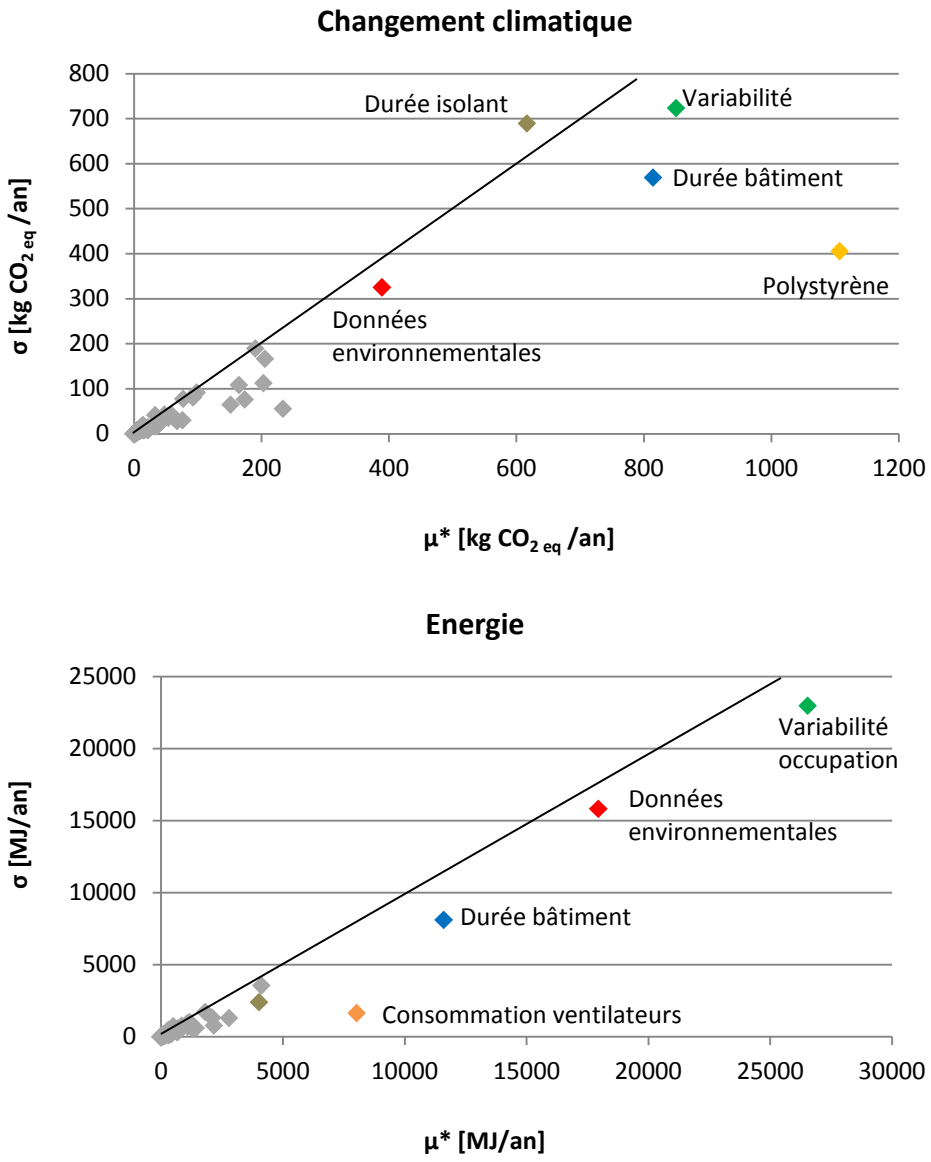


Figure M-62. Graphiques de Morris avec l'option 2

L'occupation et les données environnementales sont deux variables catégorielles ayant une grande influence sur les résultats pour ces deux indicateurs. La durée de vie du bâtiment est aussi influente dans les deux cas. Pour le changement climatique, on identifie également la durée de vie de l'isolant et le procédé d'extrusion pour le polystyrène. Contrairement aux résultats obtenus avec l'option 1, des effets d'interactions et surtout des effets non-linéaires sont identifiés pour la variabilité de l'occupation. De plus, les effets non-linéaires ou d'interaction sont plus importants pour les données environnementales dans l'option 2 que dans la 1. Dans les options 1 et 2, ces variables sont bien reconnues comme étant influentes, toutefois en fonction du nombre de niveaux, les valeurs de σ et μ* peuvent fortement varier. Cela peut être expliqué par le fait qu'à deux niveaux, des effets linéaires sont détectés par le criblage de Morris (alors qu'en pratique, il n'est pas possible

d'étudier la linéarité pour des variables non ordonnées), ce qui n'est pas le cas en présence de plusieurs niveaux. Ainsi, nous préférons étudier globalement l'influence d'une variable, c'est-à-dire en considérant à la fois ses effets linéaires et non-linéaires ou d'interaction.

Les résultats du criblage de Morris adapté (calcul de variance) sont donnés dans la Figure M-63 Figure M-61 pour l'option 2.

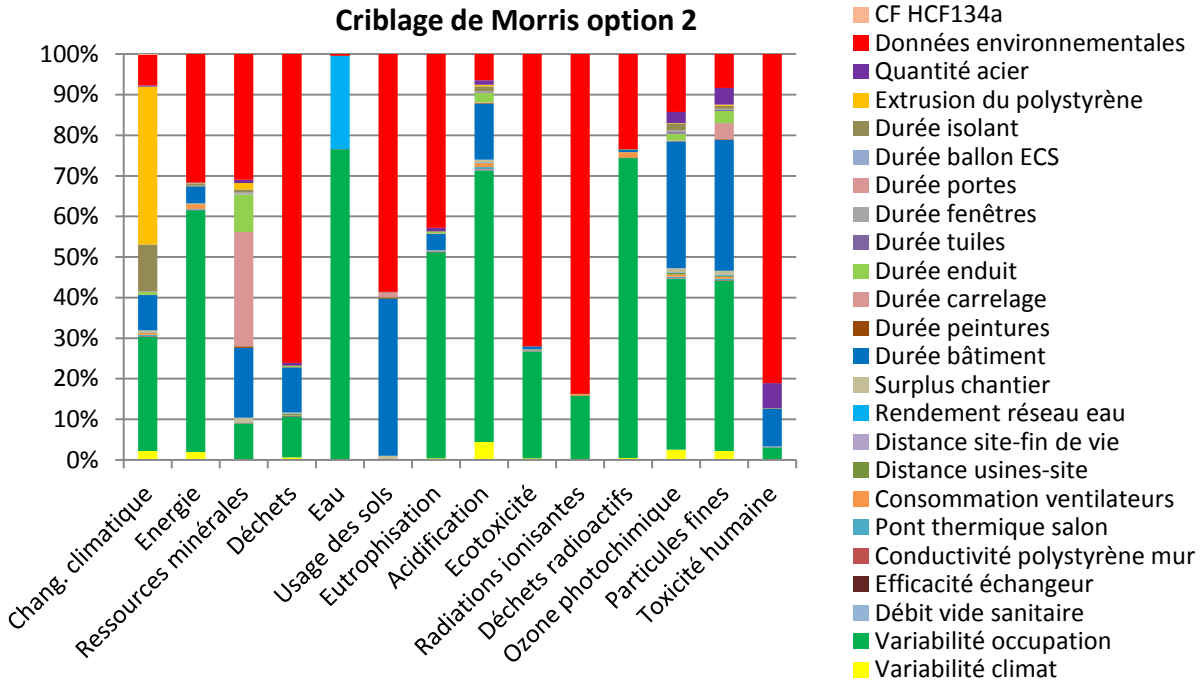


Figure M-63. Influence relative des facteurs incertains avec l'option 2 du criblage de Morris adapté

La variabilité de l'occupation est un facteur influent pour tous les indicateurs, mais pas aussi influent que dans l'option 1. La durée de vie et les incertitudes sur la qualité des données sont aussi influentes. Pour certains indicateurs, le procédé d'extrusion pour le polystyrène (changement climatique), la durée de vie du carrelage ou de l'enduit (ressources), le rendement du réseau d'eau (eau consommée) peuvent aussi être influents. Rappelons que ces résultats sont obtenus en utilisant 200 scénarios pour chacune des trois variables catégorielles à plus de deux niveaux. Nous avons vu que ce nombre de scénarios peut être insuffisant pour assurer une bonne convergence dans certains cas, en particulier pour les radiations ionisantes et la toxicité humaine pour les incertitudes sur les données environnementales. Les résultats sur ces indicateurs doivent donc être interprétés avec précaution.

Les facteurs incertains permettant d'expliquer 90 % de la variance sont présentés dans le Tableau L-40 pour chaque indicateur et dans le Tableau L-39 pour l'union de tous les indicateurs. Par rapport à l'option 1, deux facteurs supplémentaires sont identifiés : le rendement du réseau d'eau et la quantité d'acier dans le béton.

Tableau M-78 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour Morris option 2

Changement climatique	**Énergie**	**Ressources**
1 Procédé pour l'extrusion du polystyrène 2 Variabilité de occupation 3 Durée de vie isolants 4 Durée de vie bâtiment 5 Données environnementales	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales	1 Données environnementales 2 Durée vie carrelage 3 Durée de vie bâtiment 4 Durée de vie enduit 5 Variabilité occupation
Déchets	**Eau**	**Particules fines**
1 Données environnementales 2 Durée de vie bâtiment 3 Variabilité occupation	1 Variabilité occupation 2 Rendement du réseau d'eau	1 Variabilité occupation 2 Durée de vie bâtiment 3 Données environnementales 4 Quantité d'acier dans le béton 5 Durée vie carrelage
Ozone photochimique	**Déchets radioactifs**	**Radiations ionisantes**
1 Variabilité occupation 2 Durée de vie bâtiment 3 Données environnementales 4 Quantité d'acier dans le béton	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales	1 Données environnementales 2 Variabilité occupation
Toxicité humaine	**Eutrophisation**	**Acidification**
1 Données environnementales 2 Durée de vie bâtiment	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales	1 Variabilité occupation 2 Durée de vie bâtiment 3 Données environnementales 4 Variabilité climat

Écotoxité	**Usage des sols**
1 Données environnementales 2 Variabilité occupation	1 Données environnementales 2 Durée de vie bâtiment

Tableau M-79 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour Morris option 2

Tous les indicateurs
Données environnementales
Durée de vie bâtiment
Durée de vie carrelage
Durée de vie enduit
Durée de vie isolants
Procédé pour l'extrusion du polystyrène
Quantité d'acier dans le béton
Rendement du réseau d'eau
Variabilité occupation
Variabilité climat

- **Résultats de Sobol**

Cette section présente les résultats de la méthode de Sobol avec une taille d'échantillon de 5000, incluant les 24 facteurs expliquant au moins 99 % de l'influence dans le criblage de Morris avec

les deux options. Pour le changement climatique et l'énergie consommée, les indices de premier ordre et les indices totaux sont présentés à la Figure M-64.

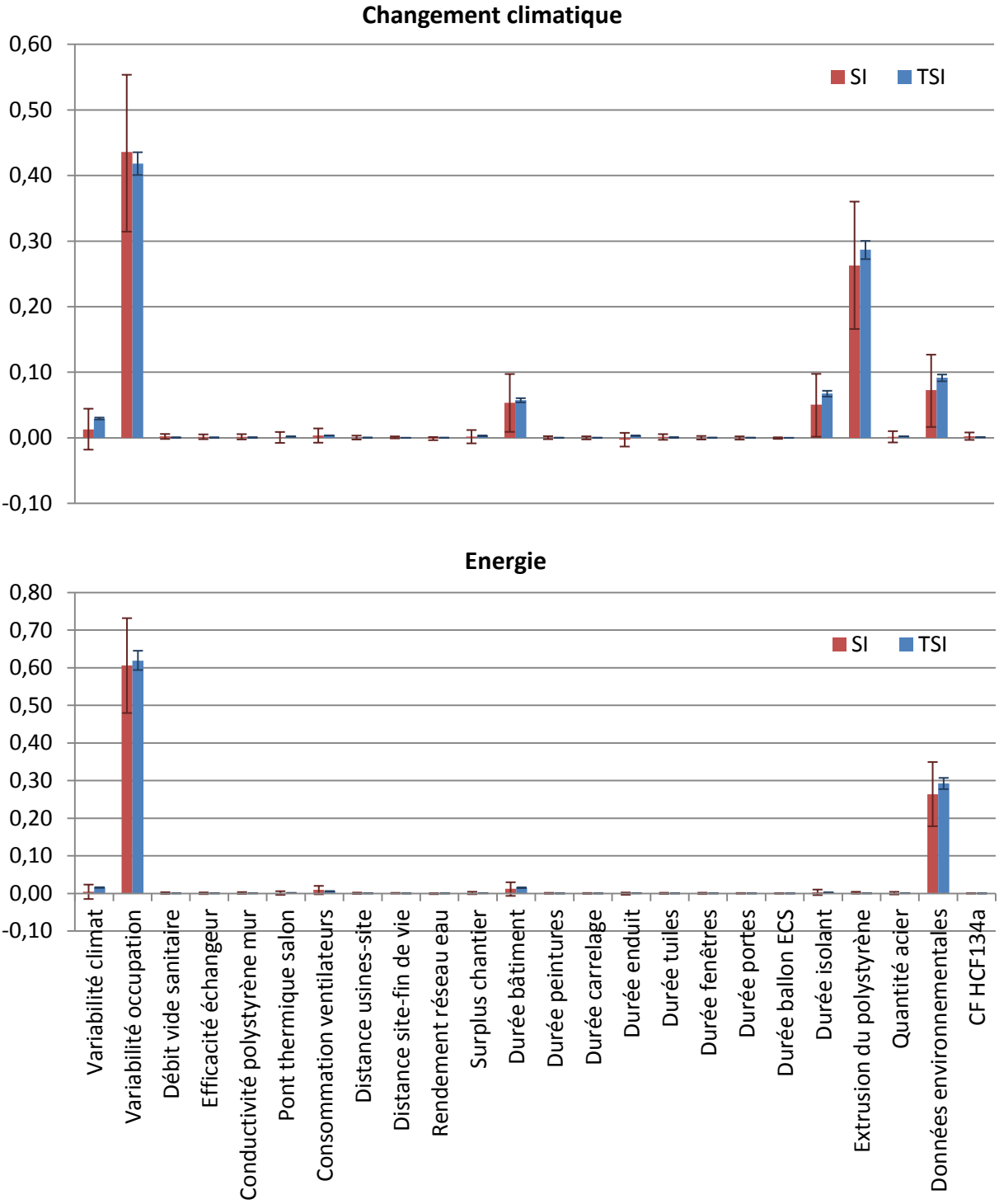


Figure M-64. Indices de Sobol de 1er ordre et totaux

Pour le changement climatique, les deux facteurs les plus influents identifiés par la méthode de Sobol sont la variabilité de l'occupation et le procédé d'extrusion pour le polystyrène. La durée de vie du bâtiment, celle de l'isolant et les incertitudes sur les données environnementales sont aussi

identifiées. Pour l'indicateur d'énergie consommée, la variabilité de l'occupation et les incertitudes sur les données environnementales sont identifiées. Pour plusieurs facteurs, les indices totaux sont supérieurs aux indices de premier ordre, ce qui laisse présager la présence d'interactions entre facteurs. Toutefois, les barres d'incertitudes autour des indices de premier ordre, obtenues après 100 répétitions *bootstrap*, sont très grandes. De plus, pour la variabilité de l'occupation, l'indice de premier ordre est supérieur à l'indice total. Les indices de premier ordre semblent donc n'avoir pas convergé. Les résultats quant à la présence d'interactions sont donc à prendre avec précaution. Pour les indices totaux, les barres d'incertitudes et les coefficients de variance sont faibles et indiquent une bonne convergence pour tous les indicateurs. Pour s'affranchir en partie de ces problèmes de convergence, nous ne considérerons dans la suite que les indices totaux.

Les facteurs incertains permettant d'expliquer 90 % de la variance sont présentés dans le Tableau M-80 pour chaque indicateur et dans le Tableau M-81 pour l'union de tous les indicateurs. En comparant les facteurs identifiés par les deux options de Morris et par Sobol pour chaque indicateur, nous constatons que le classement donné par l'option 1 de Morris est plus proche de Sobol que celui donné par l'option 2. En effet, pour six indicateurs, les classements sont strictement identiques pour l'option 2 de Morris et Sobol. Il s'agit de la consommation d'énergie, de la consommation d'eau, de la production de déchets radioactifs, des radiations ionisantes, de l'écotoxicité et de l'usage des sols. Les classements donnés par Sobol et l'option 1 de Morris sont identiques pour deux indicateurs seulement : la consommation d'énergie et les ressources. Pour les autres indicateurs, outre les inversions de classement pour plusieurs facteurs, l'option 2 tend à sélectionner un plus grand nombre de facteurs (déchets, particules fines, ozone photochimique, toxicité humaine et acidification), tandis que des facteurs identifiés par Sobol ne le sont pas par l'option 1 (changement climatique, eau, particules fines, déchets radioactifs et acidification).

Tableau M-80 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence pour chaque indicateur, classés par ordre d'influence décroissante, pour Sobol

Changement climatique	Énergie	Ressources
1 Variabilité occupation 2 Procédé pour l'extrusion du polystyrène 3 Données environnementales 4 Durée de vie isolants 5 Durée de vie bâtiment	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales	1 Données environnementales 2 Durée de vie carrelage 3 Durée de vie bâtiment 4 Variabilité occupation 5 Durée de vie enduit
Déchets	**Eau**	**Particules fines**
1 Données environnementales 2 Variabilité occupation	1 Variabilité occupation 2 Rendement du réseau d'eau	1 Variabilité occupation 2 Durée de vie bâtiment 3 Données environnementales 4 Variabilité climat
Ozone photochimique	**Déchets radioactifs**	**Radiations ionisantes**
1 Variabilité occupation 2 Durée de vie bâtiment 3 Données environnementales	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales	1 Données environnementales 2 Variabilité occupation
Toxicité humaine	**Eutrophisation**	**Acidification**
1 Données environnementales	1 Données environnementales 2 Variabilité occupation	1 Variabilité occupation 2 Données environnementales 3 Durée de vie bâtiment
Écotoxité	**Usage des sols**	
1 Données environnementales 2 Variabilité occupation	1 Données environnementales 2 Durée de vie bâtiment	

Tableau M-81 : Facteurs incertains expliquant 90 % de l'influence, pour Sobol

Tous les indicateurs
Données environnementales
Durée de vie bâtiment
Durée de vie carrelage
Durée de vie enduit
Durée de vie isolants
Procédé pour l'extrusion du polystyrène
Rendement du réseau d'eau
Variabilité climat
Variabilité occupation

♦ Résultats de la comparaison des méthodes

L'influence relative des facteurs pour les deux options du criblage de Morris (calcul de la variance) et pour Sobol (indices totaux) sont présentés dans la Figure M-65. Cela permet une comparaison plus visuelle des trois méthodes sur tous les indicateurs.

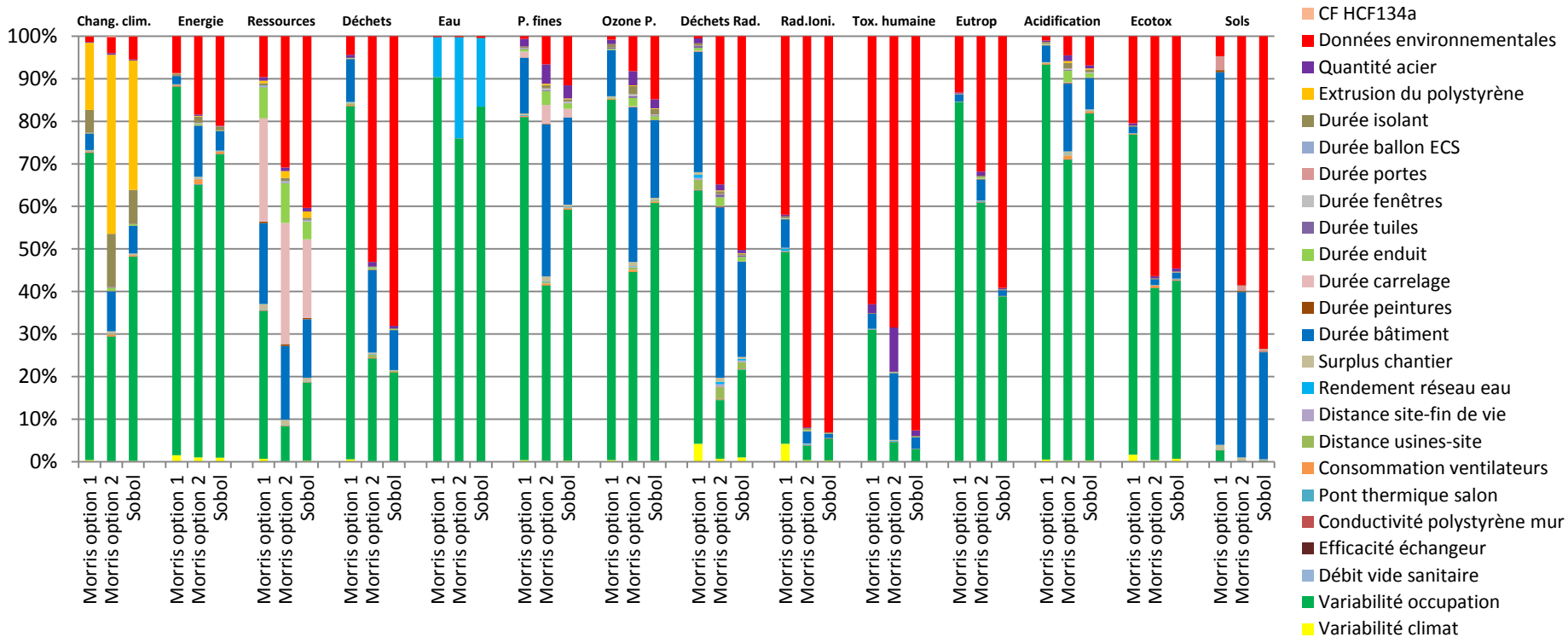


Figure M-65. Comparaison de l'influence relative des facteurs incertains avec les trois méthodes

Annexe N. Résultats des comparaisons de variantes incertaines

N-1 - Comparaison de deux variantes constructives

♦ Criblage de Morris

Les résultats du criblage de Morris pour les variantes IBB et IOB sont donnés en Figure N-66. Pour ne pas alourdir ces graphiques, la légende ne contient que les facteurs permettant d'expliquer 90 % de la variance pour l'une de ces deux variantes. Les résultats du criblage de Morris pour la comparaison de variantes sont donnés dans le corps de texte.

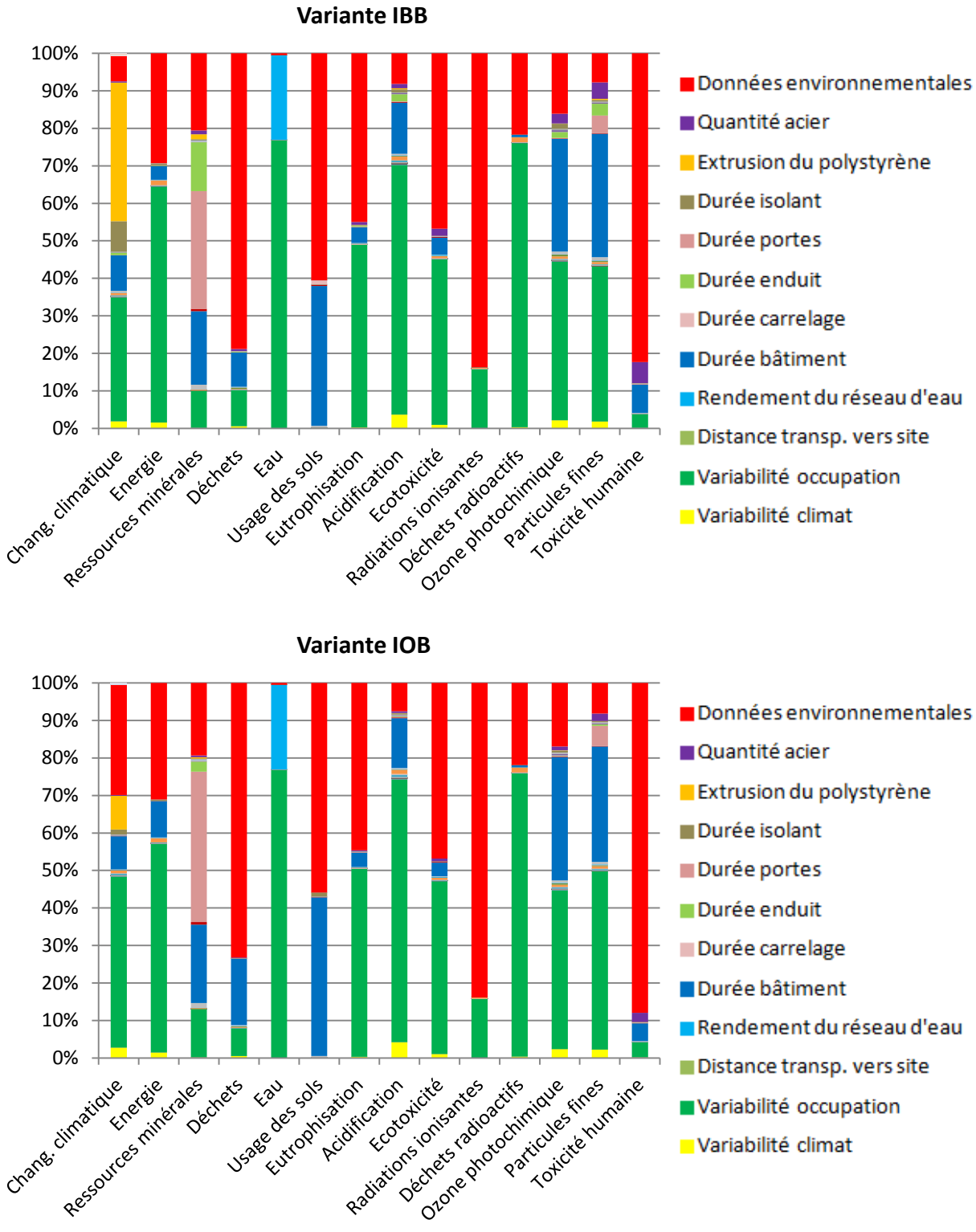


Figure N-66. Influence relative des facteurs incertains avec l'option 2 du criblage de Morris adapté

Les graphiques de Morris pour la comparaison de variante IBB-IOB sont présentés en Figure N-67 pour le changement climatique et l'énergie consommée. Ils mettent en avant la présence d'effets non-linéaires ou d'interactions.

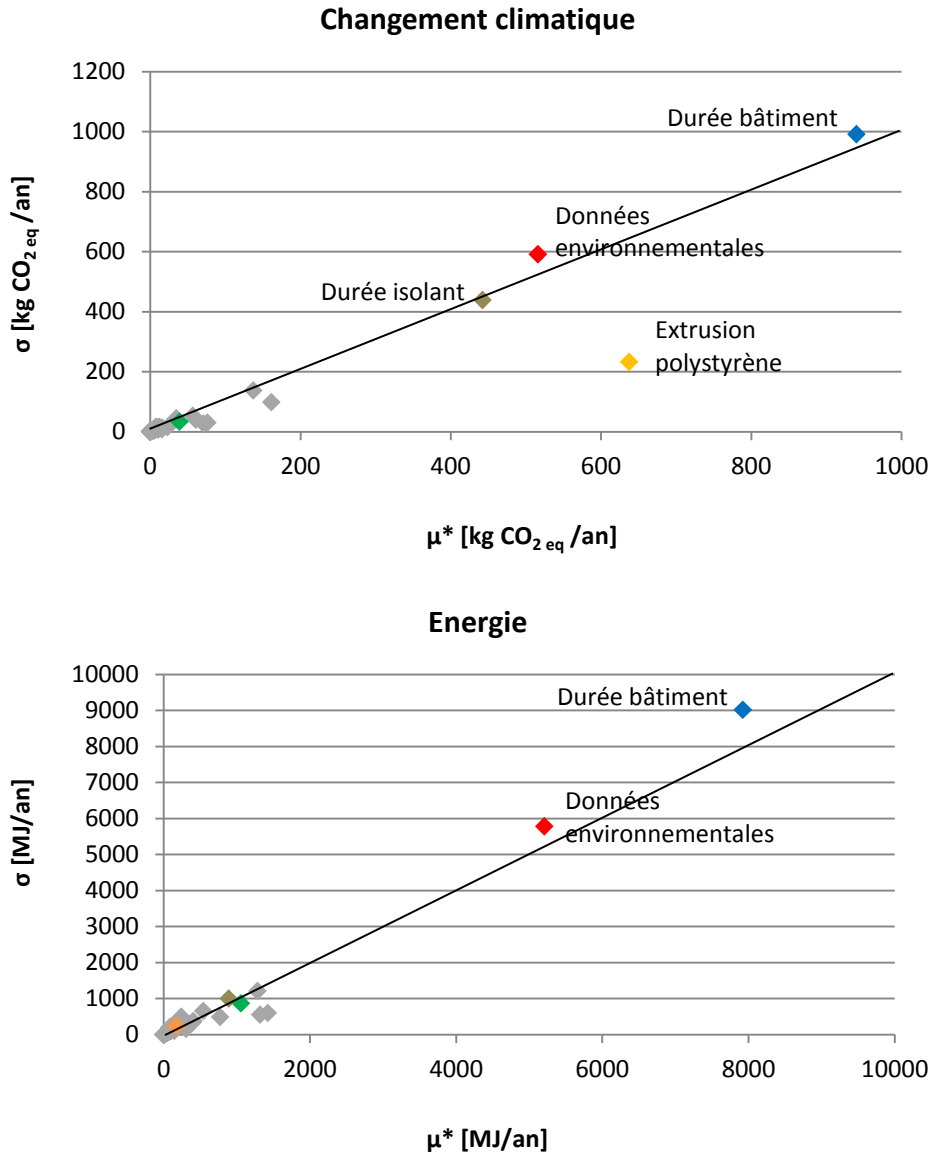


Figure N-67. Graphiques de Morris pour la comparaison de variante IBB-IOB

Les 99 facteurs permettant d'expliquer 90 % de la variance pour l'un au moins de indicateurs sont listés dans le Tableau N-82. Le nombre de facteurs à retenir est très important pour trois indicateurs : les radiations ionisantes et les déchets radioactifs et l'acidification (36 à 90 facteurs) et nous expliquons dans la suite quelles en sont les raisons. Les neuf facteurs expliquant 90 % de la variance pour les onze autres indicateurs sont présentés en vert dans le Tableau N-82.

Tableau N-82 : Facteurs expliquant 90 % de la variance pour un au moins des indicateurs pour la comparaison de variante IBB-IOB

N°	Facteur	N°	Facteur
1	Absorptivité de l'enduit	**51**	Épaisseur dalle
2	Absorptivité de la peinture à l'eau	**52**	Épaisseur enduit hydrofuge
3	Absorptivité de la peinture au solvant	**53**	Épaisseur fibre ciment cellulose
4	Absorptivité de la toiture	**54**	Épaisseur laine de verre cloison
5	Absorptivité du carrelage	**55**	Épaisseur OSB
6	Albédo	**56**	Épaisseur polystyrène Styrofoam
7	Capacité thermique volumique béton banché	**57**	Épaisseur tuiles
8	Capacité thermique volumique bois lourd	**58**	Facteur solaire F1
9	Capacité thermique volumique crépis	**59**	Facteur solaire F2
10	Capacité thermique volumique dalle	**60**	Facteur solaire F3
11	Capacité thermique volumique enduit hydrofuge	**61**	Facteur solaire F4
12	Capacité thermique volumique fibres ciment cellulose	**62**	Facteur solaire F5 RdC
13	Capacité thermique volumique fibres de bois	**63**	Facteur solaire F6
14	Capacité thermique volumique laine de verre cloison	**64**	Facteur solaire F7
15	Capacité thermique volumique OSB	**65**	Facteur solaire F8
16	Capacité thermique volumique placoplâtre BA	**66**	hc,e paroi verticale
17	Capacité thermique volumique polystyrène Roofmate	**67**	hc,e plancher haut
18	Capacité thermique volumique polystyrène Styrofoam	**68**	hc,i paroi en contact avec le sol
19	Capacité thermique volumique tuiles	**69**	hc,i paroi verticale
20	Conductivité béton banché	**70**	hc,i plancher haut
21	Conductivité carrelage	**71**	hc,i plancher intermédiaire
22	Conductivité chape	**72**	hr,e paroi verticale
23	Conductivité dalle	**73**	hr,e plancher haut
24	Conductivité enduit hydrofuge	**74**	hr,i paroi en contact avec le sol
25	Conductivité fibre ciment cellulose	**75**	hr,i paroi verticale
26	Conductivité laine de bois	**76**	hr,i plancher haut
27	Conductivité laine de verre cloison	**77**	Incertitudes sur les données environnementales
28	Conductivité laine de verre Isoconfort 35	**78**	Orientation
29	Conductivité panneau OSB	**79**	Pont thermique linéique chambre 1 vers extérieur et combles
30	Conductivité placoplâtre BA	**80**	Pont thermique linéique chambre 2 vers extérieur et combles

N°	Facteur	N°	Facteur
31	Conductivité polystyrène Roofmate	**81**	Pont thermique linéique chambre 3 vers extérieur et combles
32	Conductivité polystyrène Styrofoam	**82**	Pont thermique linéique cuisine salon séjour vers extérieur et vide sanitaire
33	Conductivité polystyrène Wallmate	**83**	Pont thermique linéique dégagement bas vers extérieur et vide sanitaire
34	Conductivité tuiles	**84**	Pont thermique linéique hall vers extérieur et vide sanitaire
35	Consommation ventilateurs	**85**	Pont thermique linéique salle de bain vers extérieur et combles
36	Débit de ventilation naturelle dans le vide sanitaire	**86**	Procédé pour l'extrusion du polystyrène
37	Débit de ventilation naturelle dans les combles	**87**	Surplus de chantier
38	Durée bâtiment	**88**	Quantité d'acier dans le béton
39	Durée enduit	**89**	Uw F1
40	Durée isolant	**90**	Uw F2
41	Efficacité échangeur double flux	**91**	Uw F3
42	Émissivité de l'enduit	**92**	Uw F4
43	Émissivité de la peinture à l'eau	**93**	Uw F5 Combles
44	Émissivité de la peinture au solvant	**94**	Uw F5 RdC
45	Émissivité de la toiture	**95**	Uw F6
46	Émissivité du carrelage	**96**	Uw F8
47	Épaisseur béton banché	**97**	Uw portes extérieures
48	Épaisseur carrelage	**98**	Variabilité climat
49	Épaisseur chape	**99**	Variabilité occupation
50	Épaisseur crépis		

Pour les déchets radioactifs et les radiations ionisantes, un grand nombre de facteurs doit être retenu pour expliquer 90 % de la variance. De nombreux facteurs du modèle thermique permettent d'expliquer une petite part de la variance. De faibles variations pour des paramètres agissant sur la thermique peuvent avoir des effets différents sur les deux variantes constructives, notamment en terme d'inertie. Il en résulte des dynamiques temporelles différentes concernant les besoins de chauffage et potentiellement une variation d'appels aux centrales de production d'électricité, si bien que sur une année entière, de faibles écarts peuvent être observés entre les variantes. Ceci est illustré dans les Figure N-68 et Figure N-69. L'évolution des besoins de chauffage est présentée pour la deuxième semaine de l'année pour les maisons IBB et IOB avant et après modification de la capacité thermique volumique de la dalle (passage de 2657 à 2352 kJ/(m^3.K)).

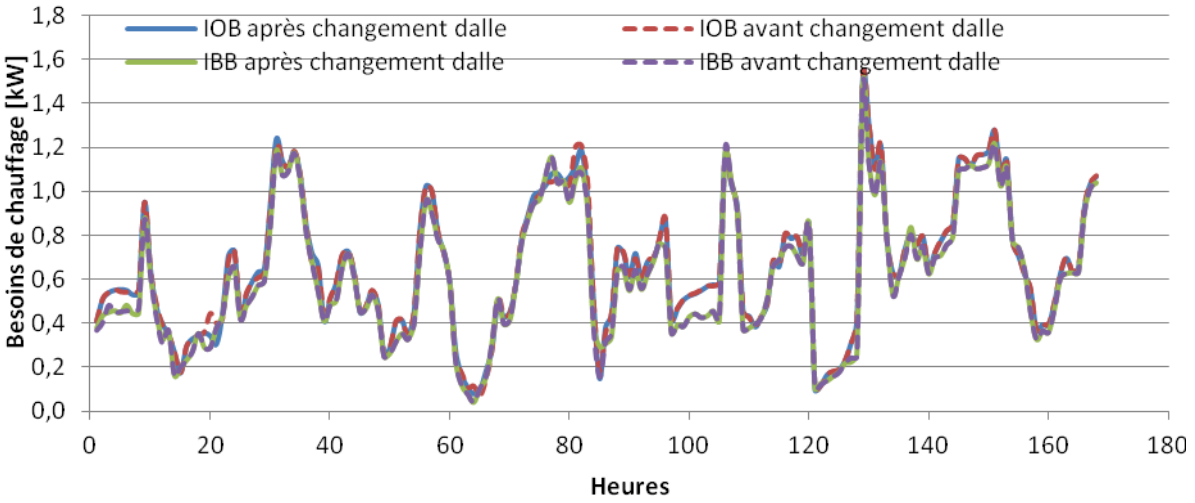


Figure N-68. Évolution des besoins de chauffage au cours de la deuxième semaine de l'année dans les maisons IBB et IOB avant et après modification de la capacité thermique volumique de la dalle

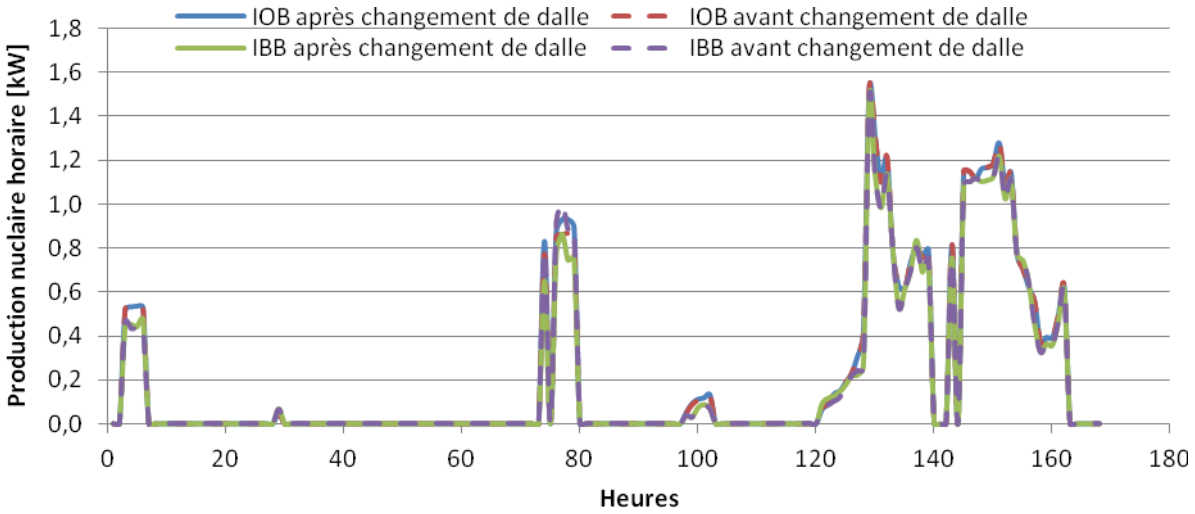


Figure N-69. Évolution de la production nucléaire dans le mix marginal au cours de la deuxième semaine de l'année pour les maisons IBB et IOB avant et après modification de la capacité thermique volumique de la dalle

Pour certaines heures de l'année, la modification de la valeur de ce facteur n'affecte pas les deux variantes de la même manière. C'est le cas, par exemple aux heures 77 à 82. Il en résulte une légère modification de la production nucléaire. De manière générale, les écarts entre IOB et IBB étant très faibles, ces petites variations ressortent sur les résultats de comparaison de variantes.

Notons que la production nucléaire est nulle sur ce graphique pour plusieurs heures de la deuxième semaine ; la production d'électricité est alors est assurée par d'autres technologies (charbon+gaz ou technologies de pointe) intervenant dans le mix marginal dérivé.

Finalement, du fait des faibles écarts entre variantes, un ensemble de facteurs influents en thermique ressortent comme étant influents sur les déchets radioactifs et les radiations ionisantes.

♦ Amélioration de la caractérisation de l'occupation

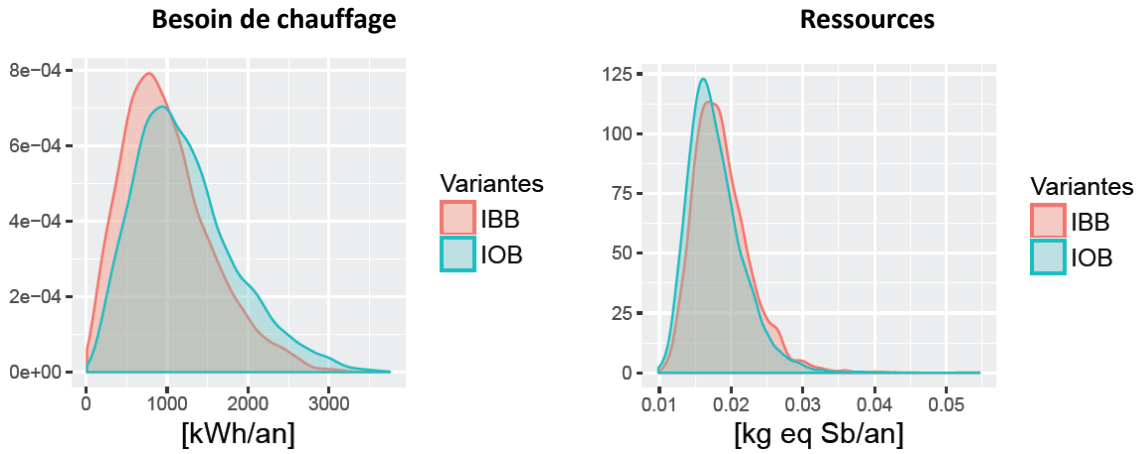
Pour la caractérisation des incertitudes, les données ont été affinées pour correspondre à un couple de primo-accédant avec un enfant. Rappelons que le logement considéré est une maison individuelle de quatre pièces principales. Les caractéristiques renseignées pour ces occupants sont définies au Tableau N-83.

Tableau N-83 : Caractéristiques du couple de primo-accédants avec enfant

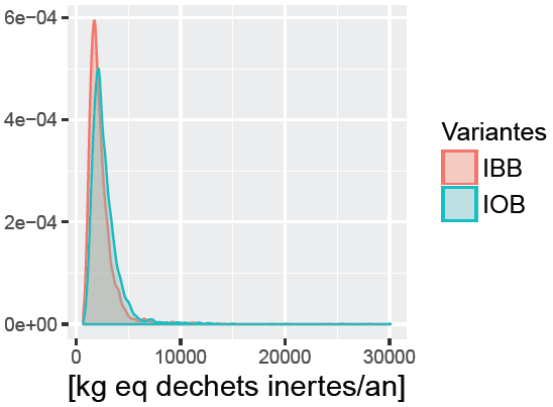
Données sur le ménage	
Statut	Propriétaires
Revenu mensuel	< 4000 €
Voiture	2 ou plus
Ménage	Couple + autre
Age de l'enfant le plus jeune	0-4 ans
Occupant n°1	Homme de moins de 40 ans travaillant à plein temps et en bonne santé
Occupant n°2	Femme de moins de 40 ans en bonne santé
Occupant n°3	Enfant de moins de 18 ans en bonne santé

♦ Analyse d'incertitude

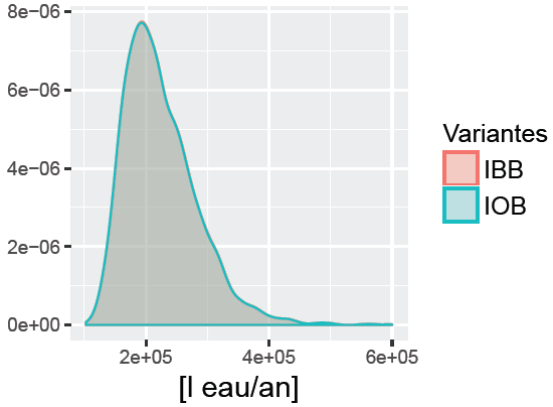
Après avoir amélioré la caractérisation des incertitudes, les AI sont menées. Les résultats des propagations d'incertitude, utilisant un même plan d'expérience sont présentés en Figure N-70 sous la forme de distribution de probabilité. Les distributions en sorties sont données pour tous les indicateurs (à l'exception du changement climatique et de l'énergie dont les résultats sont présentés dans le corps de texte) ainsi que pour les besoins de chauffage.



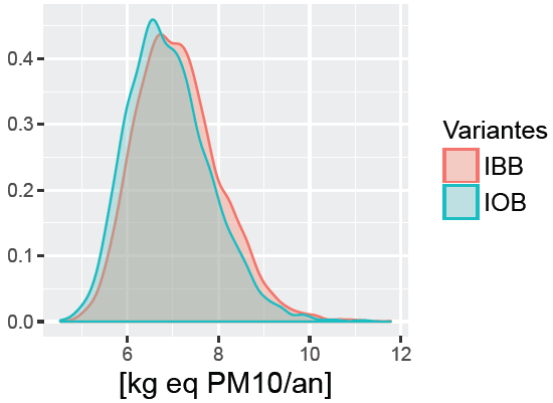
Déchets



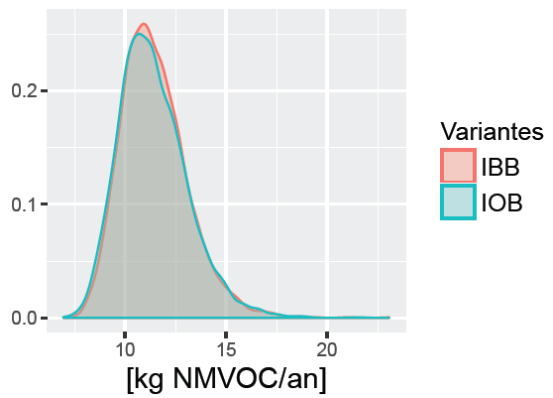
Eau



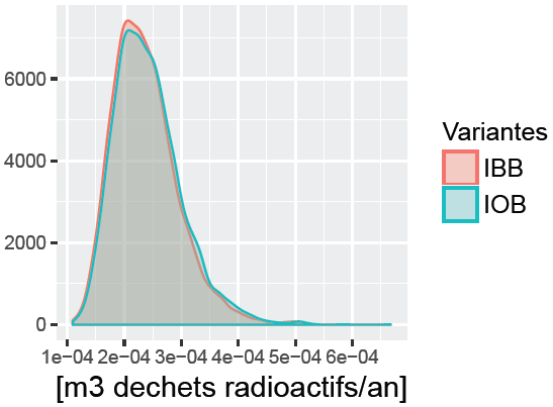
Particules Fines



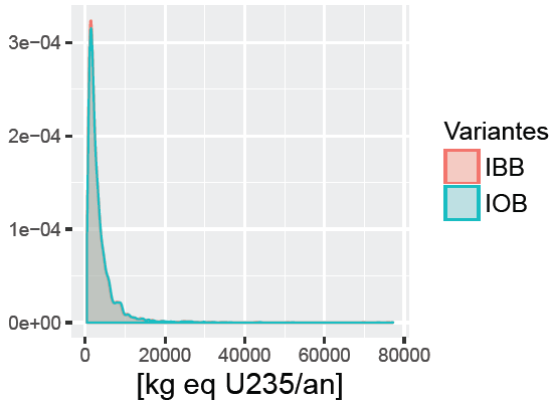
Ozone photochimique



Déchets radioactifs



Radiations ionisantes



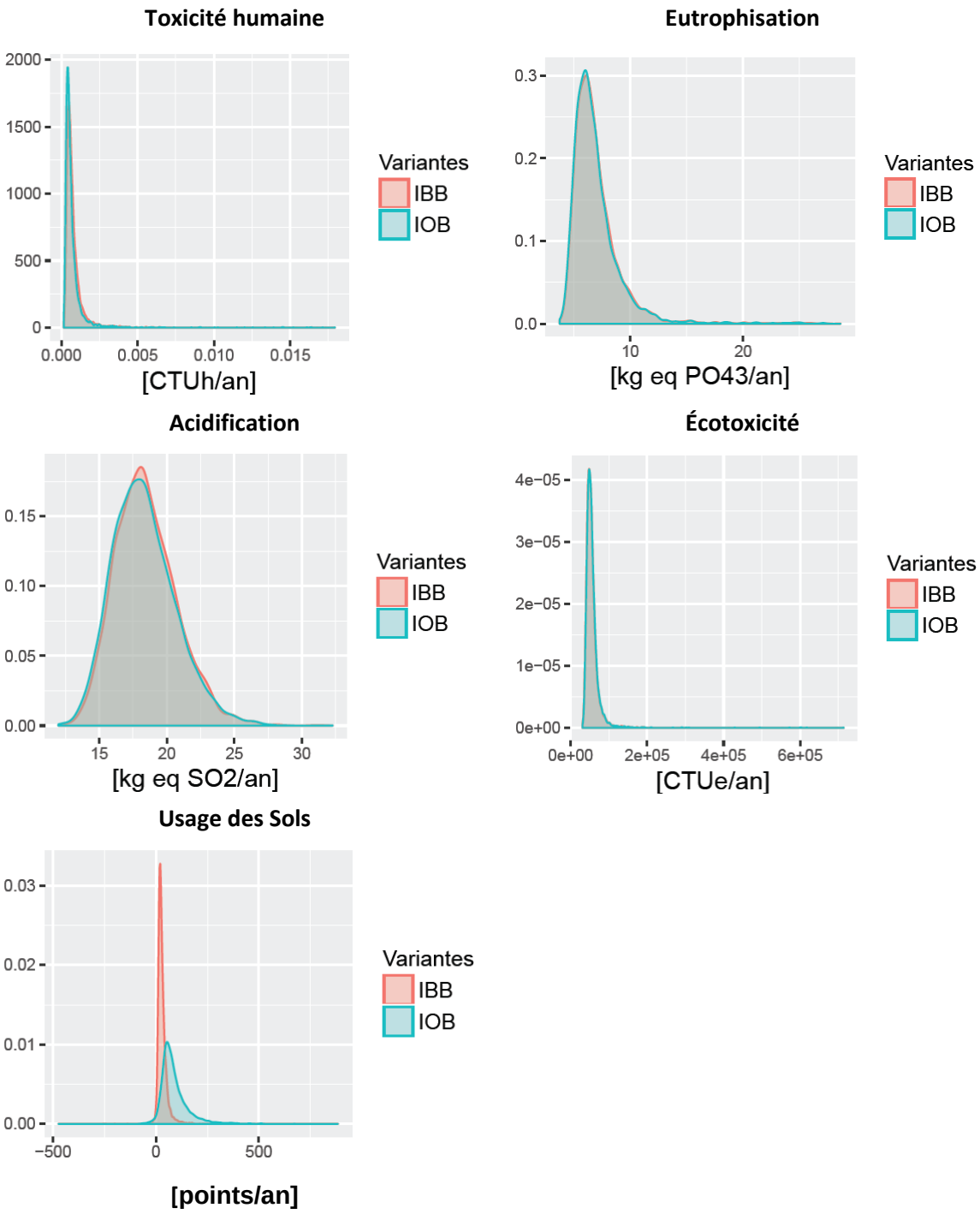


Figure N-70. Distributions de probabilité en sortie pour les variantes IBB et IOB pour tous les indicateurs

- **Facteurs influents après amélioration de la caractérisation des incertitudes**

Après avoir amélioré la caractérisation des incertitudes, un criblage de Morris complémentaire a été mené. Les résultats pour les variantes IBB et IOB et la comparaison de variante IBB-IOB, sont donnés à la Figure N-71. Pour ne pas alourdir ces graphiques, la légende ne contient que les facteurs permettant d'expliquer 90 % de la variance pour l'une de ces deux variantes.

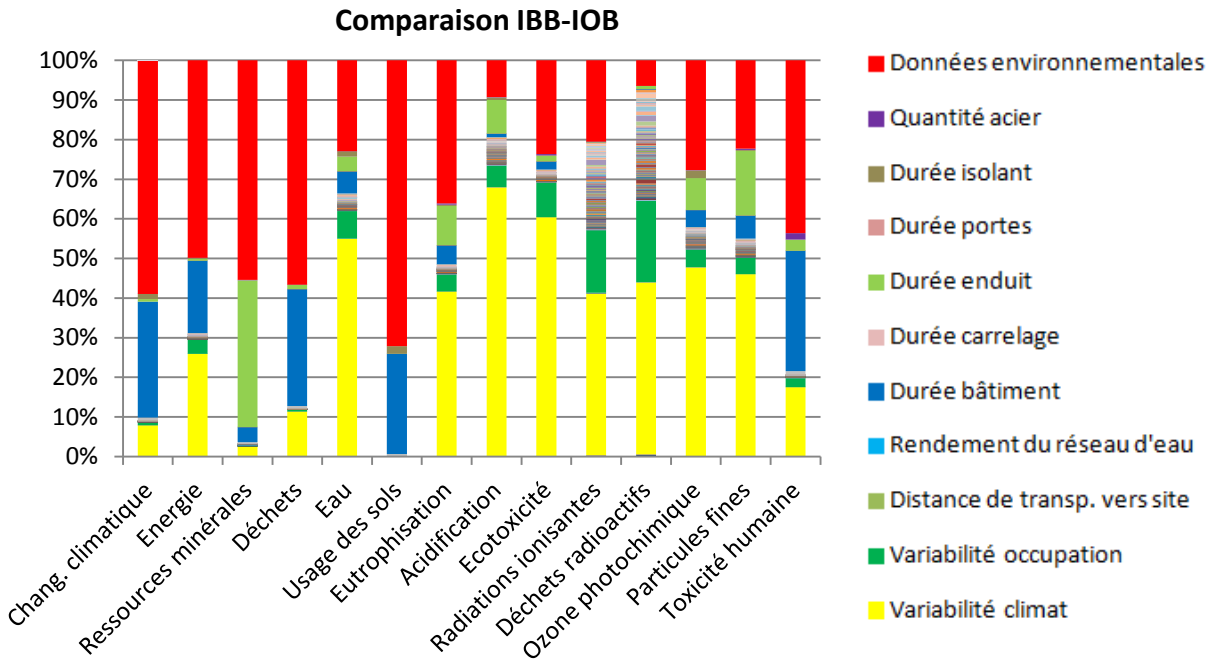


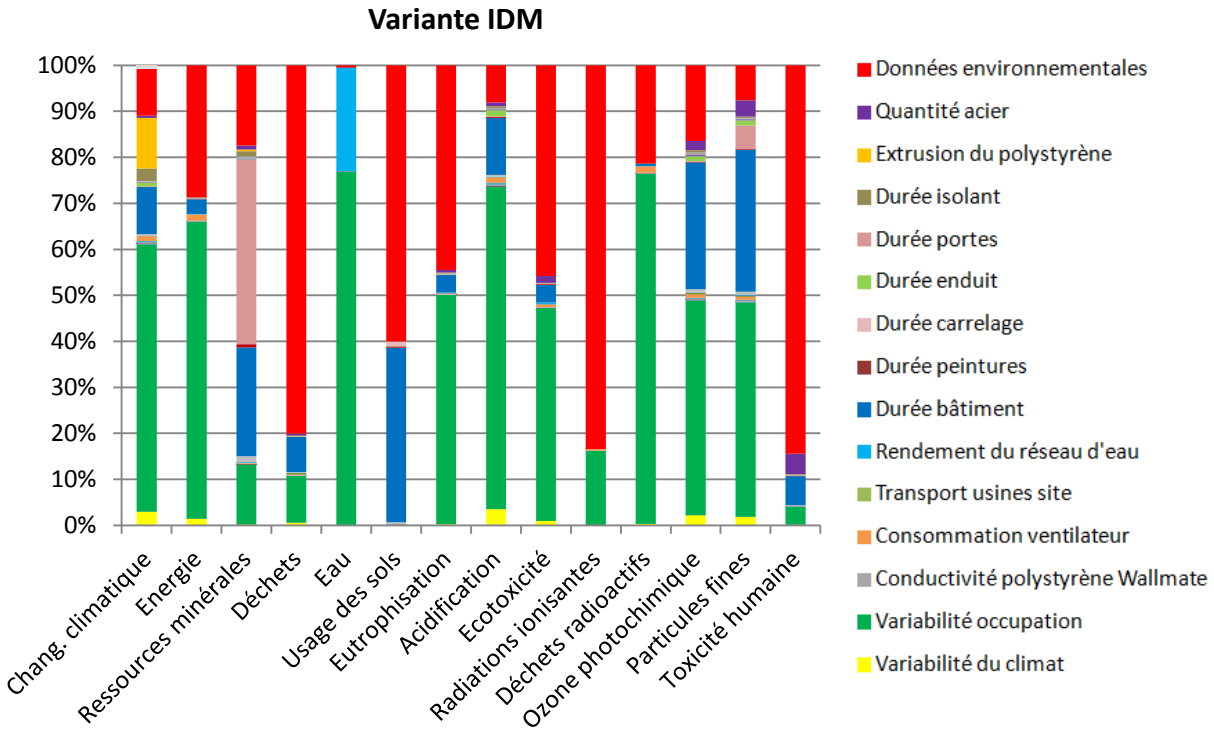
Figure N-71. Influence relative des facteurs incertains avec l'option 2 du criblage de Morris adapté en utilisant les distributions affinées

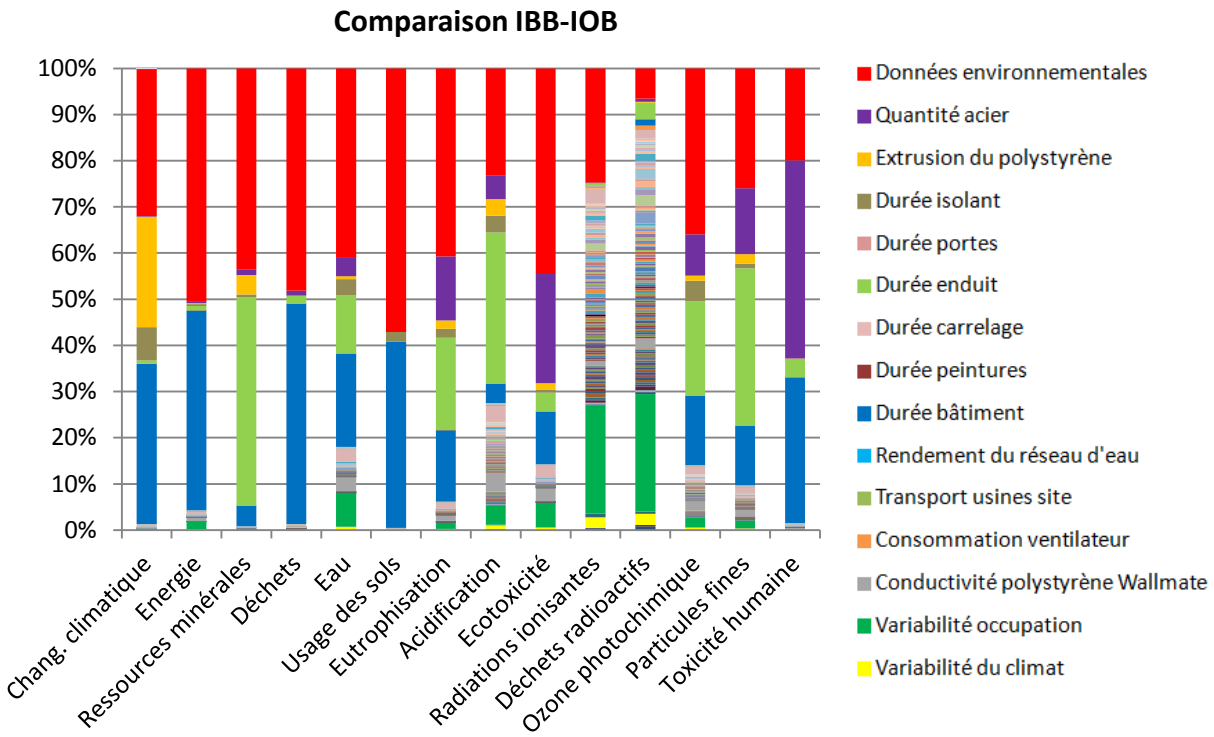
Après affinage, la variabilité du climat devient un facteur particulièrement influent.

N-2 - Comparaison de trois variantes constructives

- **Criblage de Morris**

Les résultats du criblage de Morris pour les variantes IBB et IOB ont déjà été présentés dans la section précédente (Figure N-66). Nous présentons à la Figure N-72 les résultats du criblage de Morris pour la variante IDM et pour les écarts entre variantes. Pour ne pas alourdir ces graphiques, la légende ne contient que les facteurs les plus influents.


Variante IDM
100%
90%
80%
70%
60%
50%
40%
30%
20%
10%
0%
Chang. climatique
Energie
Ressources minérales
Déchets
Eau
Usage des sols
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Radiations ionisantes
Déchets radioactifs
Ozone photochimique
Particules fines
Toxicité humaine
Données environnementales
Quantité acier
Extrusion du polystyrène
Durée isolant
Durée portes
Durée enduit
Durée carrelage
Durée peintures
Durée bâtiment
Rendement du réseau d'eau
Transport usines site
Consommation ventilateur
Conductivité polystyrène Wallmate
Variabilité occupation
Variabilité du climat


Comparaison IBB-IOB
100%
90%
80%
70%
60%
50%
40%
30%
20%
10%
0%
Chang. climatique
Energie
Ressources minérales
Déchets
Eau
Usage des sols
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Radiations ionisantes
Déchets radioactifs
Ozone photochimique
Particules fines
Toxicité humaine
Données environnementales
Quantité acier
Extrusion du polystyrène
Durée isolant
Durée portes
Durée enduit
Durée carrelage
Durée peintures
Durée bâtiment
Rendement du réseau d'eau
Transport usines site
Consommation ventilateur
Conductivité polystyrène Wallmate
Variabilité occupation
Variabilité du climat

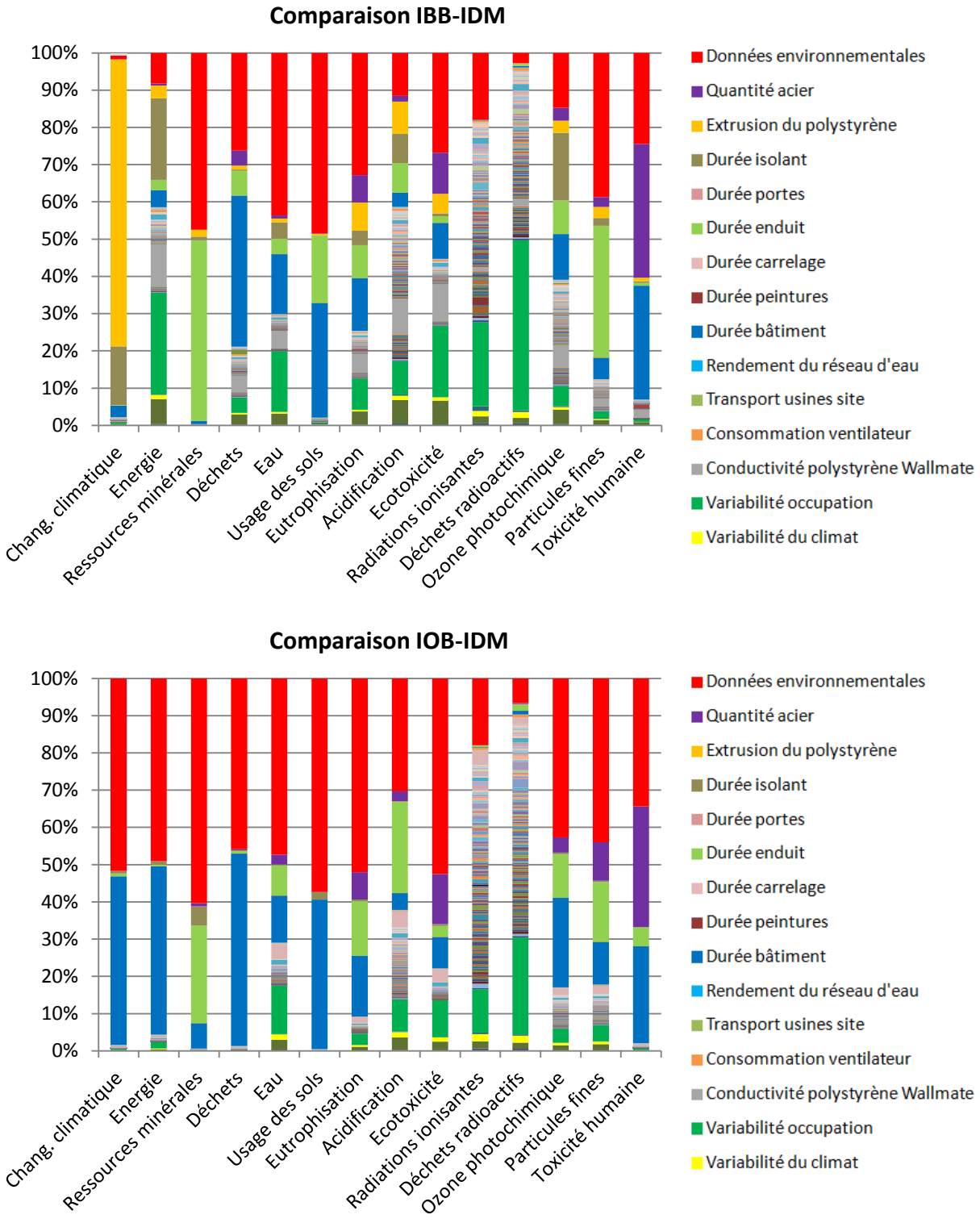


Figure N-72. Influence relative des facteurs incertains avec l'option 2 du criblage de Morris adapté pour IDM, IBB-IDM, IBB-IOB et IOB-IDM

Les 113 facteurs permettant d'expliquer 90 % de la variance pour l'un au moins des indicateurs sont listés dans le Tableau N-84. Un grand nombre de facteurs est retenu pour les déchets radioactifs, les radiations ionisantes, l'acidification et l'ozone photochimique du fait des faibles écarts entre variantes qui font ressortir l'influence de nombreux facteurs sur la thermique, comme illustré au § N-1 - . Sur les onze autres indicateurs, un jeu de 15 facteurs permet d'expliquer 90 % de la variance. Ils sont indiqués en vert au Tableau N-84.

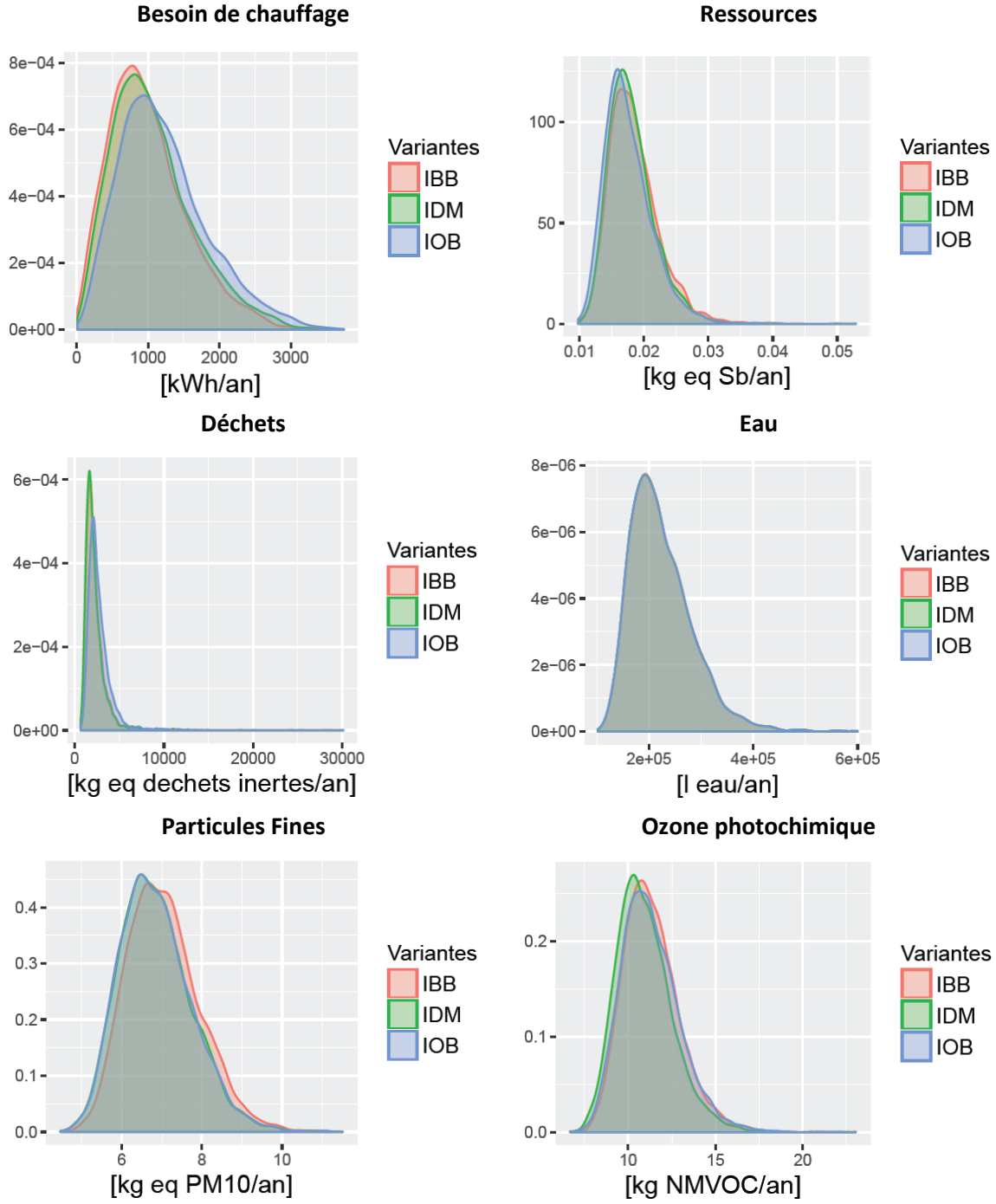
Tableau N-84 : Facteurs expliquant 90 % de la variance pour un au moins des indicateurs pour la comparaison de variante IBB-IOB-IDM

N°	Facteur	N°	Facteur
1	Absorptivité de l'enduit	**58**	Épaisseur laine de verre Isoconfort 35
2	Absorptivité de la peinture à l'eau	**59**	Épaisseur panneau OSB
3	Absorptivité de la peinture au solvant	**60**	Épaisseur placoplâtre BA13
4	Absorptivité de la toiture	**61**	Épaisseur plâtre gypse
5	Absorptivité du carrelage	**62**	Épaisseur plancher hourdis
6	Albédo	**63**	Épaisseur polystyrène Roofmate
7	Capacité thermique volumique béton banché	**64**	Épaisseur polystyrène Styrofoam
8	Capacité thermique volumique crépis	**65**	Épaisseur tuiles
9	Capacité thermique volumique dalle	**66**	Facteur solaire F1
10	Capacité thermique volumique enduit hydrofuge	**67**	Facteur solaire F2
11	Capacité thermique volumique laine de verre cloison	**68**	Facteur solaire F3
12	Capacité thermique volumique laine de verre Isoconfort	**69**	Facteur solaire F4
13	Capacité thermique volumique OSB	**70**	Facteur solaire F5 combles
14	Capacité thermique volumique fibres de bois	**71**	Facteur solaire F5 RdC
15	Capacité thermique volumique placoplâtre BA	**72**	Facteur solaire F6
16	Capacité thermique volumique plâtre gypse	**73**	Facteur solaire F7
17	Capacité thermique volumique plancher hourdis	**74**	Facteur solaire F8
18	Capacité thermique volumique polystyrène Roofmate	**75**	hc,e paroi verticale
19	Capacité thermique volumique polystyrène Styrofoam	**76**	hc,e plancher haut
20	Capacité thermique volumique tuiles	**77**	hc,i paroi en contact avec le sol
21	Conductivité béton banché	**78**	hc,i paroi verticale
22	Conductivité carrelage	**79**	hc,i plancher haut
23	Conductivité chape	**80**	hc,i plancher intermédiaire
24	Conductivité dalle	**81**	hr,e paroi verticale

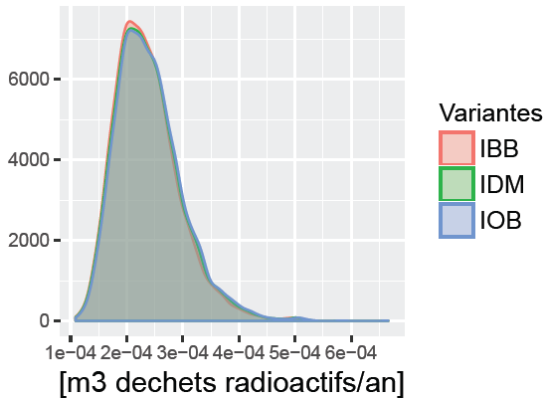
N°	Facteur	N°	Facteur
25	Conductivité enduit hydrofuge	**82**	hr,e plancher haut
26	Conductivité fibre ciment cellulose	**83**	hr,i paroi en contact avec le sol
27	Conductivité laine de bois	**84**	hr,i paroi verticale
28	Conductivité laine de verre cloison	**85**	hr,i plancher haut
29	Conductivité laine de verre Isoconfort 35	**86**	hr,i plancher intermédiaire
30	Conductivité laine de verre semi rigide	**87**	Incertitudes sur les données environnementales
31	Conductivité panneau OSB	**88**	Orientation
32	Conductivité placoplâtre BA	**89**	Pont thermique linéique cellier vers extérieur et vide sanitaire
33	Conductivité plâtre gypse	**90**	Pont thermique linéique chambre 1 vers extérieur et combles
34	Conductivité plancher hourdis	**91**	Pont thermique linéique chambre 2 vers extérieur et combles
35	Conductivité polystyrène Roofmate	**92**	Pont thermique linéique chambre 3 vers extérieur et combles
36	Conductivité polystyrène Wallmate	**93**	Pont thermique linéique cuisine salon séjour vers extérieur et vide sanitaire
37	Conductivité tuiles	**94**	Pont thermique linéique dégagement bas vers extérieur et vide sanitaire
38	Consommation ventilateurs	**95**	Pont thermique linéique dégagement haut vers extérieur et combles
39	Débit de ventilation naturelle dans le vide sanitaire	**96**	Pont thermique linéique hall vers extérieur et vide sanitaire
40	Débit de ventilation naturelle dans les combles	**97**	Pont thermique linéique salle de bain vers extérieur et combles
41	Durée bâtiment	**98**	Procédé pour l'extrusion du polystyrène
42	Durée enduit	**99**	Quantité d'acier dans le béton
43	Durée isolant	**100**	Surplus de chantier
44	Efficacité échangeur double flux	**101**	Transport usines vers site
45	Émissivité de l'enduit	**102**	Uw F1
46	Émissivité de la peinture à l'eau	**103**	Uw F2
47	Émissivité de la peinture au solvant	**104**	Uw F3
48	Émissivité de la toiture	**105**	Uw F4
49	Émissivité du carrelage	**106**	Uw F5 combles
50	Épaisseur béton banché	**107**	Uw F5 RdC
51	Épaisseur carrelage	**108**	Uw F6
52	Épaisseur chape	**109**	Uw F7
53	Épaisseur dalle	**110**	Uw F8
54	Épaisseur crépis	**111**	Uw portes extérieures
55	Épaisseur enduit hydrofuge	**112**	Variabilité climat
56	Épaisseur fibre ciment cellulose	**113**	Variabilité occupation
57	Épaisseur laine de verre cloison		

♦ Analyse d'incertitude

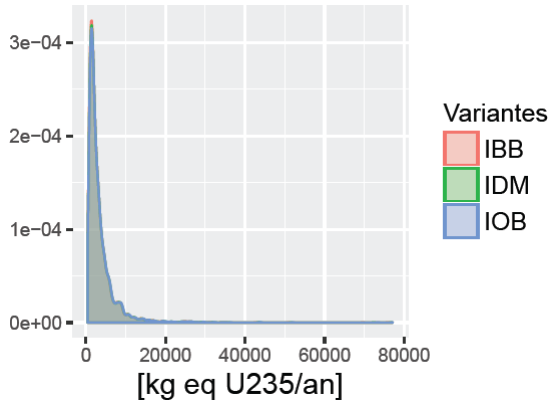
Les résultats des propagations d'incertitude pour IBB, IOB et IDM utilisant les distributions affinées et un même plan d'expérience sont présentés à la Figure N-73 sous la forme de distribution de probabilité. Les distributions en sorties sont données pour tous les indicateurs (à l'exception du changement climatique et de l'énergie dont les résultats sont présentés dans le corps de texte) ainsi que pour les besoins de chauffage.



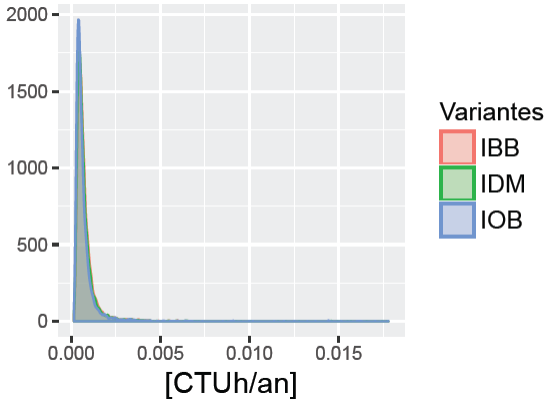
Déchets radioactifs



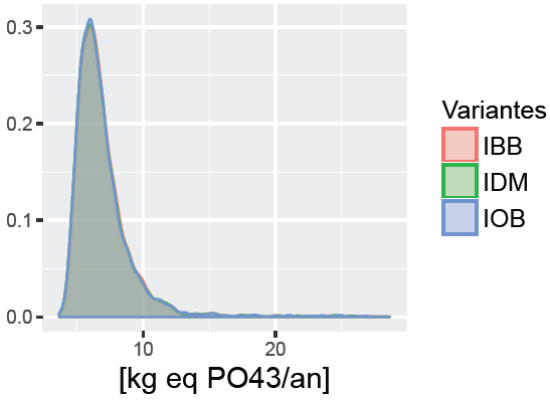
Radiations ionisantes



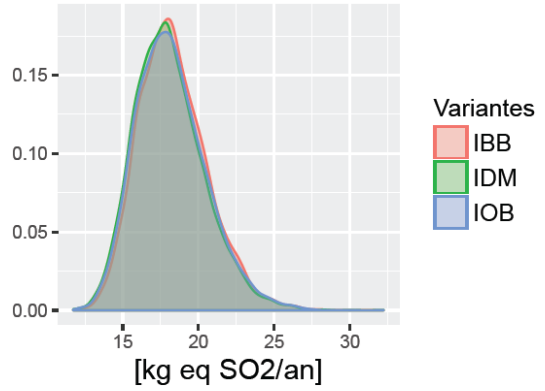
Toxicité humaine



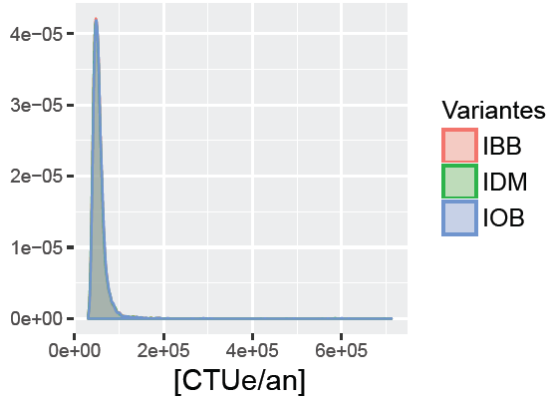
Eutrophisation



Acidification



Écotoxicité



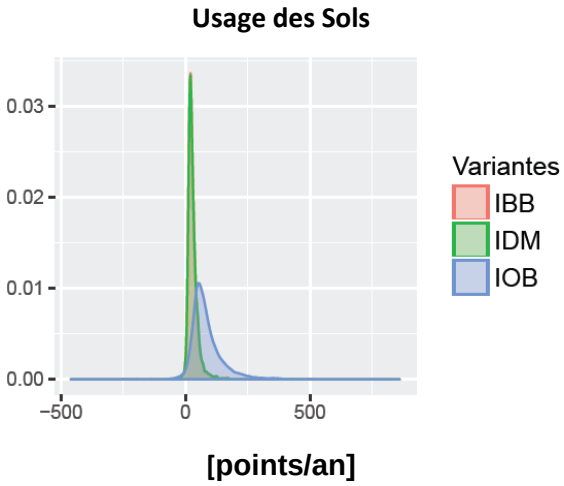
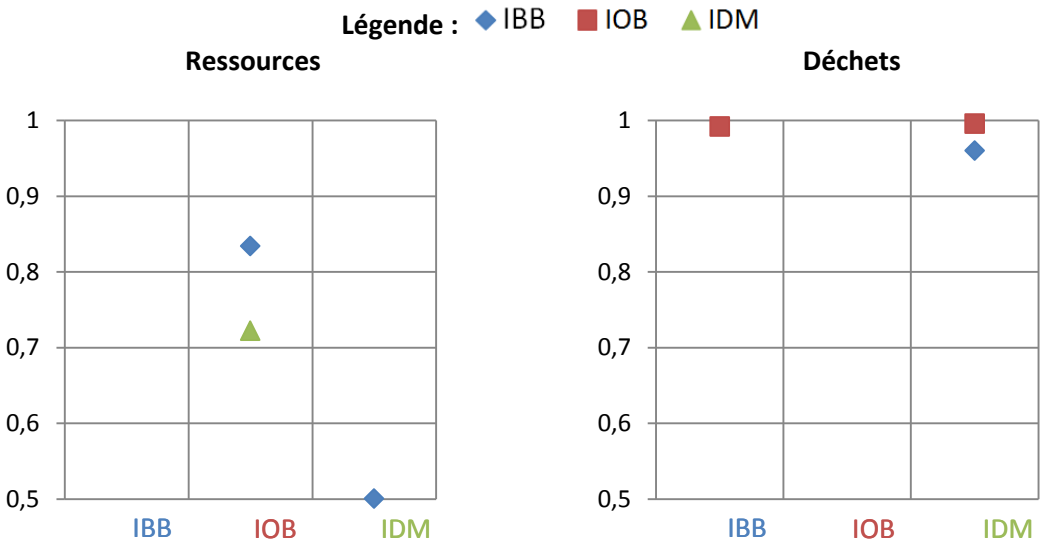
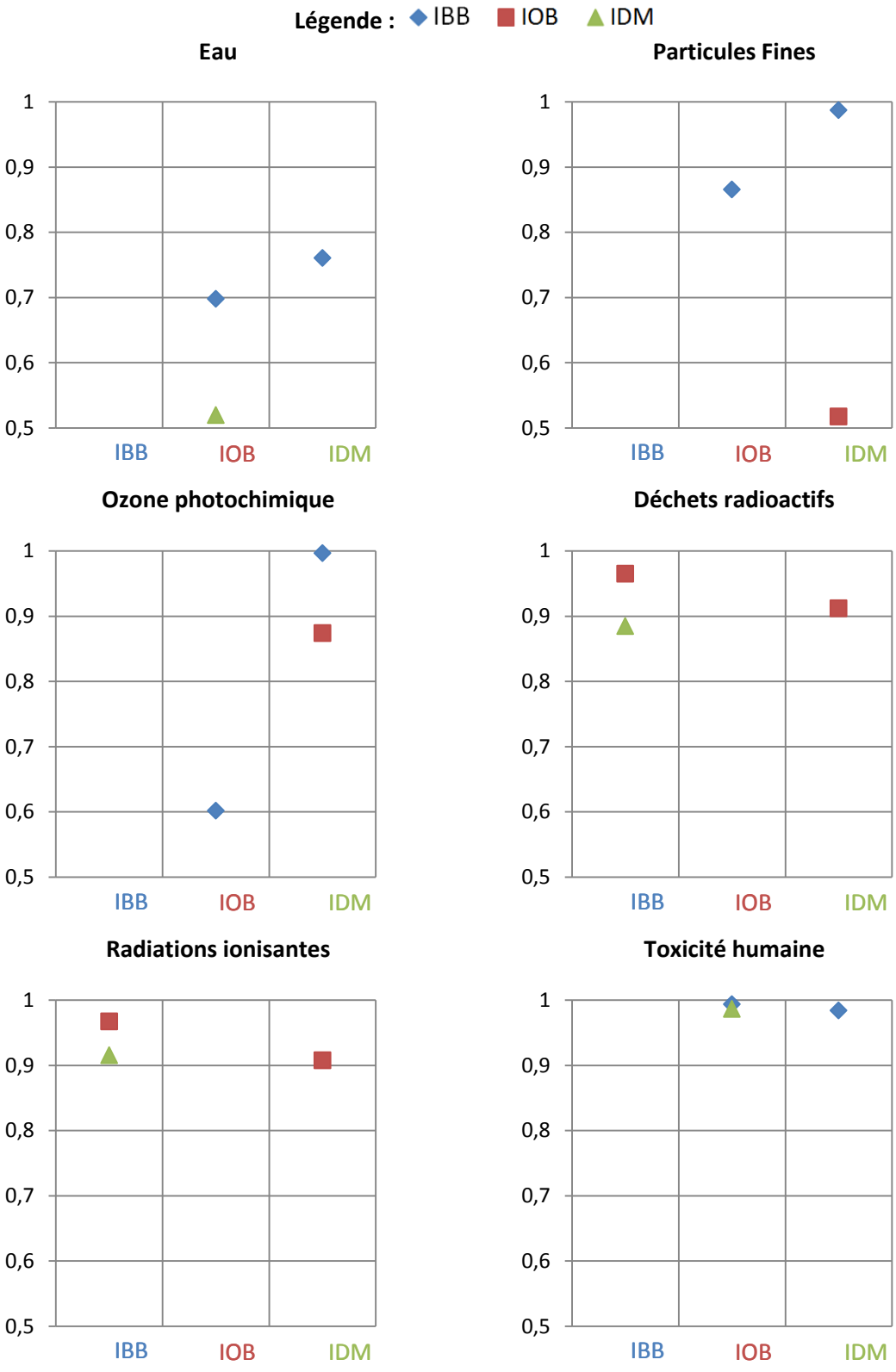


Figure N-73. Distributions de probabilité en sortie pour les variantes IBB et IOB pour tous les indicateurs

♦ Détermination d'une meilleure variante

La probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre est illustrée à la Figure N-74 pour chaque indicateur.




Légende : IBB IOB IDM
Eau
Particules Fines
Ozone photochimique
Déchets radioactifs
Radiations ionisantes
Toxicité humaine
1
0,9
0,8
0,7
0,6
0,5
IBB
IOB
IDM

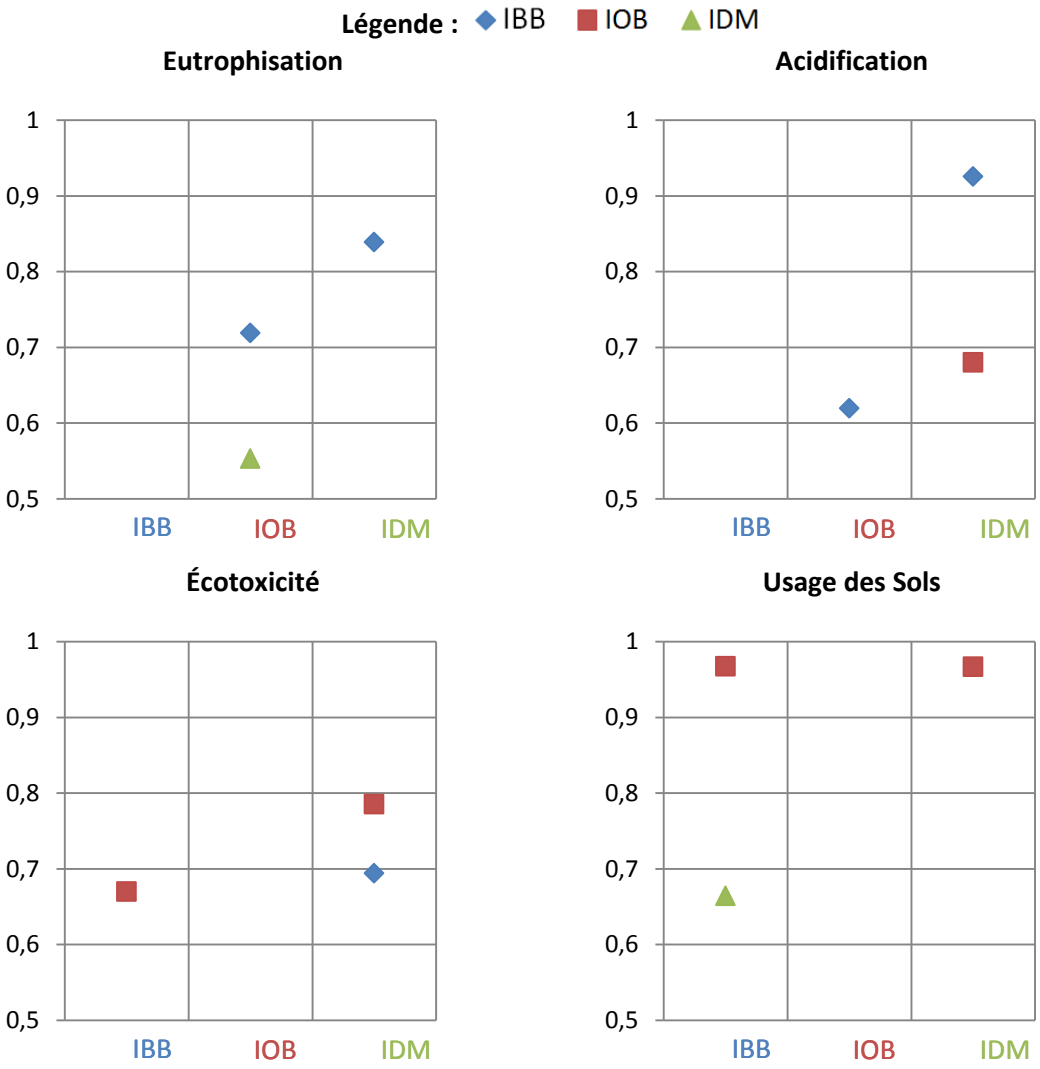


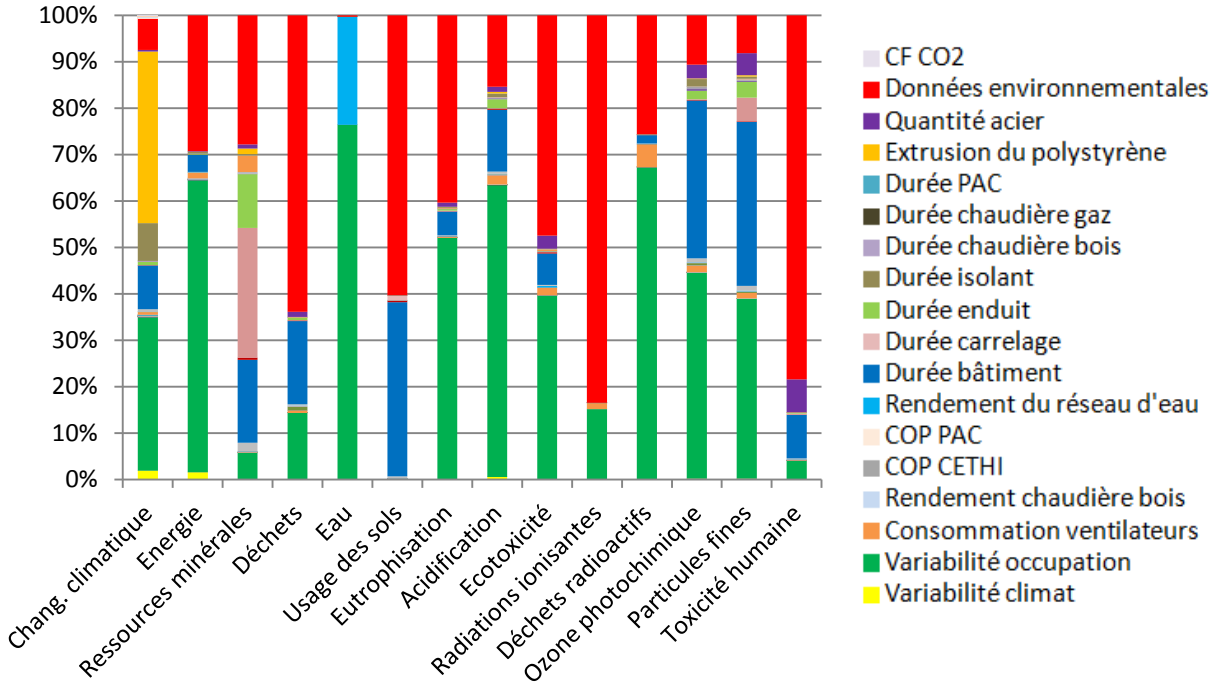
Figure N-74. Probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre en comparaison de trois variantes

N-3 - Comparaison de quatre variantes énergétiques

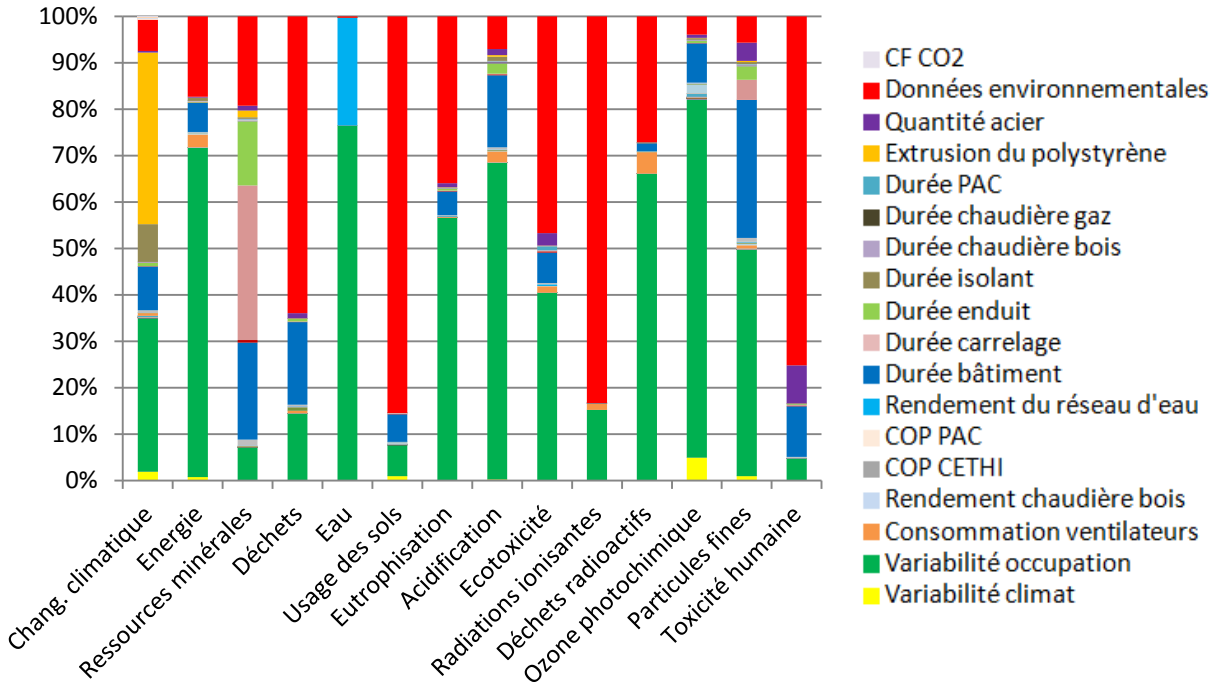
♦ Criblage de Morris

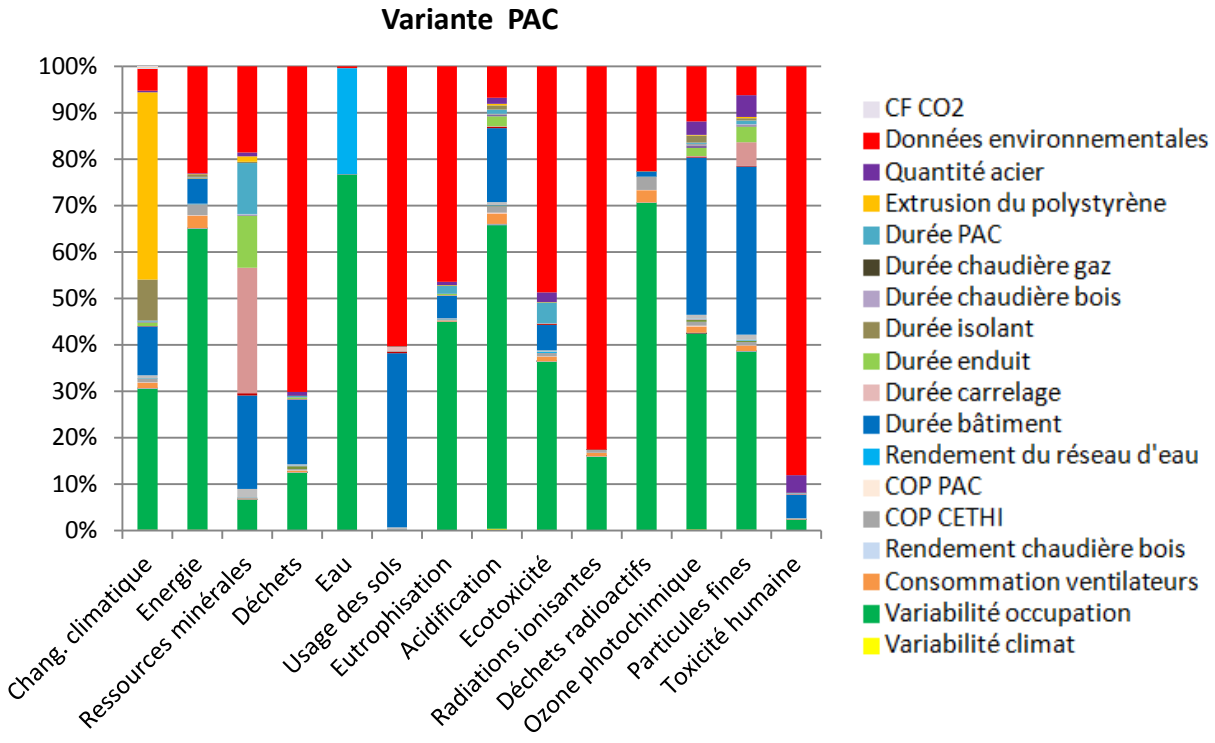
Les résultats du criblage de Morris pour les variantes Gaz, Bois, PAC et les comparaisons de variantes sont présentés dans la Figure N-75 et commentés dans le corps de texte. Les résultats de la variante IBB Électricité ayant déjà été présentés à la Figure N-66, ils sont ne pas reproduits ici. Pour ne pas alourdir ces graphiques, la légende ne contient que les facteurs les plus influents.

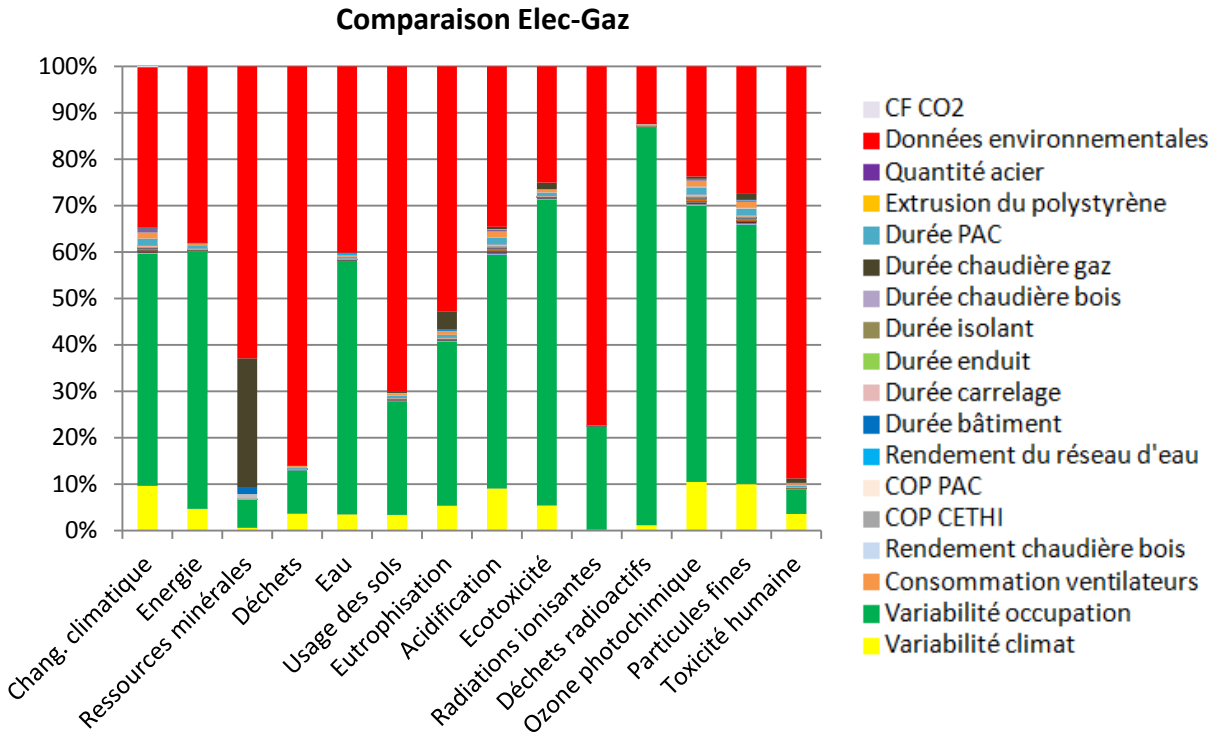
Variante gaz

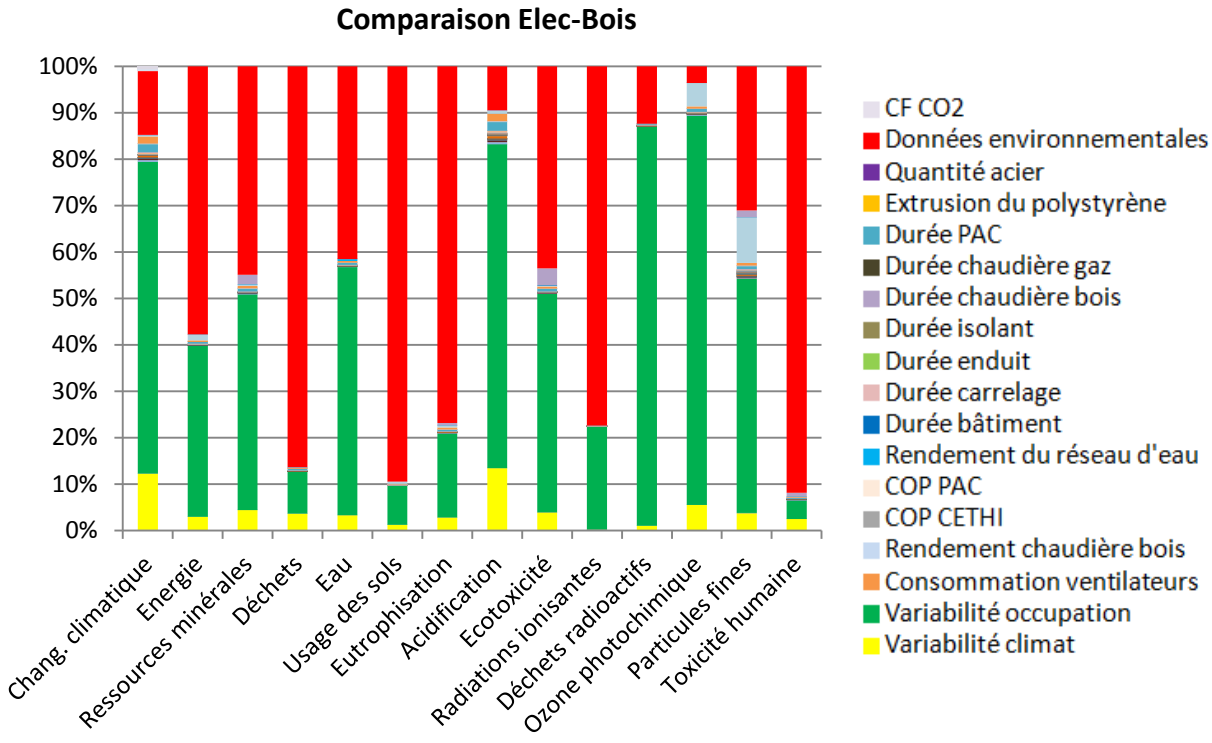


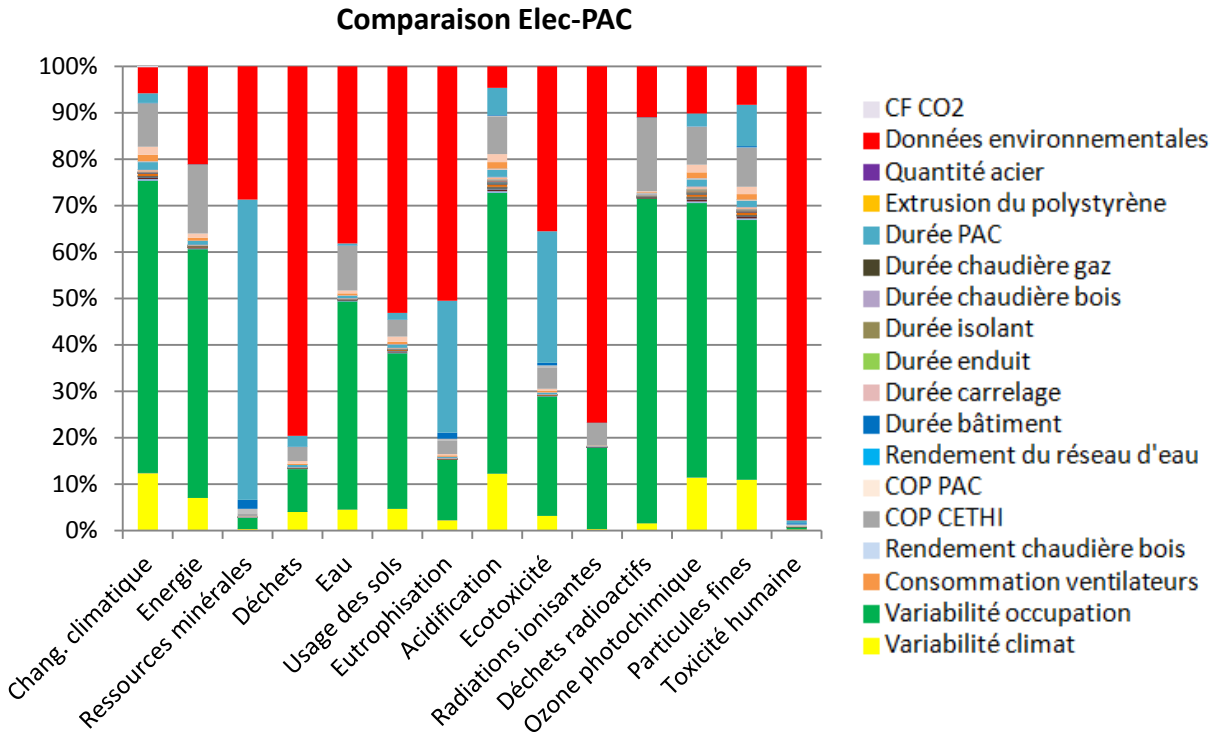
Variante bois

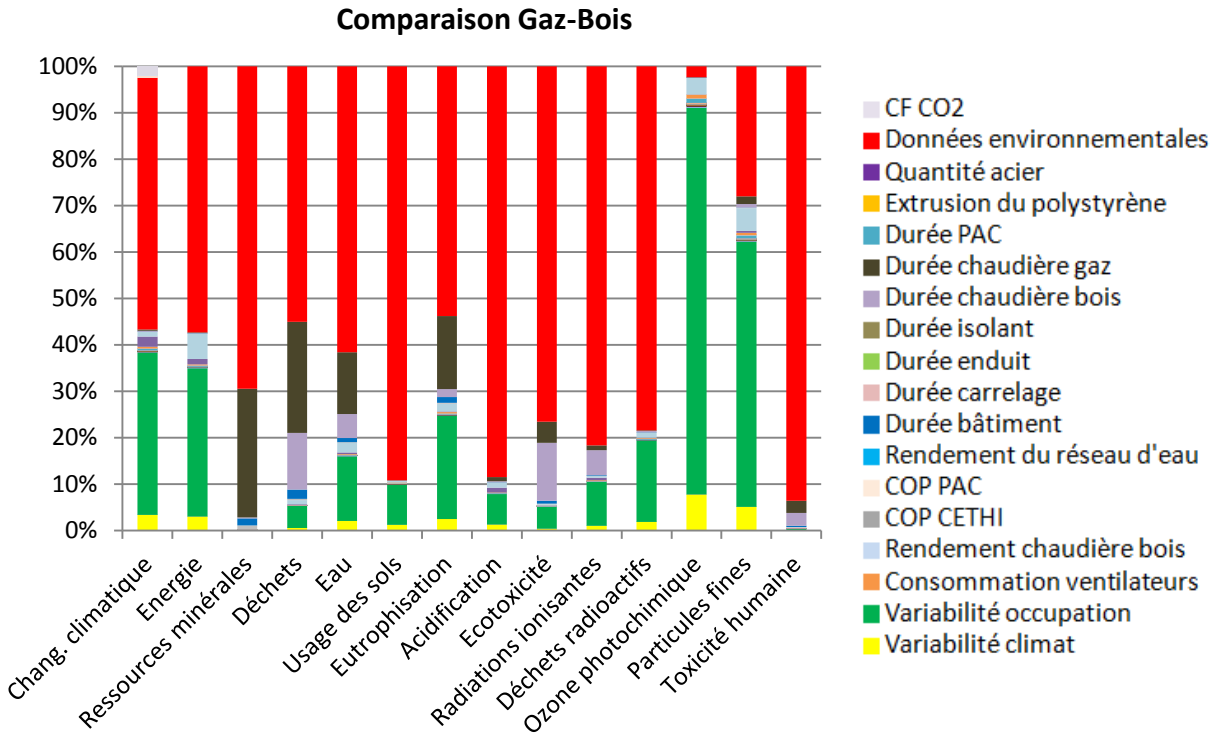


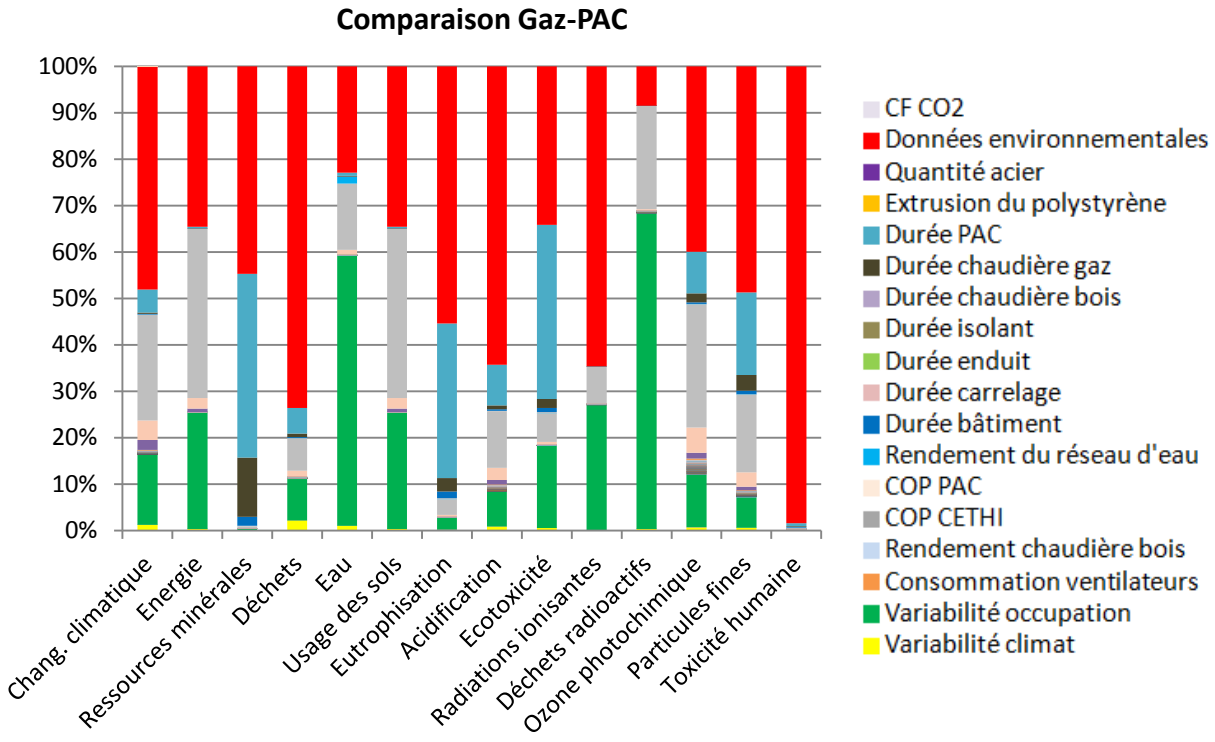

Variante PAC
100%
90%
80%
70%
60%
50%
40%
30%
20%
10%
0%
Chang. climatique
Energie
Ressources minérales
Déchets
Eau
Usage des sols
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Radiations ionisantes
Déchets radioactifs
Ozone photochimique
Particules fines
Toxicité humaine
CF CO2
Données environnementales
Quantité acier
Extrusion du polystyrène
Durée PAC
Durée chaudière gaz
Durée chaudière bois
Durée isolant
Durée enduit
Durée carrelage
Durée bâtiment
Rendement du réseau d'eau
COP PAC
COP CETHI
Rendement chaudière bois
Consommation ventilateurs
Variabilité occupation
Variabilité climat


Comparaison Elec-Gaz
100%
90%
80%
70%
60%
50%
40%
30%
20%
10%
0%
Chang. climatique
Energie
Ressources minérales
Déchets
Eau
Usage des sols
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Radiations ionisantes
Déchets radioactifs
Ozone photochimique
Particules fines
Toxicité humaine
CF CO2
Données environnementales
Quantité acier
Extrusion du polystyrène
Durée PAC
Durée chaudière gaz
Durée chaudière bois
Durée isolant
Durée enduit
Durée carrelage
Durée bâtiment
Rendement du réseau d'eau
COP PAC
COP CETHI
Rendement chaudière bois
Consommation ventilateurs
Variabilité occupation
Variabilité climat


Comparaison Elec-Bois
100%
90%
80%
70%
60%
50%
40%
30%
20%
10%
0%
Chang. climatique
Energie
Ressources minérales
Déchets
Eau
Usage des sols
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Radiations ionisantes
Déchets radioactifs
Ozone photochimique
Particules fines
Toxicité humaine
CF CO2
Données environnementales
Quantité acier
Extrusion du polystyrène
Durée PAC
Durée chaudière gaz
Durée chaudière bois
Durée isolant
Durée enduit
Durée carrelage
Durée bâtiment
Rendement du réseau d'eau
COP PAC
COP CETHI
Rendement chaudière bois
Consommation ventilateurs
Variabilité occupation
Variabilité climat


Comparaison Elec-PAC
100%
90%
80%
70%
60%
50%
40%
30%
20%
10%
0%
Chang. climatique
Energie
Ressources minérales
Déchets
Eau
Usage des sols
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Radiations ionisantes
Déchets radioactifs
Ozone photochimique
Particules fines
Toxicité humaine
CF CO2
Données environnementales
Quantité acier
Extrusion du polystyrène
Durée PAC
Durée chaudière gaz
Durée chaudière bois
Durée isolant
Durée enduit
Durée carrelage
Durée bâtiment
Rendement du réseau d'eau
COP PAC
COP CETHI
Rendement chaudière bois
Consommation ventilateurs
Variabilité occupation
Variabilité climat


Comparaison Gaz-Bois
100%
90%
80%
70%
60%
50%
40%
30%
20%
10%
0%
Chang. climatique
Energie
Ressources minérales
Déchets
Eau
Usage des sols
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Radiations ionisantes
Déchets radioactifs
Ozone photochimique
Particules fines
Toxicité humaine
CF CO2
Données environnementales
Quantité acier
Extrusion du polystyrène
Durée PAC
Durée chaudière gaz
Durée chaudière bois
Durée isolant
Durée enduit
Durée carrelage
Durée bâtiment
Rendement du réseau d'eau
COP PAC
COP CETHI
Rendement chaudière bois
Consommation ventilateurs
Variabilité occupation
Variabilité climat


Comparaison Gaz-PAC
100%
90%
80%
70%
60%
50%
40%
30%
20%
10%
0%
Chang. climatique
Energie
Ressources minérales
Déchets
Eau
Usage des sols
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Radiations ionisantes
Déchets radioactifs
Ozone photochimique
Particules fines
Toxicité humaine
CF CO2
Données environnementales
Quantité acier
Extrusion du polystyrène
Durée PAC
Durée chaudière gaz
Durée chaudière bois
Durée isolant
Durée enduit
Durée carrelage
Durée bâtiment
Rendement du réseau d'eau
COP PAC
COP CETHI
Rendement chaudière bois
Consommation ventilateurs
Variabilité occupation
Variabilité climat

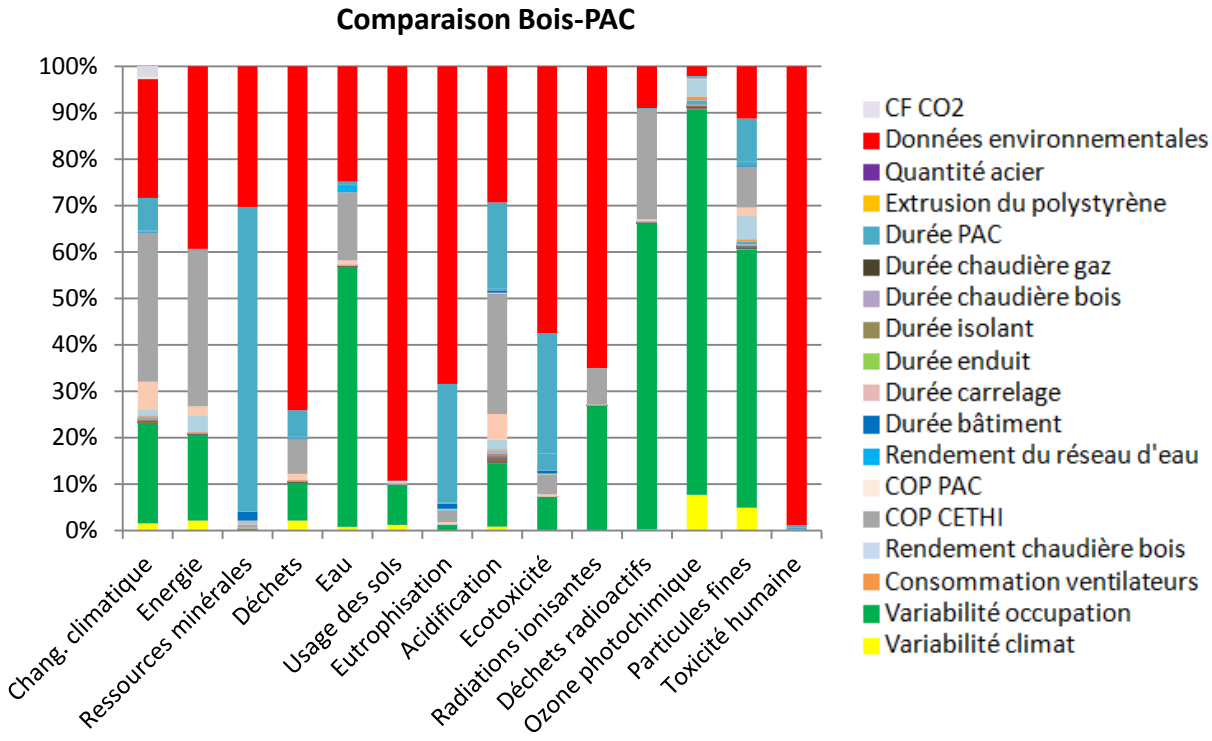
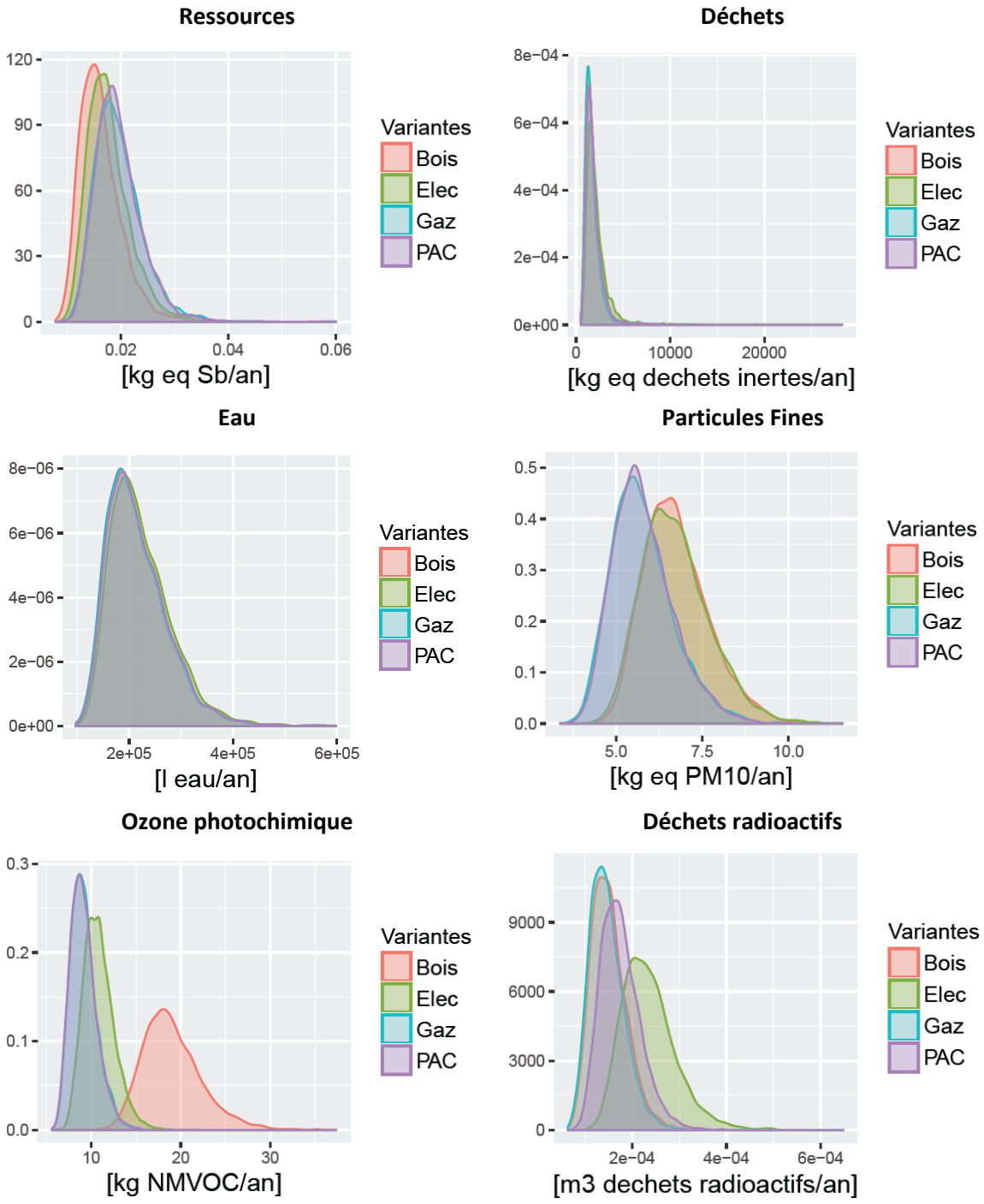


Figure N-75. Comparaison de l'influence relative des facteurs incertains pour les comparaisons de quatre variantes énergétiques

♦ Analyse d'incertitude

Les résultats des propagations d'incertitude pour les quatre variantes énergétiques utilisant les distributions définies de manière plus précise et un même plan d'expérience sont présentés à la Figure N-76 sous la forme de distribution de probabilité. Les distributions en sorties sont données pour tous les indicateurs (à l'exception du changement climatique et de l'énergie dont les résultats sont présentés dans le corps de texte). Les résultats des simulations énergétiques dynamiques étant strictement identiques entre les quatre variantes, les distributions sur les besoins de chauffage ne sont pas présentées ici.


Ressources
120
90
60
30
0
0.02
0.04
0.06
[kg eq Sb/an]
Variantes
Bois
Elec
Gaz
PAC
Déchets
8e−04
6e−04
4e−04
2e−04
0e+00
0
10000
20000
[kg eq dechets inertes/an]
Variantes
Bois
Elec
Gaz
PAC
Eau
8e−06
6e−06
4e−06
2e−06
0e+00
2e+05
4e+05
6e+05
[l eau/an]
Variantes
Bois
Elec
Gaz
PAC
Particules Fines
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
0.0
5.0
7.5
10.0
[kg eq PM10/an]
Variantes
Bois
Elec
Gaz
PAC
Ozone photochimique
0.3
0.2
0.1
0.0
10
20
30
[kg NMVOC/an]
Variantes
Bois
Elec
Gaz
PAC
Déchets radioactifs
9000
6000
3000
0
2e−04
4e−04
6e−04
[m3 dechets radioactifs/an]
Variantes
Bois
Elec
Gaz
PAC

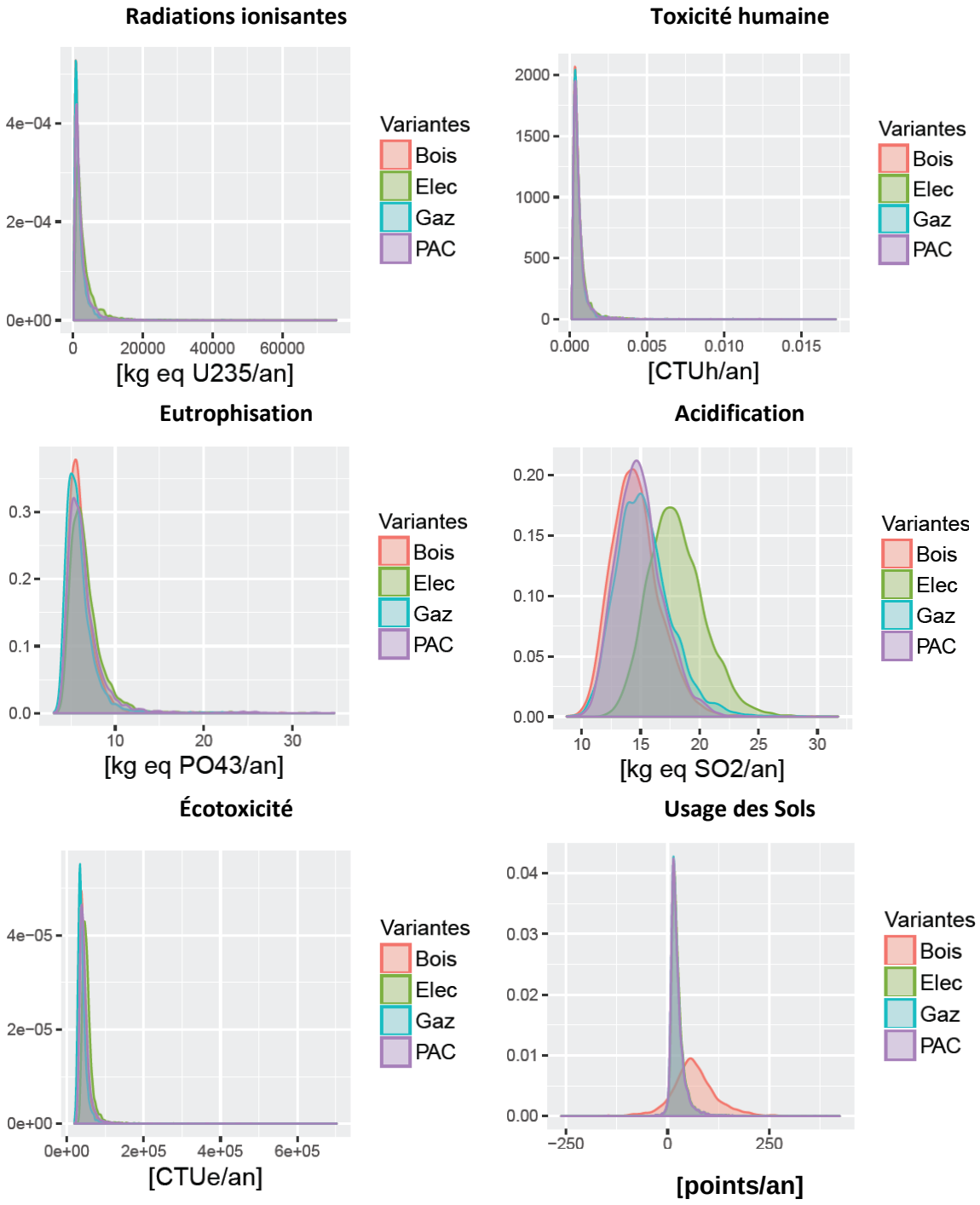


Figure N-76. Distributions de probabilité en sortie pour les variantes IBB et IOB pour tous les indicateurs

♦ Détermination d'une meilleure variante

Pour chaque paire de variantes, la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre est illustrée à la Figure N-77.

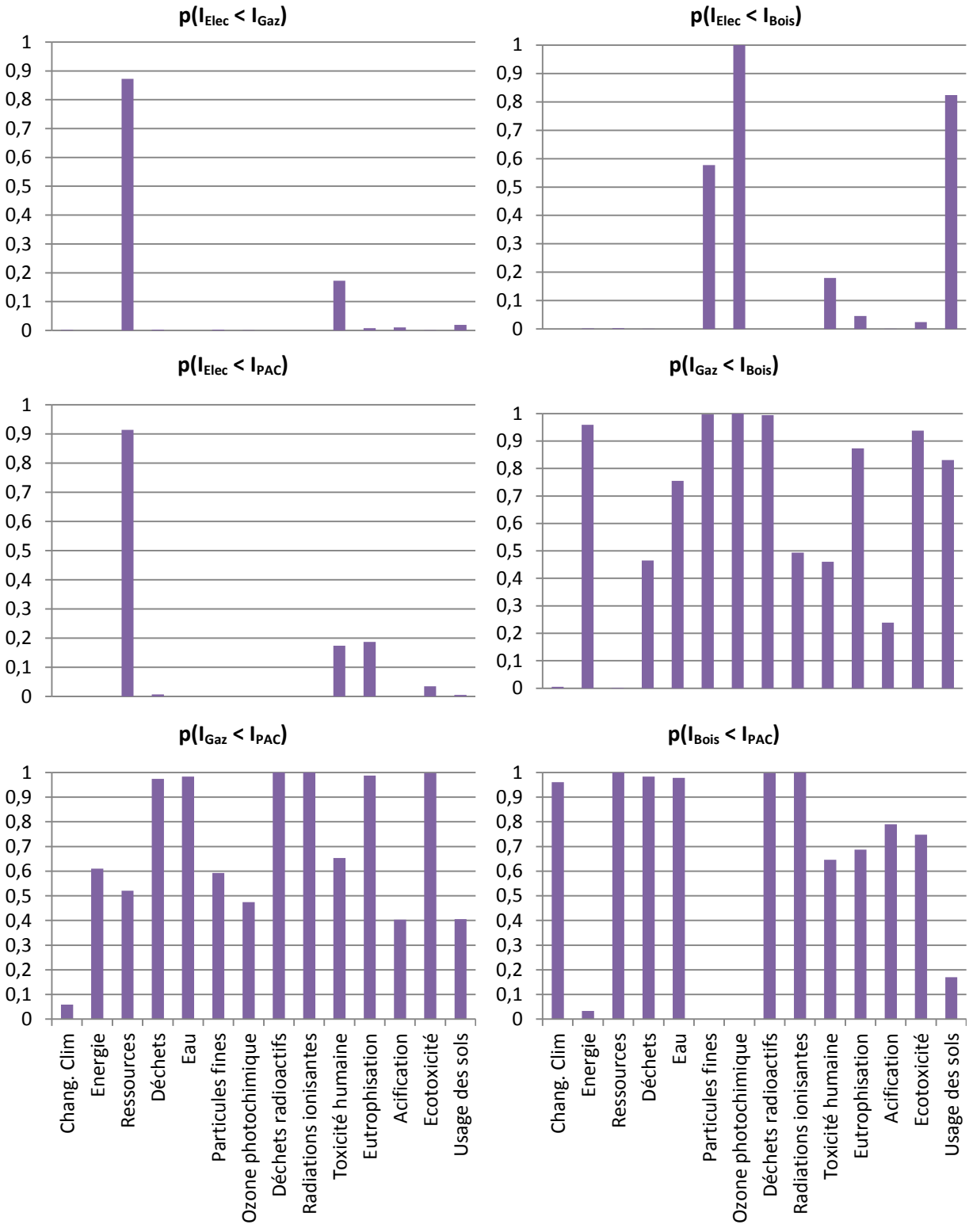
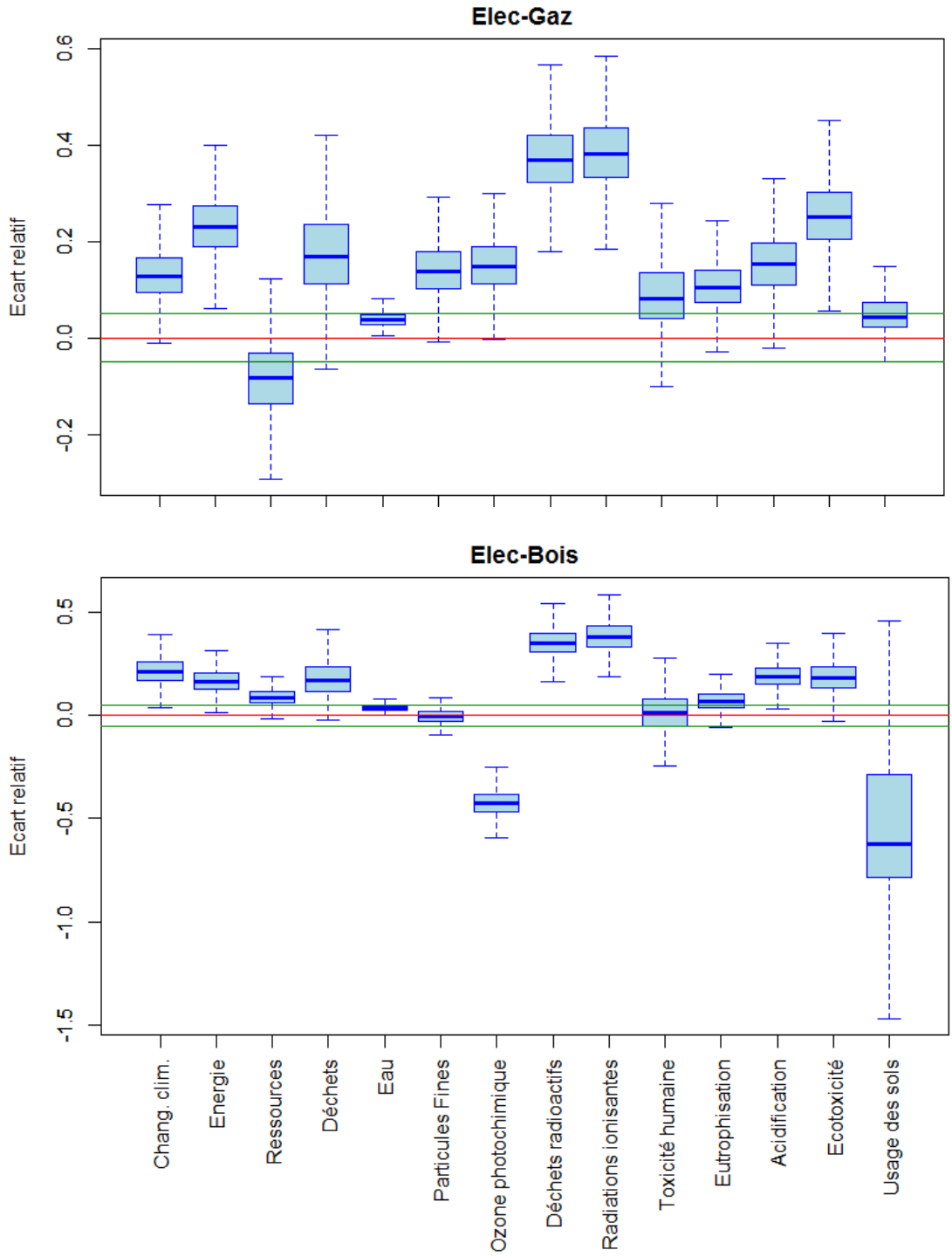
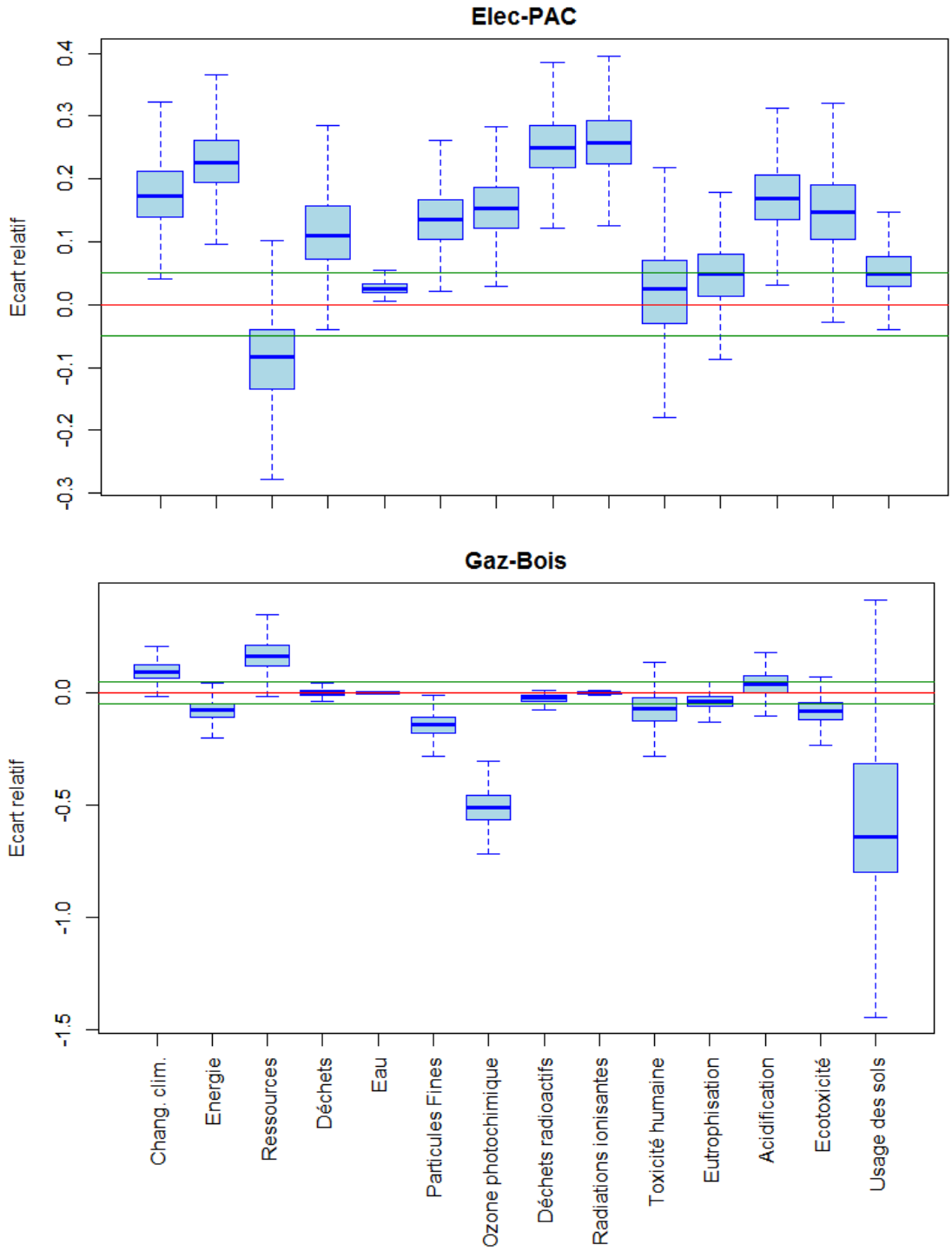


Figure N-77. Probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre en comparaison de variantes énergétiques

Les écarts relatifs entre chaque paire de variante sont présentés à la Figure N-78.


Elec-Gaz
Ecart relatif
0.6
0.4
0.2
0.0
-0.2
Elec-Bois
Ecart relatif
0.5
0.0
-0.5
-1.0
-1.5
Chang. clim.
Energie
Ressources
Déchets
Eau
Particules Fines
Ozone photochimique
Déchets radioactifs
Radiations ionisantes
Toxicité humaine
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Usage des sols


Elec-PAC
Ecart relatif
0.4
0.3
0.2
0.1
0.0
-0.1
-0.2
-0.3
Gaz-Bois
Ecart relatif
0.0
-0.5
-1.0
-1.5
Chang. clim.
Energie
Ressources
Déchets
Eau
Particules Fines
Ozone photochimique
Déchets radioactifs
Radiations ionisantes
Toxicité humaine
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Usage des sols

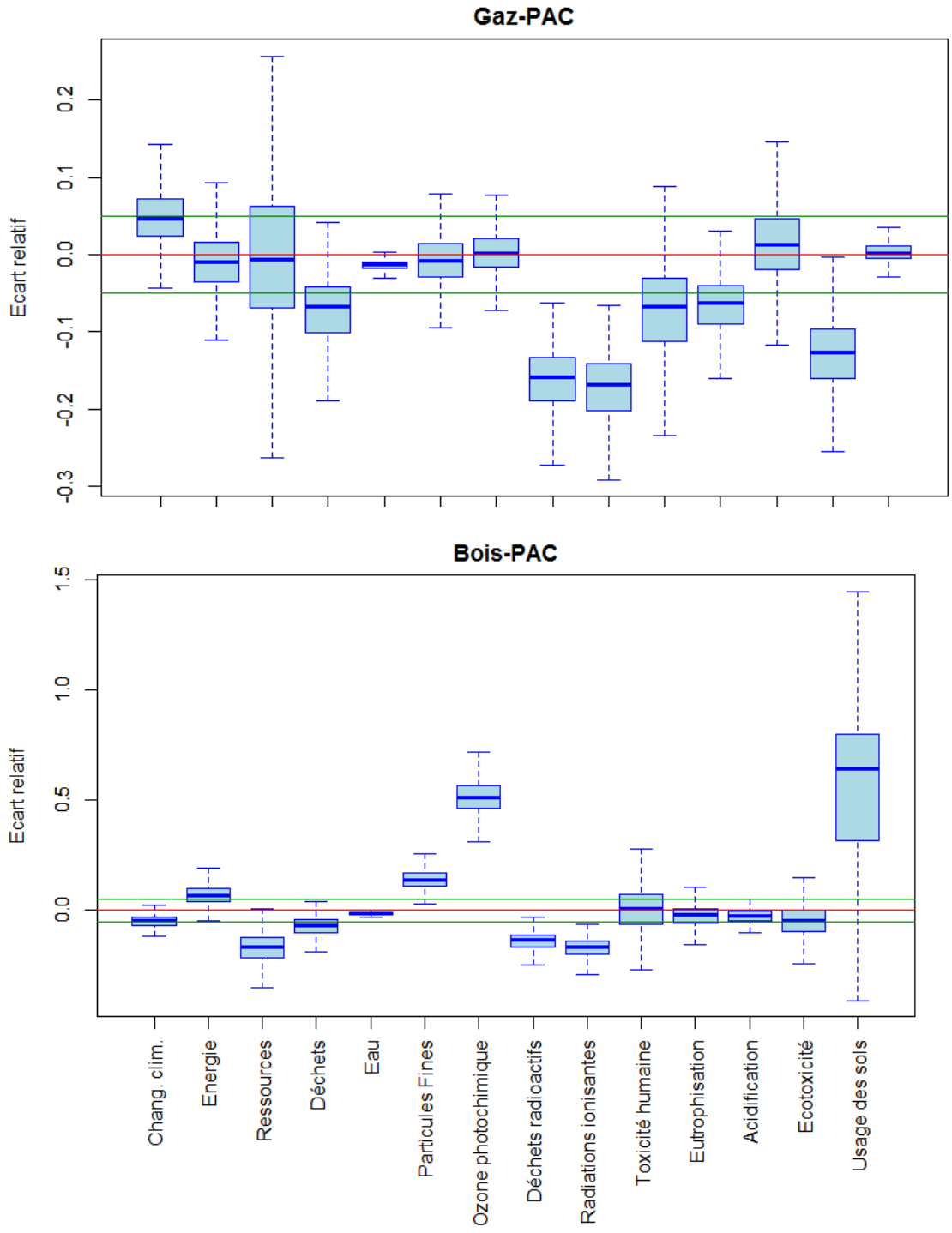
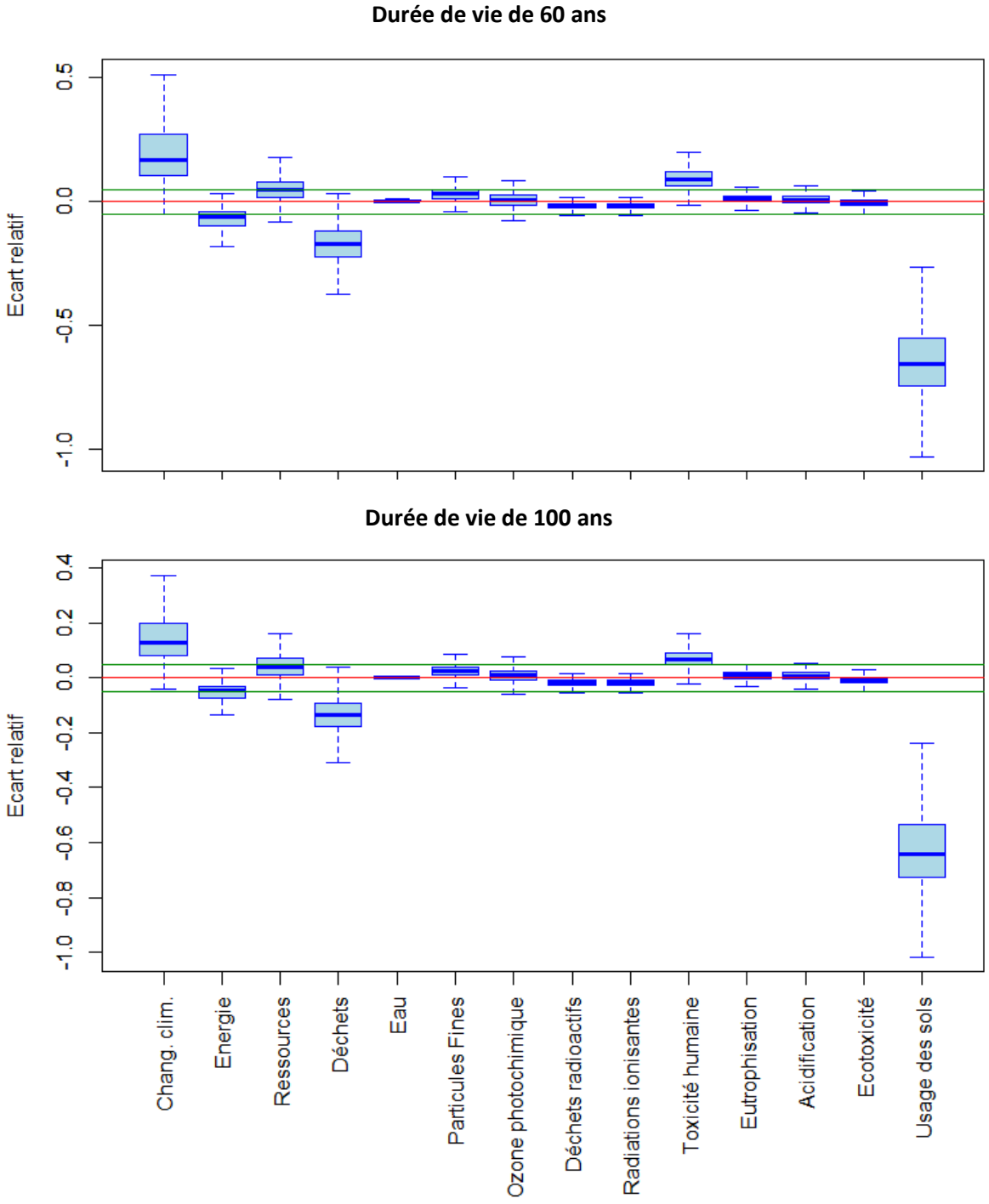


Figure N-78. Écart relatif entre les valeurs d'impact pour toutes les paires de variantes énergétiques

N-4 - Méta-incertitude

♦ Comparaison de l'effet de la durée de vie du bâtiment

L'effet de la caractérisation de l'incertitude sur la durée de vie du bâtiment est présentée à la Figure N-79 sous la forme d'écarts relatif entre les variantes IBB et IOB.



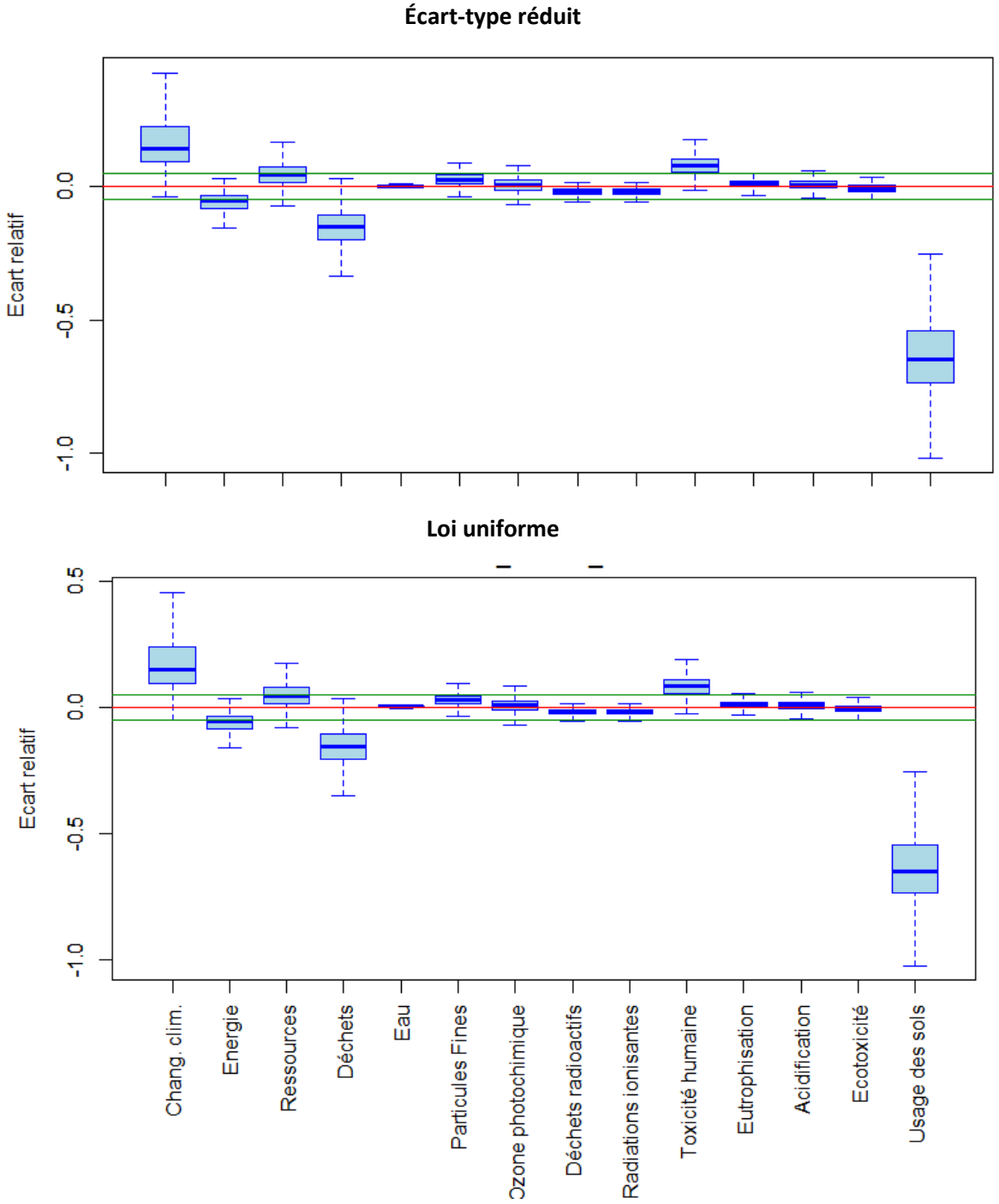


Figure N-79. Écart relatif entre les valeurs d'impact pour les variantes constructives en fonction de la caractérisation de l'incertitude sur la durée de vie du bâtiment

♦ Comparaison de l'effet de l'occupation sur les variantes énergétiques

Pour chaque paire de variantes, la probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre est illustrée à la Figure N-80.

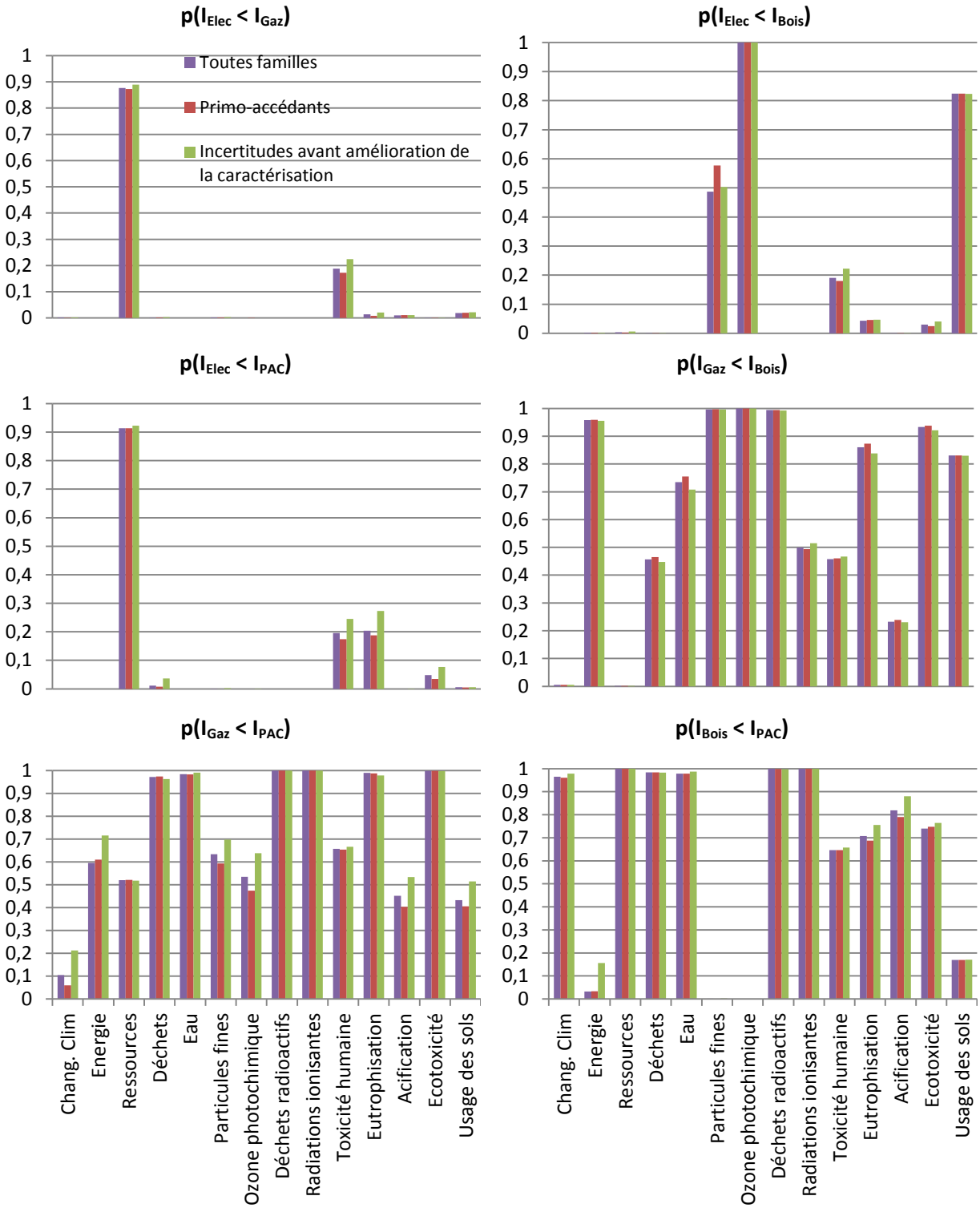
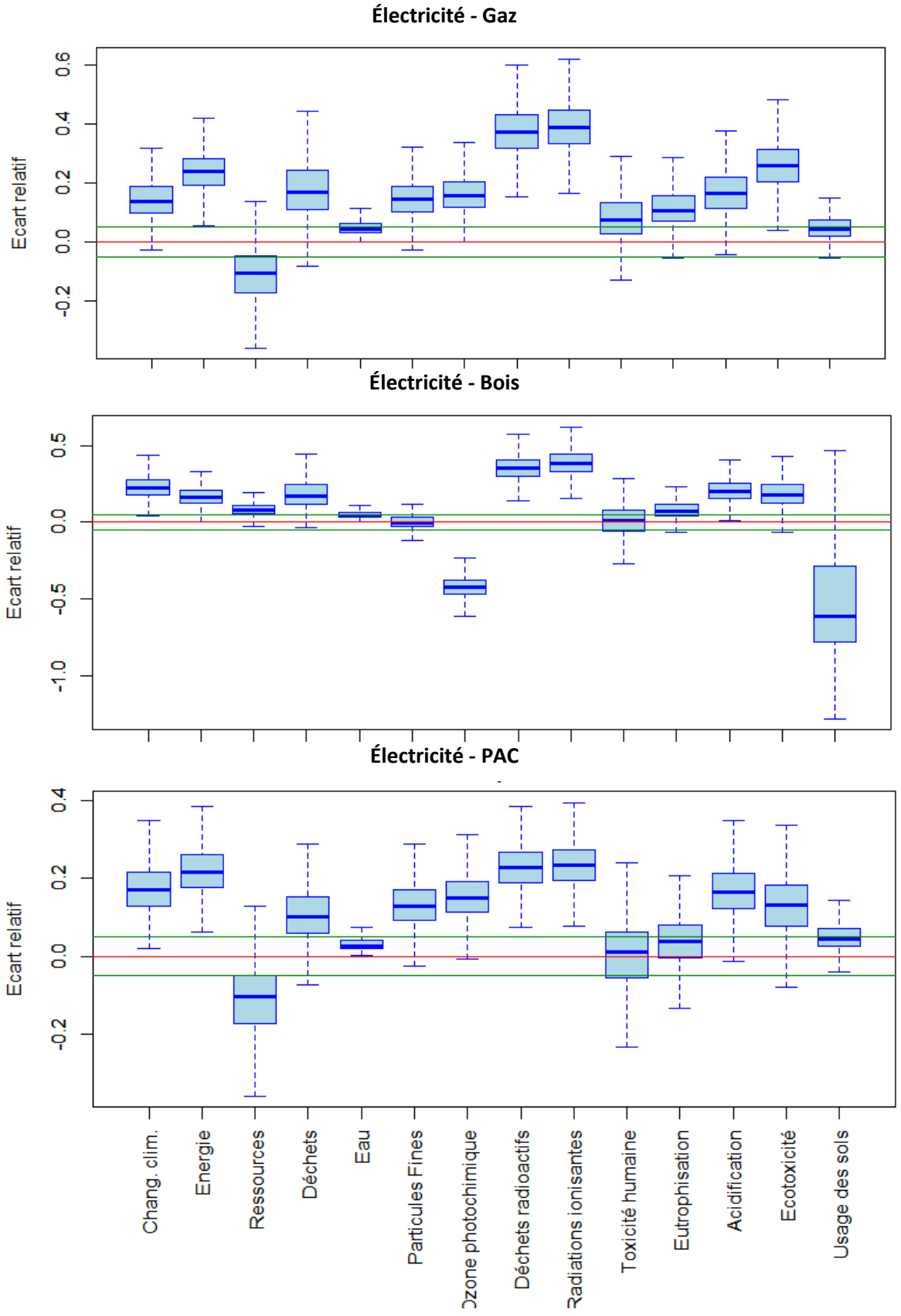


Figure N-80. Probabilité qu'une variante soit meilleure qu'une autre en comparaison de quatre variantes énergétiques, en fonction des distributions choisies pour les facteurs

Les écarts relatifs entre chaque paire de variantes sont présentés à la Figure N-81 avant mise à jour des distributions.


Électricité - Gaz
Ecart relatif
-0.2
0.0
0.2
0.4
0.6
Électricité - Bois
Ecart relatif
-1.0
-0.5
0.0
0.5
Électricité - PAC
Ecart relatif
-0.2
0.0
0.2
0.4
Chang. clim.
Energie
Ressources
Déchets
Eau
Particules Fines
Ozone photochimique
Déchets radioactifs
Radiations ionisantes
Toxicité humaine
Eutrophisation
Acidification
Ecotoxicité
Usage des sols

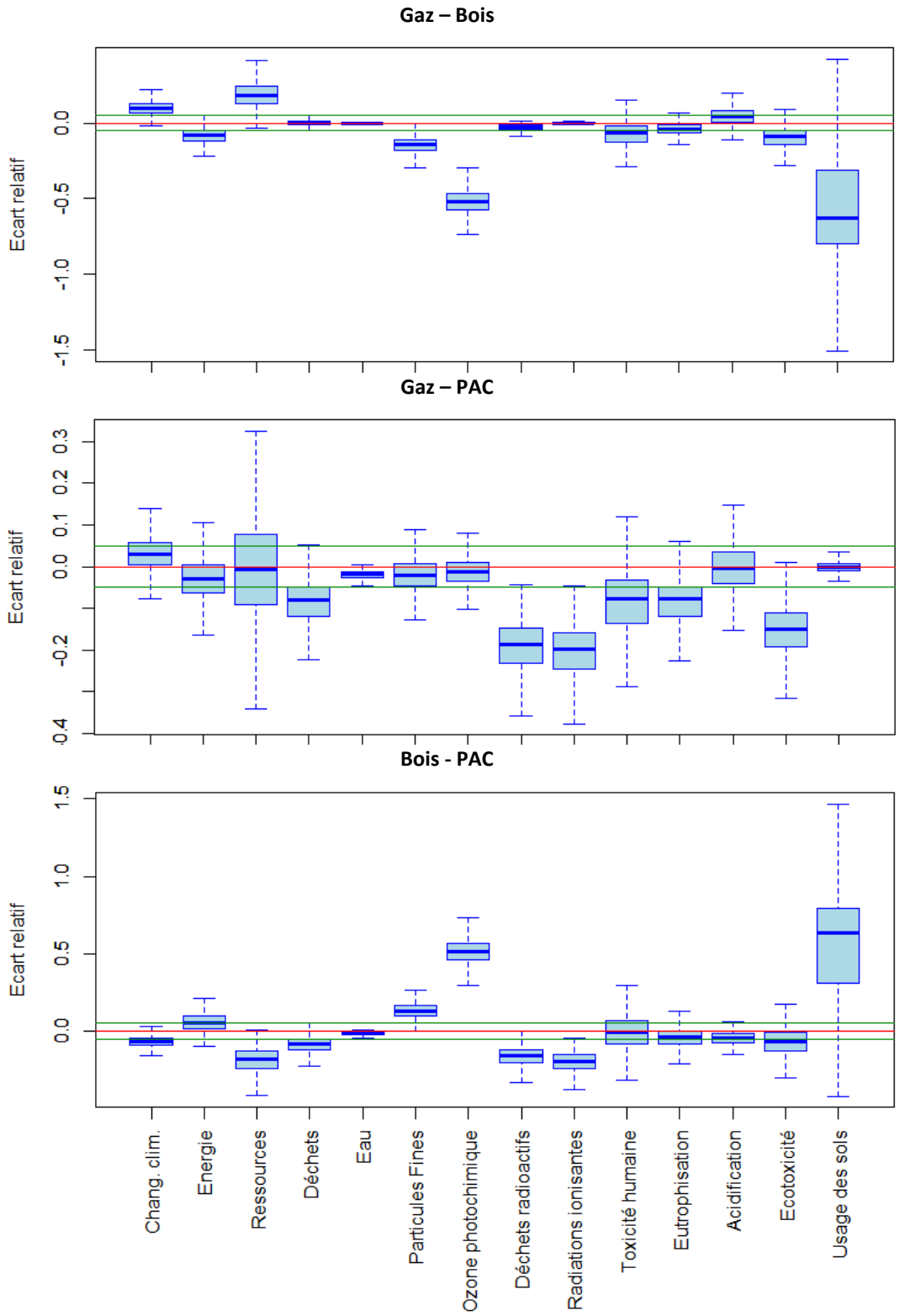


Figure N-81. Écart relatif entre les valeurs d'impact pour toutes les paires de variantes énergétiques avant amélioration de la caractérisation des incertitudes sur les facteurs

Résumé

L'analyse de cycle de vie des bâtiments (ACV) permet d'évaluer les impacts environnementaux associés à une construction sur l'ensemble de son cycle de vie mais aussi d'aider à choisir les variantes les plus durables dans une démarche d'écoconception. De nombreuses sources d'incertitudes pèsent sur la modélisation environnementale des bâtiments. L'objectif de cette thèse est de proposer une méthodologie pour les prendre en compte et ainsi progresser vers une fiabilisation de l'ACV des bâtiments.

Les éléments du modèle qui ont le plus d'influence sur les résultats, et qu'il serait utile de connaître de manière plus précise sont identifiés à l'aide de méthodes d'analyse de sensibilité (AS). Les temps de calcul peuvent être longs pour ces méthodes alors qu'en conception, un temps limité est généralement consacré aux études d'ACV des bâtiments. Plusieurs AS sont comparées en termes de compromis temps de calcul / précision.

L'effet des incertitudes sur le choix d'une variante bâtie est étudié en appliquant une méthodologie intégrant des AS et des analyses d'incertitude (AI) adaptées au contexte de comparaison de variantes. Cela permet de rechercher des améliorations d'un projet à un niveau de confiance donné en se concentrant sur les indicateurs environnementaux pour lesquels le choix d'une variante affecte significativement les résultats.

La démarche de quantification des incertitudes proposée peut être appliquée au cycle de vie complet de bâtiment et prendre en compte des sources d'incertitudes variées rencontrées en ACV des bâtiments. Les méthodes employées ont été intégrées à une plateforme d'écoconception intégrant des outils de simulation énergétique dynamique (SED) et d'ACV.

Mots-Clés

Analyse de cycle de vie, Bâtiment, Incertitudes, Analyse de sensibilité, Analyse d'incertitudes

Abstract

Building life cycle assessment (LCA) is a tool used to assess the environmental impact of a construction over its entire life cycle, and to help choosing the most sustainable building alternative in an ecodesign context. Many uncertainty sources arise in the environmental modelling of buildings. The aim of this thesis is to propose a methodology to take them into account and to progress towards more reliable building LCA tools.

Model inputs and parameters having the most influence on the results and that should be more precisely known were identified using sensitivity analysis (SA) methods. The calculation time required for the application of these methods may be long, whereas a limited time is generally available to conduct a building LCA study. Several SA methods were therefore compared in terms of a calculation time / precision compromise.

The effect of uncertainties on the choice of a built alternative was studied using SA and uncertainty analysis (UA) that are suitable in the context of variants comparison. In that way, the environmental improvements of a project are chosen at a given level of confidence and focusing on the environmental indicators for which the choice of an alternative affects the results significantly.

The proposed uncertainty quantification process is applicable to the whole building life cycle and makes it possible to take into account various uncertainty sources arising in building LCA. The used methods were integrated into an ecodesign platform consisting in a dynamic building energy simulation (DBES) and an LCA tool.

Keywords

Life cycle assessment, Building, Uncertainty, Sensitivity analysis, Uncertainty analysis