



**École doctorale 251 - Sciences de l'environnement - Génie des procédés**

Thèse

Présentée pour obtenir le grade universitaire de docteur

Spécialité : Génie des procédés

par

**Avent GRANGE**

Thèse préparée au sein du **Laboratoire d'Etudes et de Modélisations des Systèmes  
(CEA/DEN/CAD/DER/SESI/LEMS)**

et du laboratoire de **Modélisation, Mécanique et Procédés Propres (M2P2)**

**Méthode d'optimisation multiobjectif de la conduite d'un réacteur nucléaire ;  
application à un RNR-Na fonctionnant avec un cycle de Brayton**

Soutenue publiquement le 11/12/2019 devant le jury composé de :

Mme Elsa Merle	Professeure, Institut National Polytechnique de Grenoble	Rapporteure
M. Jean Baccou	Ingénieur-chercheur, Institut de Radioprotection et de Sécurité Nucléaire	Rapporteur
M. Abderrazak Latifi	Professeur des universités, Université de Lorraine	Examineur
Mme Amandine Marrel	Ingénieure-chercheure, Commissariat à l'Energie Atomique et aux Energies Alternatives	Examinatrice
M. Olivier Boutin	Professeur des universités, Aix Marseille Université	Co-directeur
M. Jean-Henry Ferrasse	Maître de conférences, Aix Marseille Université	Directeur
M. Jean-Baptiste Droin	Ingénieur-chercheur, Commissariat à l'Energie Atomique et aux Energies Alternatives	Invité
M. Frédéric Bertrand	Expert sénior, Commissariat à l'Energie Atomique et aux Energies Alternatives	Invité

# Table des matières

<b>Bilan personnel et remerciements .....</b>	<b>3</b>
<b>Liste des symboles .....</b>	<b>5</b>
<b>Liste des abréviations.....</b>	<b>11</b>
<b>Liste des figures.....</b>	<b>13</b>
<b>Liste des tableaux .....</b>	<b>16</b>
<b>Résumé.....</b>	<b>17</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>18</b>
<b>Chapitre I Contexte et objectifs.....</b>	<b>19</b>
I.1 Le projet ASTRID .....	19
I.1.1 La filière des réacteurs à neutrons rapides et caloporteur sodium.....	19
I.1.2 Le réacteur ASTRID avec système de conversion d'énergie au gaz .....	23
I.2 La conduite d'un réacteur nucléaire.....	27
I.2.1 Les actions constitutives de la conduite .....	27
I.2.2 Conduite et sûreté d'un réacteur .....	28
I.2.3 Conduite et performances thermodynamiques du réacteur .....	30
I.2.4 Conduite et commande des procédés .....	31
I.3 Objectifs de la méthode .....	32
I.3.1 Le besoin .....	32
I.3.2 Le diagramme d'environnement .....	33
I.4 Organisation du manuscrit .....	36
I.5 A retenir du chapitre I.....	37
<b>Chapitre II Outils mathématiques associés à la méthode développée .....</b>	<b>38</b>
II.1 Notions et méthodes d'optimisation multiobjectif.....	38
II.1.1 Notions associées à un problème d'optimisation multiobjectif et contraint .....	38
II.1.2 Les méthodes d'optimisation <i>a priori</i> et progressive .....	41
II.1.3 Les méthodes d'optimisation <i>a posteriori</i> .....	43
II.2 Approximation par métamodèle d'outils de calculs scientifiques complexes .....	46
II.2.1 Métamodèles pour variables de sortie scalaires .....	47
II.2.2 Métamodèles pour variable de sortie fonctionnelle .....	51
II.2.3 Les outils de validation des modèles de substitution .....	52
II.3 Revue des méthodes de construction de plans d'expériences de type space filling.....	55
II.4 Les régulations appliquées aux réacteurs nucléaires.....	57
II.4.1 Éléments de commande des procédés .....	57
II.4.2 Régulateur Proportionnel-Intégral-Dérivée (PID) .....	59
II.4.3 Le paramétrage d'un correcteur PID .....	61
II.4.4 Les critères de qualité de suivi de consigne.....	64
II.4.5 Méthode de résolution d'un problème d'optimisation à un objectif.....	65
II.5 Outils de sélection des variables de décision .....	67
II.5.1 Analyse de sensibilité qualitative et quantitative .....	67
II.5.2 Analyse quantitative : les indices de Sobol .....	68
II.6 Le langage interprété R .....	69
II.7 A retenir du chapitre II.....	70
<b>Chapitre III Présentation de la méthode développée .....</b>	<b>72</b>
III.1 Etape N°1 : Sensibilité des grandeurs à réguler à l'utilisation d'actionneurs des grandeurs à réguler .....	73
III.2 Etape N°2 : Définition du problème d'optimisation multiobjectif contraint .....	75
III.3 Etape N°3 : Optimisation des performances des régulations .....	76
III.4 Etape N°4 : Résolution des problèmes d'optimisation multiobjectifs.....	84
III.5 A retenir du chapitre III.....	85
<b>Chapitre IV Caractérisation d'un réacteur à neutrons rapides à caloporteur sodium et équipé d'un système de conversion d'énergie au gaz.....</b>	<b>88</b>
IV.1 Présentation de l'objet d'étude.....	88
IV.1.1 Le réacteur ASTRID et le système de conversion d'énergie au gaz .....	89

IV.1.2	La modélisation du réacteur ASTRID avec l'outil de calcul scientifique CATHARE2 .....	98
IV.1.3	Les grandeurs à réguler.....	104
IV.2	Application de l'étape N°1 de la méthode au réacteur ASTRID avec un SCE-gaz .....	105
IV.2.1	Le plan d'expériences PE1 : la base d'apprentissage.....	105
IV.2.2	Performances des modèles de substitution.....	109
IV.3	Résultat de l'analyse de sensibilité .....	109
IV.4	A retenir du chapitre IV .....	111
<b>Chapitre V</b>	<b>Applications de la méthode .....</b>	<b>114</b>
V.1	Optimisation multiobjectif d'une séquence de manque de tension externe.....	114
V.1.1	L'incident de manque de tension externe .....	114
V.1.2	Résultats de l'optimisation multiobjectif.....	118
V.2	Optimisation multiobjectif d'une séquence de réglage de fréquence .....	129
V.2.1	Présentation de la séquence et définition du problème d'optimisation : étape N°2 de la méthode	129
V.2.2	Paramétrage des correcteurs PID : étape N°3 .....	131
V.2.3	Résolution du problème d'optimisation : étape N°4 .....	134
V.3	A retenir du chapitre V .....	163
	<b>Conclusion générale .....</b>	<b>164</b>
	<b>Bibliographie .....</b>	<b>167</b>
	<b>Annexe A : Processus gaussien.....</b>	<b>172</b>
	<b>Annexe B : Implémentation d'une régulation utilisant un correcteur PID .....</b>	<b>177</b>
	<b>Annexe C : Représentation CATHARE2 des circuits du réacteur ASTRID .....</b>	<b>179</b>
	<b>Annexe D : Performances des métamodèles supports des analyses de sensibilité présentées dans la partie IV.2.....</b>	<b>182</b>
	<b>Annexe E : <i>Non dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA)</i>.....</b>	<b>185</b>
	<b>Annexe F : Application de l'étape N°3 au transitoire de réglage de fréquence étudié dans la partie V.2 .....</b>	<b>186</b>
	<b>Annexe G : Processus gaussiens associés à l'optimisation de la séquence alternative au MdTE .....</b>	<b>188</b>
	<b>Annexe H : Métamodèles associés à l'optimisation de la séquence de réglage de fréquence .....</b>	<b>190</b>

## Bilan personnel et remerciements

---

Avant de remercier mon entourage au cours de ces trois années de travail, je tiens à tirer un bilan personnel, qui je crois, pourrait être utile à des doctorants qui liraient ces lignes.

Une thèse est avant tout une formation pour acquérir les techniques requises au secteur de la recherche scientifique et permet de développer des connaissances. Cet objectif doit être conservé au cours des travaux.

Une thèse consiste à définir une problématique et de la traiter au mieux au cours de trois années. Ce travail s'effectue dans un contexte défini par la rencontre d'un encadrement et d'un doctorant. Quel que soit ce contexte, une thèse est une création personnelle qui requiert la construction d'un raisonnement, de la rigueur, des envies et une implication. De ce fait, cette expérience m'a permis de développer mes projets professionnels et personnels. Cette période de construction personnelle est ainsi fortement valorisable pour tous types d'activité entrepris à l'issue de cette période.

Je tiens donc à remercier mes encadrants au sein du SESI :

**Amandine Marrel** qui m'a initié aux outils statistiques utilisés dans ces travaux. Je la remercie également pour son implication qui m'a permis d'obtenir les principaux résultats de ces travaux. La compréhension de ces outils statistiques est pour moi le principal apprentissage technique que je retire de cette expérience.

**Jean-Baptiste Droin** avec qui j'ai particulièrement apprécié d'échanger sur l'orientation à donner à ces travaux. Je le remercie également pour sa forte implication, son soutien sans faille et son aide technique sur la thermohydraulique des réacteurs.

**Frédéric Bertrand** qui a pris la responsabilité de m'accompagner au cours de ces travaux.

Je remercie également **Olivier Boutin** et **Jean-Henry Ferrasse** du laboratoire M2P2 rattaché à l'université d'Aix-Marseille et à l'école Centrale de Marseille de s'être impliqués dans l'encadrement de ces travaux.

Merci à **Elsa Merle** et **Jean Baccou** d'avoir lu et évalué mon mémoire. Leurs rapports m'ont permis de finir sereinement ces travaux.

Merci à **Denis Bouyer** et **Abderrazak Latifi** d'avoir participé au jury d'évaluation de mes travaux, ainsi que pour leurs commentaires.

Je tiens particulièrement à remercier **Hugo Raguet** pour ses enseignements en lien avec les outils mathématiques utilisés dans ces travaux. Son aide me fut précieuse. Je pense également à sa famille (Isaac, Abel et Camillou) que j'aurai plaisir à revoir.

Merci à **Océane Bizeau** qui fut mon plus grand soutien et qui s'est fortement impliquée dans la construction de ce mémoire.

Je souhaite également remercier les différents membres du SESI pour leur accueil. Je pense en particulier à **Alessandro Pantano** pour sa tchatche et son amitié, **Thierry Jeanne** et **Florence**

**Aubert** pour la sincérité de nos échanges, **Gilles Avakian** et **Annick Tosello** pour leur bonne humeur.

Je pense également à **Romain Boffy** avec qui il est bon de parler vélo et pain, ainsi que **Lucas David, Pierre** et **Chléo Kauffman** et **Bastien Faure** pour leur amitié et le plaisir de les côtoyer.

## Liste des symboles

---

Les notations en gras correspondent à des vecteurs

$BA$	Base d'apprentissage
$C(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$	Fonction de covariance d'un processus gaussien entre deux points de son ensemble de définition
$C_{alt}$	Couple hydraulique résistif de l'alternateur ( $\text{kg.m}^2.\text{s}^{-2}$ )
$C_{comp}$	Couple hydraulique résistif des compresseurs ( $\text{kg.m}^2.\text{s}^{-2}$ )
$C_{frot}$	Couple hydraulique résistif des frottements ( $\text{kg.m}^2.\text{s}^{-2}$ )
$C_{turb}$	Couple hydrauliques moteurs générés par les turbines ( $\text{kg.m}^2.\text{s}^{-2}$ )
$e$	Ecart entre une consigne et une variable régulée
$e_{CP}$	Epaisseur de la cuve principale (4 cm)
$EI$	Expected Improvement
$EQT$	Erreur quadratique moyenne entre une variable régulée et sa consigne
$\mathbf{f}$	Vecteur objectif constitué de $N$ objectifs calculés par l'OCS
$f_k$	Objectif d'optimisation $k$ avec $k = 1, 2, \dots, N$
$\hat{f}_k$	Métamodèle de l'objectif d'optimisation $k$ avec $k = 1, 2, \dots, N$
$\mathbf{f}_{opt}$	Vecteur objectif inclus dans le front de Pareto
$G(s)$	Fonction de transfert d'un procédé dans le domaine de Laplace
$G_0$	Gain statique d'une fonction de transfert
$g_j$	Contrainte associée au problème d'optimisation avec $j = 1, 2, \dots, M$
$h(\mathbf{x}, t)$	Variable dépendante du temps et du vecteur $\mathbf{x}$ à partir de laquelle un objectif ou une contrainte du problème d'optimisation est calculé
$H$	Matrice de $N_{BA}$ lignes et $q$ colonnes incluant la discrétisation temporelle des $N_{BA}$ observations de la fonctions $h$ obtenues par un OCS
$I(\mathbf{x})$	Improvement
$I$	Moment d'inertie de l'arbre de la turbomachine ( $\text{Kg.m}^2$ )

IAE1	Critère IAE calculé entre 100 s et 1000 s, appliqué à la variation de la puissance électrique produite à l'alternateur pour le transitoire de réglage de fréquence.
IAE <sub>C1</sub>	Contrainte que doit respecter le critère IAE1
IAE2	Critère IAE calculé entre 1000 s et 1900 s, appliqué à la variation de la puissance électrique produite à l'alternateur, pour le transitoire de réglage de fréquence.
IAE <sub>C2</sub>	Contrainte que doit respecter le critère IAE2
K	Gain d'une fonction de transfert du premier ordre avec retard
K <sub>p</sub>	Gain proportionnel d'un contrôleur de type PID
K <sub>d</sub>	Gain dérivée d'un contrôleur de type PID
K <sub>i</sub>	Gain intégral d'un contrôleur de type PID
K <sub>PNSS</sub>	Gain du correcteur proportionnel associé à la régulation de la pression à l'entrée de la turbine par le NSS
M	Nombre de contraintes d'un problème d'optimisation multiobjectif
MTG	Maximal Thermal Gradient (°C/cm)
N	Nombre d'objectifs d'un problème d'optimisation multiobjectif
N*	Nombre d'observation d'une fonction constitutive d'une base de test
N <sub>BA</sub>	Nombre d'observation d'une fonction constitutive d'une base d'apprentissage
N <sub>act</sub>	Nombre d'actionneurs disponibles sur un réacteur nucléaire
n <sub>ind</sub>	Nombre d'individus par génération pour un algorithme génétique
n <sub>gen</sub>	Nombre de générations pour un algorithme génétique
N <sub>reg</sub>	Nombre de grandeurs contrôlables, disponibles sur un réacteur et répertoriées par l'utilisateur
N1	Nombre d'expériences constitutives du plan d'expériences PE1 support de la caractérisation des actionneurs
N2	Nombre d'expériences constitutives du plan d'expériences PE2
N3	Nombre d'expériences constitutives du plan d'expériences PE3
N4	Nombre d'expériences constitutives du plan d'expériences PE4
N <sub>BA</sub>	Nombre d'expériences constitutives d'une base d'apprentissage

PE1	Plan de N1 expériences avec minimisation du critère de discrédance, support des analyses de sensibilité de l'étape N°1 de la méthode
PE2	Plan de N2 expériences avec minimisation du critère de discrédance, support de l'optimisation d'un critère d'évaluation de la qualité d'un suivi de consigne (étape 3.2 de la méthode développée)
PE3	Plan de N3 expériences avec minimisation du critère de discrédance, support de la vérification de la conservation du bon comportement d'un suivi de consigne (vérification N°2 de la méthode développée)
PE4	Plan de N4 expériences avec minimisation du critère de discrédance, support de la construction des bases d'apprentissage de l'étape N°4 de la méthode
p	Nombre de variables de décision d'un problème d'optimisation multiobjectif
p <sub>c</sub>	Nombre de consignes considérées comme variables de décisions
p <sub>PID</sub>	Nombre de correcteurs PID dont les paramètres sont des variables de décision
p <sub>rc</sub>	Nombre de correcteurs PID associés à des régulations dont les consignes sont des variables de décisions
p <sub>r</sub>	Nombre de correcteurs PID associés à des régulations dont les consignes ne sont pas des variables de décisions
P <sub>alt</sub>	Puissance électrique produite à l'alternateur (MW)
p <sub>IAE2</sub>	Probabilité pour le critère IAE2 soit inférieur à un seuil
P <sub>N</sub>	Puissance nominale
P <sub>SCPHP</sub>	La pression en sortie du compresseur haute pression (Pa)
PID <sub>CC</sub>	Paramètres d'un correcteur PID issu de la méthode d'identification de Broïda et de l'application des relations empiriques de Cohen et Coon [1]
PID <sub>RS</sub>	Paramètres d'un correcteur PID issu d'une recherche aléatoire
PID <sub>EGO</sub>	Paramètres d'un correcteur PID issu de l'utilisation d'un algorithme d'optimisation de type <i>Efficient Global Optimzation</i> (EGO)
PU	Degré d'ouverture de la vanne (%)
q	Nombre de discrétisation d'une fonction calculées par un OCS et nombre de variables corrélées sur lesquelles porte un analyse en composante principale
q <sub>CP</sub>	Nombre de composantes principales sélectionnées à la suite d'une ACP

$Q_0$	Débit nominal (kg/s)
$Q_{\max\text{NSS}}$	Le débit maximal d'insertion de gaz par le NSS
$\dot{Q}_{\text{DHR}}$	La puissance extraite par les RRB (MW)
$r$	Grandeur réglante d'un actionneur
$S_i$	Indice de Sobol d'ordre un
$t_{\text{act}}$	Temps pour lequel $N_{\text{act}}$ actions forcées sont réalisées simultanément
$t_{\text{CSD}}$	Temps d'atteinte de l'état d'arrêt à froid (s)
$t_0$	Temps d'utilisation d'un actionneur (utilisé lors de la méthode d'identification de Broïda)
$t_1$	Temps correspondant à l'atteinte des 28% de la réponse d'un procédé stabilisé à une utilisation forcée de type échelon (s) (utilisé lors de la méthode d'identification de Broïda)
$t_2$	Temps correspondant à l'atteinte des 40% de la réponse d'un procédé stabilisé à une utilisation forcée de type échelon (s) (utilisé lors de la méthode d'identification de Broïda)
$t_{5\%}$	Temps à partir duquel une variable régulée reste comprise dans un intervalle de +/-5% autour de sa valeur de consigne (s)
$t_d$	Coefficient de retard d'une fonction de transfert du premier ordre avec retard (s)
$t_m$	Temps pour lequel une variable régulée atteint la première fois sa valeur de consigne (s)
$t_{\text{ramp}}$	Période de décroissance de la consigne de vitesse de rotation de la turbomachine de 3000 tr/min à $\omega_{\text{steady}}$ (s)
$T_i$	Indice de Sobol d'ordre total
$T_{\text{CP}}$	Température intérieure de la cuve principale (°C)
$T_{\text{eCPBP}}$	Température d'entrée du compresseur basse pression (°C)
$T_{\text{eCPHP}}$	Température d'entrée du compresseur haute pression (°C)
$T_{\text{H}}$	La température du sodium dans le collecteur chaud (°C)
$T_{\text{N}_2^{\text{sECSG}}}$	La température du diazote à la sortie des échangeurs entre les circuits secondaire et tertiaire (°C)
$T_{\text{NaECSG}}$	La température du sodium à la sortie des ECSG (°C)

$T_{Na1}$	Consigne de température constante du sodium froid des boucles secondaires, lors des 15 premières minutes du transitoire de réglage de fréquence (°C)
$T_{Na2}$	Consigne de température constante du sodium froid des boucles secondaires, lors des 15 dernières minutes du transitoire de réglage de fréquence (°C)
$T_o$	Température extérieure de la cuve principale (°C)
$u$	Commande d'un procédé
$\mathbf{x}$	Vecteur incluant les $p$ variables de décision d'un problème d'optimisation
$X_p^{N_{BA}}$	Plan d'expériences de $N_{BA}$ expériences dans un espace de dimension $p$
$y$	Grandeur régulée
$y_c$	Consigne de régulation
$y_m$	Mesure d'une grandeur régulée
$z$	Coefficient d'amortissement d'une fonction de transfert

### Lettres grecques

$\alpha$	Coordonnée de projection sur une composante principale lors d'une ACP
$\hat{\alpha}$	Métamodèle de la coordonnée de projection sur une composante principale lors d'une ACP
$\Delta e$	Amplitude d'une utilisation forcée de type échelon
$\Delta S$	Amplitude de variation d'une grandeur d'intérêt
$\Delta v$	Cinétique de variation d'une grandeur d'intérêt
$\varepsilon$	Erreur de prédiction associée à un métamodèle
$\eta_{30}$	Rendement thermodynamique du réacteur moyenné sur les 30 minutes du transitoire de réglage de fréquence
$\mu(\mathbf{x})$	Espérance d'un processus gaussien
$\omega_0$	Pulsation naturelle non amortie d'une fonction de transfert
$\omega$	Vitesse de rotation (tr/min)
$\omega_c$	Consigne de vitesse de rotation (tr/min)

$\omega_{\text{steady}}$	Consigne constante de la vitesse de rotation de la turbomachine, maintenue à la suite d'une période de décroissance de la vitesse de rotation (tr/min)
$\Omega$	Ensemble de définition de la fonction déterministe associée à un objectif d'optimisation ou à une contrainte d'un problème d'optimisation. Par extension : ensemble de définition du métamodèle reproduisant cet objectif ou cette contrainte.
$\sigma$	Constante d'amortissement d'une fonction de transfert
$\tau$	Constante de temps d'une fonction de transfert du premier ordre avec retard (s)
$\frac{\tau_1}{2}$	Temps de demi-débit (s)
$\tau_d$	Constante de temps dérivée d'un contrôleur de type PID (s)
$\tau_i$	Constante de temps intégrale d'un contrôleur de type PID (s)

## Liste des abréviations

---

ACP	Analyse en Composantes Principales
AG	Algorithme Génétique
APTE	APplication aux Techniques d'Entreprise
ASTRID	Advanced Sodium Technological Reactor for Industrial Demonstration
BCS	Boucle du Circuit Secondaire
CATHARE2	Code Avancé de Thermo-hydraulique pour les Accidents de Réacteurs à Eau (adapté aux réacteurs au sodium) version 2
CANDU	CANada Deutérium Uranium
CP	Cuve Primaire
CS	Cuve Secondaire
CEA	Commissariat à l'Énergie Atomique et aux Énergies Alternatives
CFV	Cœur à Faible effet de Vidange
ECSSG	Echangeur Sodium/Gaz
EGO	Efficient Global Optimization
EI	Echangeur Intermédiaire
EPuR	Evacuation de la Puissance Résiduelle
FC	Fonctions Contraintes
FP	Fonctions Principales
GV	Générateur de Vapeur
GTA	Groupe Turbo-Alternateur
HP	Haute Pression
IAE	<i>Integral Absolute Error</i>
ITSE	<i>Integral Time Square Error</i>
IDR	Isolement Décompression Rapide
JDD	Jeu De Données

LHS	Latin Hypercube Sampling
MdTE	Manque de Tension Externe
NSS	<i>Nitrogen Supply System</i>
OCS	Outil de Calcul Scientifique
PE	Plan d'Expériences
PP	Pompe Primaire
PG	Processus Gaussien
PID	Proportionnel-Intégral-Dérivé
Pn	Puissance Nominale
RCPANN	Module 1D CATHARE2 utilisé pour modéliser le sodium froid du déversoir
REP	Réacteur à Eau Pressurisé
RNR	Réacteur à Neutrons Rapides
RNR-Na	Réacteur à Neutrons Rapides à caloporteur sodium (Na)
SCE-gaz	Système de Conversion d'Energie au gaz
UNGG	Uranium Naturel Graphite Gaz
TM	TurboMachine
WEXT_DEV	Module 1D CATHARE2 utilisé pour modéliser la partie supérieure de la cuve principale en contact avec le sodium froid du déversoir

## Liste des figures

Figure 1. RNR-Na de concept intégré et système de conversion d'énergie eau/vapeur [2] .....	25
Figure 2. Diagramme de Farmer appliqué au réacteur ASTRID [11] .....	28
Figure 3. Schéma de principe d'un procédé régulé par contre-réaction en boucle fermée .....	31
Figure 4. Schéma du besoin [19] ; besoin fonctionnel de la méthode développée .....	33
Figure 5. Graphique fonctionnel de la méthode .....	36
Figure 6. Illustration, issue de la référence [20], d'un front de Pareto à deux objectifs dans un contexte de minimisation de ces deux objectifs .....	40
Figure 7. Allure d'une fonction de coût non linéaire caractérisée par plusieurs minimums locaux .....	42
Figure 8. Illustration du code binaire du génotype de deux individus différents .....	44
Figure 9. Illustration du principe de croisement de deux individus pour un algorithme génétique .....	45
Figure 10. Réalisations aléatoires d'un processus gaussien conditionné par des éléments constitutifs d'une base d'apprentissage et visualisation des intervalles de confiance du processus gaussien conditionné .....	50
Figure 11. Prédiction d'un modèle de substitution en fonction des observations obtenues avec un OCS .....	53
Figure 12. Illustration de trois types de plan d'expériences : pur Monte Carlo, LHS et LHS avec couverture optimale de l'espace, tirée de [57] .....	56
Figure 13 – Réponse normalisée d'un système de second ordre à une entrée de type échelon en fonction du facteur d'amortissement $z$ (respectivement 0,25 ; 1 ; 1,3 allant du régime oscillant au régime apériodique) [60] .....	59
Figure 14 – Réponses d'un système de premier ordre à un échelon unitaire de consigne régulé par 3 correcteurs proportionnels différents [60] ( $Kr = Kp$ ) .....	60
Figure 15. Boucle de régulation ouverte utilisée pour l'identification de l'ensemble {actionneur, procédé} par méthode de la courbe de réaction, dans le cas d'un OCS n'intégrant pas de capteur de mesure .....	62
Figure 16 – Identification de la réponse d'un système par la méthode de Broïda .....	62
Figure 17. Notions associées aux 3 critères retenus par Cohen et Coon pour définir le paramétrage d'un correcteur PID .....	63
Figure 18 – Représentation des critères d'évaluation de la performance d'une régulation : temps de montée et temps de stabilisation à 5% .....	64
Figure 19. Première étape de l'algorithme EGO .....	66
Figure 20. Seconde étape de l'algorithme EGO .....	67
Figure 21. Variation d'une grandeur d'intérêt au cours d'un transitoire du plan d'expériences PE1 .....	74
Figure 22. Echelon de variation du débit d'eau à travers l'échangeur de chaleur precoolé pour identification selon la méthode de Broïda .....	78
Figure 23. Variation de la température à l'entrée du compresseur basse pression induite par la variation de débit d'eau représentée en Figure 22 .....	78
Figure 24. Evolution de la température calculée par l'OCS CATHARE2 et par la méthode d'identification de Broïda .....	80
Figure 25. Régulation de la température du gaz à l'entrée du compresseur basse pression avec le correcteur PID paramétré selon les relations de Cohen et Coon (Tableau 2) .....	81
Figure 26. Plan d'expériences PE2 support de l'optimisation du critère IAE de la régulation de la température du gaz à l'entrée du compresseur basse pression .....	82
Figure 27. Diagramme synthétique de la méthode .....	86
Figure 28. Localisation des moyens d'évacuation de la puissance résiduelle du réacteur ASTRID .....	91
Figure 29. Schématisation du circuit primaire du réacteur ASTRID .....	92
Figure 30. Schématisation du déversoir et de la zone de restitution du débit dans le réacteur ASTRID [11] .....	93
Figure 31. Schématisation du RNR-Na ASTRID avec SCE au gaz .....	94
Figure 32. Diagramme température-entropie du cycle de Brayton du SCE au gaz .....	95
Figure 33. Implantation des lignes de by-pass du SCE gaz .....	96
Figure 34. Convention de numérotation des octants pour le code CATHARE2 .....	100
Figure 35. Représentation CATHARE2 de la modélisation du déversoir .....	101
Figure 36 – Exemple de la variation de la température du sodium à la sortie des ECSG pour sept individus du plan d'expériences .....	108

Figure 37. Tracé des amplitudes de variation de la température du sodium à la sortie des ECSG prédites par les modèles de substitution construits par leave-one-out en fonction des valeurs observées.....	109
Figure 38. Matrice synthétique des indices de Sobol du premier ordre et somme des indices pour chaque variation de grandeur d'intérêt.....	110
Figure 39. Variation de la température à l'entrée du cœur et puissance évacuée au cours d'une séquence de MdTE à l'aide des systèmes RRA et RRB.....	115
Figure 40. Allure de la consigne de la vitesse de rotation de la TM lors de la séquence alternative de MdTE ...	116
Figure 41. Variation du gradient thermique à travers l'épaisseur de la cuve principale pour deux localisations	118
Figure 42. Séquence pour application de la méthode d'identification de Broïda de la vitesse de rotation de la TM en fonction de l'ouverture relative de la vanne de la ligne de by-pass 1 .....	119
Figure 43. Vitesse de rotation de la TM après une fermeture forcée de 1,5 % de la vanne de by-pass 1 ; zoom de la Figure 42 pour un temps compris entre 14460 s et 15950 s.....	120
Figure 44. Régulation de la vitesse de rotation de la TM à 1000 tr/min pour le correcteur PID issu de la méthode de Broïda et le correcteur issu de l'étape 3.2 de la méthode développée .....	122
Figure 45. Comportement des vitesses de rotation de la TM pour l'étape de vérification N°2.....	123
Figure 46. Variations des deux objectifs d'optimisation en fonction des deux variables de décision .....	124
Figure 47. Front de Pareto et expériences dominées du plan PE3 .....	126
Figure 48. Variables de décision associées au front de Pareto .....	126
Figure 49. Front de Pareto : objectifs et variables de décision.....	128
Figure 50. Consigne de puissance électrique en relatif de la puissance électrique nominale, lors du transitoire de réglage de fréquence.....	130
Figure 51. Courbe de réaction de la température du sodium à la sortie des ECSG en fonction de l'utilisation forcée de la vanne localisée sur la ligne de by-pass récupérateur .....	132
Figure 52. Comportement de la régulation de la température du sodium à la sortie des ECSG, pour une consigne de 325 °C, à partir du temps $t = 100$ s, à l'aide de la vanne du by-pass récupérateur pour différents paramètres de correcteurs PID.....	134
Figure 53. Superposition des 757 variations de puissance électrique obtenues lors du plan PE4.....	137
Figure 54. Exemple de suivi de consigne pour un critère IAE1 = 38,5 s .....	138
Figure 55. Histogramme de la répartition des valeurs prises par le critère IAE1 zoomé sur des valeurs comprises entre 0 et 100 SI .....	138
Figure 56. Exemple de suivi de consigne pour un critère IAE1 = 686 s, caractère oscillatoire entre 100 s et 1000 s.....	139
Figure 57. Exemple de suivi de consigne pour un critère IAE1 = 233 s ; consigne non atteinte entre 100 s et 1000 s.....	139
Figure 58. Histogramme de la répartition des valeurs prises par le critère IAE2 .....	140
Figure 59. Tracé des valeurs IAE2 du plan d'expériences PE4 comprises entre 0 et 350 s en fonction des puissances électriques finales produites à l'alternateur .....	141
Figure 60. Exemple de suivi de consigne pour un critère IAE2 = 354 s .....	141
Figure 61. Exemple de suivi de consigne pour un critère IAE2 = 1278 s .....	142
Figure 62. Projection du front de Pareto CATHARE2 sans vérification des deux contraintes.....	143
Figure 63. IAE2 prédits par le métamodèle (moyenne du processus gaussien conditionné) en fonction des IAE2 observés .....	145
Figure 64. IAE1 prédits par le métamodèle (moyenne du processus gaussien conditionné) en fonction des IAE1 observés .....	146
Figure 65. Graphique des résidus calculés à l'aide de la moyenne du processus gaussien reproduisant le critère IAE1 et conditionné sur le plan PE4.....	147
Figure 66. Part de variance expliquée pour chacune des 10 premières composantes principales de l'ACP des courbes décrites dans H2 .....	148
Figure 67. IAE1 prédits par le métamodèle fonctionnel en fonction des IAE1 observés .....	149
Figure 68. Cobweb du front de Pareto obtenu sur la base des calculs CATHARE2 du plan d'expériences PE4, respectant les contraintes sur les critères IAE1 et IAE2.....	151
Figure 69. Indices de Sobol d'ordre premier (croix noires) et d'ordre total (croix vertes) associés au critère IAE2 et estimé par la moyenne du processus gaussien conditionné sur les valeurs d'IAE2 (caractérisée par un coefficient de prédictivité de 0,99).....	151
Figure 70. Projections sur les objectifs du front de Pareto obtenu avec l'algorithme génétique NSGA couplé aux métamodèles (légende AG-MM) et du front de Pareto du plan PE4 obtenu uniquement avec les simulations de l'OCS CATHARE2 (légende C2).....	153

Figure 71. Indices de Sobol estimés pour l'objectif MTG CP (estimation par métamodèle de type moyenne d'un processus gaussien conditionné).....	154
Figure 72. Indices de Sobol estimés pour l'objectif MTG ECSG (estimation par métamodèle de type moyenne d'un processus gaussien conditionné).....	154
Figure 73. Indices de Sobol estimés pour l'objectif $\eta_{30}$ (estimation par métamodèle de type moyenne d'un processus gaussien conditionné).....	155
Figure 74. Cobweb du front de Pareto obtenu avec l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles .....	156
Figure 75. Prédiction de la contrainte IAE1 avec le métamodèle construit sur le plan PE4 pour les conduites de la représentation du front de Pareto obtenue à l'aide de l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles en fonction des valeurs observées, à l'aide de l'OCS CATHARE2, pour ces mêmes conduites .....	157
Figure 76. Graphique de prédiction de la contrainte IAE2 sur la base de test constituée de la représentation du front de Pareto obtenue à l'aide de l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles .....	158
Figure 77. Graphique de prédiction de la contrainte IAE2 sur la base de test constituée des solutions du problème <b>Pb4B</b> * (obtenues à l'aide de l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles).....	160
Figure 78. Projections sur deux objectifs des 2 fronts de Pareto obtenu avec l'algorithme génétique NSGA et du front obtenu uniquement avec l'OCS CATHARE2 (C2) .....	162
Figure 79. Fonction inconnue et points de la base d'apprentissage .....	173
Figure 80. Deux réalisations d'un processus gaussien paramétré .....	175
Figure 81. Intervalle de confiance à 95% et moyenne du processus gaussien obtenus à la suite du conditionnement du processus gaussien.....	176
Figure 82. Représentation CATHARE2 du circuit primaire du réacteur ASTRID.....	179
Figure 83. Représentation CATHARE2 du circuit secondaire d'ASTRID .....	180
Figure 84. Représentation CATHARE2 du SCE au gaz.....	181
Figure 85. Tracé des amplitudes de variation de la puissance électrique produite aux alternateurs prédites par les modèles de substitution et leave-one-out en fonction des valeurs observées du plan PE1.....	182
Figure 86. Tracé des amplitudes de variation de la température en entrée des compresseurs basse pression prédites par les modèles de substitution et par leave-one-out en fonction des valeurs observées du plan PE1 .....	183
Figure 87. Tracé des amplitudes de variation de la température en entrée des compresseurs haute pression prédites par les modèles de substitution et par leave-one-out en fonction des valeurs observées du plan PE1 .....	183
Figure 88. Tracé des amplitudes de variation de la température du gaz en sortie des ECSG prédites par les modèles de substitution et par leave-one-out en fonction des valeurs observées du plan PE1 .....	184
Figure 89. Variation de la puissance électrique produite aux alternateurs suite à un échelon d'ouverture de 10 % de l'ouverture totale de la vanne de by-pass 1.....	186
Figure 90. Plan d'expériences de l'étape N°3.2 pour optimiser le paramétrage du correcteur PID associé à la régulation de la puissance électrique par la vanne de by-pass 1 .....	187
Figure 91. Graphique de prédiction associé à la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant l'objectif $t_{CSD}$ .....	188
Figure 92. Graphique de prédiction associé à la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant l'objectif MTG.....	189
Figure 93. Graphique de prédiction de la moyenne du processus gaussien conditionné sur le plan PE4 reproduisant le critère MTG sur les ECSG.....	190
Figure 94. Graphique des résidus calculés à l'aide de la moyenne du processus gaussien conditionné sur le plan PE4 reproduisant le critère MTG sur les ECSG .....	191
Figure 95. Graphique de prédiction de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant le critère MTG sur la cuve principale .....	192
Figure 96. Graphique des résidus calculés à l'aide de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant le critère MTG sur la cuve principale .....	192
Figure 97. Graphique de prédiction de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant le rendement thermodynamique du réacteur moyenné sur la période 100 s à 1900 s .....	193
Figure 98. Graphique des résidus calculés à l'aide de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant le rendement thermodynamique du réacteur moyenné sur la période 100 s à 1900 s .....	193

## Liste des tableaux

---

Tableau 1. Paramètres de la fonction de transfert du premier ordre de la température du gaz à l'entrée du compresseur basse pression sur le débit d'eau à travers le precooléur .....	79
Tableau 2. Paramétrage du correcteur PID selon les relations de Cohen et Coon appliquées à la régulation de la température du gaz en entrée du compresseur basse pression avec le débit d'eau dans l'échangeur de chaleur precooléur. ....	80
Tableau 3. Paramétrage du correcteur PID associé au critère IAE minimum obtenu lors de l'optimisation par recherche aléatoire. ....	82
Tableau 4 : Points de fonctionnement des circuits primaire et secondaire .....	89
Tableau 5. Définition des lignes de by-pass .....	96
Tableau 6 : Bornes des variables d'action définissant le plan d'expériences support de l'analyse de sensibilité .....	107
Tableau 7. Paramétrage du correcteur PID issu des relations de Cohen et Coon pour la régulation de la vitesse de rotation de la TM à l'aide de la vanne de by-pass 1.....	121
Tableau 8. Espace d'exploration du correcteur PID associé à la régulation de la vitesse de rotation de la TM (étape N°3.2).....	121
Tableau 9. Bornes du plan d'expérience PE3 support de la vérification N°2 de l'étape N°3 .....	122
Tableau 10. Indices de Sobol du premier ordre des objectifs d'optimisation en fonction des variables de décision .....	125
Tableau 11. Points d'intérêt du front de Pareto.....	127
Tableau 12. Régulations associées au transitoire de réglage de fréquence .....	131
Tableau 13. Paramètres issus de l'étape N°3.....	132
Tableau 14. Paramètres des correcteurs PID issus des différentes étapes de la méthode, pour la régulation de la température du sodium à la sortie des ECSG à l'aide de la vanne de by-pass récupérateur.....	133
Tableau 15. Bornes du plan d'expériences PE4 pour le transitoire de réglage de fréquence (étape 4.1, cf. Figure 27).....	136
Tableau 16. Bornes des plages de variation des objectifs optimaux, obtenues avec le plan d'expériences PE4, représentatives du front de Pareto .....	150
Tableau 17. Bornes des plages de variation des solutions du problème <b>Pb4B</b> , obtenues avec le plan d'expériences PE4 (PE4 <b>Pb4B</b> ) et obtenues à l'aide de l'algorithme génétique NSGA couplé aux métamodèles scalaires (NSGA <b>Pb4B</b> ).....	152
Tableau 18. Bornes des plages de variation des solutions des problèmes <b>Pb4B</b> et <b>Pb4B *</b> , obtenues avec le plan d'expériences PE4 (colonnes PE4 <b>Pb4B</b> ) et avec l'algorithme génétique NSGA couplé aux métamodèles scalaires (colonnes NSGA <b>Pb4B</b> pour le problème <b>Pb4B</b> et colonnes NSGA <b>Pb4B *</b> pour le problème <b>Pb4B *</b> ).....	161
Tableau 19. Paramètres d'identification associés à la méthode de Broïda .....	186
Tableau 20. Paramétrage du correcteur PID de la vanne de by-pass 1 pour contrôler la puissance électrique produite à l'alternateur (en watt) calculé par les relations de Cohen et Coon.....	187

## Résumé

---

### **Méthode d'optimisation multiobjectif de la conduite d'un réacteur nucléaire ; application à un RNR-Na fonctionnant avec un cycle de Brayton**

La définition de la conduite d'un réacteur nucléaire permet à ce dernier d'atteindre des objectifs en termes de rendement thermodynamique, de manœuvrabilité, de durée de vie et de répondre à des exigences de sûreté. La méthode développée lors de ces travaux de thèse définit la conduite par la résolution d'un problème d'optimisation multiobjectif et contraint. Les variables de décision retenues pour résoudre ces problèmes sont les consignes, les actionneurs et les paramètres des systèmes de contrôle-commande associés aux régulations mises en œuvre dans la conduite. L'espace de définition de ces variables de décision, nommé espace de recherche, est potentiellement de grande dimension. La recherche des conduites optimales dans cet espace nécessite alors un nombre de calcul élevé. La conduite d'un réacteur au cours d'un transitoire de fonctionnement normal, incidentel ou accidentel est modélisée par l'Outil de Calcul Scientifique (OCS) de thermohydraulique système CATHARE2. La durée d'exécution d'un calcul avec cet OCS étant longue, son utilisation pour résoudre le problème d'optimisation dans un temps raisonnable est inadaptée. La méthode développée réduit alors la dimension de l'espace de recherche et construit des modèles de substitution (métamodèles) à l'OCS CATHARE2 pour reproduire les objectifs et les contraintes en fonction des variables de décision. Ces métamodèles utilisent la structure de processus gaussiens conditionnés sur une base d'apprentissage de la variable à reproduire. Un couplage de ces modèles de substitution à un algorithme génétique permet de définir un ensemble de conduites réparties de manière homogène dans les zones optimales de l'espace des solutions. Les faibles erreurs de prédiction des métamodèles permettent alors d'approcher efficacement le front de Pareto.

Deux applications de la méthode sont réalisées pour le réacteur ASTRID avec un cycle de Brayton pour le Système de Conversion d'Énergie. La première optimisation atteste des capacités du SCE-gaz à évacuer la puissance résiduelle lors d'un incident de manque de tension externe. Ainsi, 34 conduites, bien réparties à travers l'ensemble des solutions, définissent des compromis optimaux entre les temps d'atteinte de l'état d'arrêt à froid du réacteur et les gradients thermiques à travers la cuve principale du réacteur. La seconde application permet de définir un ensemble de conduites optimales lors d'un transitoire de réglage de fréquence. Ces conduites optimisent simultanément trois objectifs et assurent le respect de deux contraintes relatives à la qualité de la régulation de la puissance électrique produite à l'alternateur du réacteur. Les conduites optimales, constitutives du front de Pareto, détaillent de façon homogène l'espace des solutions du problème d'optimisation et chacune des solutions retenues est proche de la référence modélisée avec l'OCS CATHARE2.

## Abstract

---

### **Multiobjective optimisation method dedicated to nuclear power plant operation; application to a sodium-cooled fast neutron reactor using a Brayton cycle**

Defining the reactor operation allows the nuclear power plant to achieve objectives in terms of thermodynamic efficiency, maneuverability, lifespan and to meet safety requirements. This work develops a method to define the reactor operation as the solution to a multiobjective optimization and constrained problem. The decision variables selected to solve this kind of problems are the setpoints, the actuators and the control-command systems parameters related to regulations implemented in the reactor operation. The definition space (research space) of these decision variables has potentially a high dimension. The search for optimal reactor operations in this space means a great amount of calculations. The reactor operation during a transient phase (a normal operation or an accident) is modeled using the CATHARE2 code. It is characterized by a long computation runtime. Thus, its use to solve the multiobjective problem within a reasonable timeframe is inappropriate. The developed method reduces the dimension size of the research space and builds surrogate models (metamodels) to replace CATHARE2 code simulations in order to mimic objectives and constraints depending on the decision variables. These metamodels use the Gaussian processes structure conditioned on a learning base of the variable to mimic. A coupling of these substitution models to a genetic algorithm enables the definition of a set of reactor optimal operations homogeneously spread in the solutions space. The low prediction errors of these metamodels provide an accurate estimate of the Pareto Front.

Two applications of the method are carried out on the ASTRID reactor using a Brayton cycle through a gas power conversion system. The first one attests that the gas power conversion system has the capacity to remove the decay heat for a loss of off-site power. Hence, 34 reactor operations, well spread in the Pareto front, define optimal compromises between low delays to reach the cold shutdown state and low thermal gradients through the main vessel. The second application defines a set of optimal reactor operations during a load following transient. These reactor operations optimize simultaneously three objectives and ensure that the two constraints related to the electrical produced power regulation quality are observed. Retained optimal reactor operations represent homogeneously the Pareto Front; and each of the selected solutions is close to the reference computed by the CATHARE2 code.

# Chapitre I Contexte et objectifs

---

Ces travaux de thèse s'inscrivent dans le cadre des études de fonctionnement du démonstrateur technologique de Réacteur à Neutrons Rapides refroidi au sodium (RNR-Na), développé par le CEA et ses partenaires entre 2010 et 2019 et nommé *Advanced Sodium Technological Reactor for Industrial Demonstration* (ASTRID). Ils contribuent à l'optimisation de la sûreté et des performances de ce réacteur via l'amélioration de sa conduite.

L'objectif de ce premier chapitre est de présenter dans la partie I.1 le projet ASTRID. La section I.2 présente le rôle que tient la conduite du réacteur dans sa démarche de sûreté et dans la réalisation de ses performances, puis la partie I.3 présente la problématique associée à l'amélioration de la conduite. Une méthode est alors développée lors de ces travaux de thèse pour répondre à cette problématique, la partie I.3 présente également l'étude fonctionnelle de cette méthode. Enfin, la partie I.4 décrit l'organisation du rapport.

## I.1 Le projet ASTRID

Cette première partie vise à présenter les objectifs, les principales caractéristiques et les spécificités du démonstrateur de RNR-Na ASTRID. Pour ce faire, la filière RNR-Na est décrite de manière générale dans la section I.1.1, puis les principales caractéristiques du réacteur ASTRID sont introduites dans la section I.1.2.

### I.1.1 La filière des réacteurs à neutrons rapides et caloporteur sodium

#### I.1.1.1 Neutrons rapides et neutrons thermiques

Le principe de fonctionnement des réacteurs nucléaires est d'entretenir et de contrôler une réaction en chaîne de fission. La fission est la séparation d'un noyau de la famille des actinides, suite à l'impact d'un neutron, en deux noyaux de masses atomiques plus faibles, appelés produits de fission. Chaque fission s'accompagne d'une importante libération d'énergie et de l'émission de deux ou trois neutrons qui pourront, à leur tour, provoquer une nouvelle fission et entretenir ainsi la réaction en chaîne.

La probabilité pour qu'une réaction de fission ait lieu est dépendante de l'énergie du neutron. Il apparaît que pour tous types de matière fissile<sup>1</sup>, la probabilité de fission est faible pour des neutrons de haute énergie (typiquement de l'ordre du MeV), alors que celle-ci est forte pour des neutrons de plus faible énergie (de l'ordre du meV) [2]. Les neutrons produits lors de la fission ont une énergie moyenne d'environ 2 MeV, ils sont qualifiés de "rapides", et de ce fait induisent une faible probabilité de réaction de fission.

---

<sup>1</sup> Fissile : Noyau pouvant subir une fission sous l'effet d'une collision avec un neutron de n'importe quelle énergie (thermique ou rapide).

Dans un contexte de faible disponibilité en matière fissile, il est intéressant de réduire l'énergie des neutrons avant qu'ils n'impactent un noyau fissile, ceci afin de maximiser la probabilité d'induire une réaction de fission et minimiser la quantité de matière fissile nécessaire dans un cœur de réacteur pour produire une puissance donnée. La réduction d'énergie d'un neutron est réalisée par collisions successives sur un élément de masse atomique faible appelé modérateur, le neutron est ainsi ralenti. Ce processus de ralentissement, appelé thermalisation, conduit à réduire l'énergie des neutrons en deçà de la valeur seuil de 25 meV, pour laquelle les neutrons sont qualifiés de thermiques. Il s'agit de la stratégie employée, par exemple, dans la filière des réacteurs à eau pressurisée.

Il est également possible de développer une filière de réacteurs pour laquelle les réactions de fission sont induites par des neutrons rapides à la condition de disposer d'un inventaire en matière fissile suffisant dans le cœur. Dans ce contexte, les Réacteurs à Neutrons Rapides (RNR) possèdent plusieurs avantages présentés dans la section suivante.

### I.1.1.2 Avantages de l'utilisation de neutrons rapides

La filière des RNR présente quatre avantages :

- La valorisation de la totalité de l'uranium naturel

L'uranium naturel est constitué à 99,3% de l'isotope  $^{238}\text{U}$  fertile<sup>2</sup> et de seulement 0,7% de l'isotope  $^{235}\text{U}$  fissile. La capture d'un neutron par un noyau d' $^{238}\text{U}$  peut former un noyau de  $^{239}\text{Pu}$  fissile. Cette réaction de capture neutronique, appelée transmutation, peut se produire tout en maintenant la réaction en chaîne de fissions, à condition que la totalité des neutrons produits par fission compense :

- Les captures dans l' $^{238}\text{U}$  ;
- La perte de neutrons pour entretenir la réaction en chaîne de fission ;
- Les pertes de neutrons par captures stériles ;
- Les fuites en dehors du cœur.

Cette condition peut être vérifiée dans un RNR, grâce à la réaction de fission du  $^{239}\text{Pu}$  par des neutrons rapides qui produit en moyenne 2,91 neutrons par fission [2].

Un RNR peut ainsi produire son propre combustible (matière fissile) à partir d' $^{238}\text{U}$ . Les ressources en  $^{238}\text{U}$  étant abondantes, il est alors envisageable de produire de l'énergie avec des RNR sur des échelles de temps longues (de l'ordre du millier d'années) en prenant comme référence la consommation actuelle d'énergie.

- La possibilité de recyclage du plutonium

Les choix politiques de la France ont conduit au développement d'une filière industrielle de Réacteurs à Eau Pressurisée (REP). La stratégie de gestion du combustible usé des REP consiste à séparer le plutonium produit des autres actinides et produits de fission. Avec un spectre de neutrons thermiques, seuls les isotopes ayant un nombre de nucléides impair sont fissiles, les autres favorisent la capture neutronique. De par cette propriété, un second passage en REP est

---

<sup>2</sup> Fertile : Noyau qui devient fissile suite à la capture d'un neutron.

envisageable pour du plutonium recyclé. En revanche, à l'issue de ce second passage, la proportion en  $^{240}\text{Pu}$  et en  $^{242}\text{Pu}$  est trop importante pour réussir un nouveau recyclage du plutonium.

Pour un spectre de neutrons rapides, la probabilité de fission est suffisamment importante pour l'ensemble des isotopes du plutonium. Le plutonium alors produit par une filière de réacteurs à neutrons thermiques peut ainsi être entièrement consommé par des RNR. Cette capacité valorise ce qui est considéré comme un déchet par une filière thermique et propose un vecteur pour assurer la politique de non-prolifération du plutonium. Le développement d'une filière de RNR est donc fortement justifié par l'utilisation simultanée d'une filière à neutrons thermiques.

- La flexibilité dans la gestion des matières nucléaires

Les scénarios d'évolution du parc nucléaire étant nombreux et variables au cours du temps, la technologie des RNR s'adapte au choix de gestion de la quantité de matière fissile stockée :

- Dans un objectif de stabilisation de cette quantité, les RNR peuvent fonctionner en mode iso-générateur (ils produisent autant de matière fissile qu'ils en consomment). Cela leur permet, une fois le fonctionnement du réacteur amorcé avec du plutonium, de fonctionner uniquement avec un appoint d'uranium naturel ou appauvri, sans apport complémentaire de matière fissile.
- Dans un objectif d'arrêt d'un parc de réacteurs à neutrons rapides, les cœurs des RNR peuvent fonctionner en mode sous-générateur. Cela leur permet de réduire rapidement l'inventaire en plutonium.
- Si au contraire, une augmentation de la puissance installée est nécessaire, il serait possible de faire évoluer les réacteurs du parc vers un mode surgénérateur, pour produire la matière fissile nécessaire au démarrage de nouveaux réacteurs.

- L'optimisation des déchets nucléaires

Le combustible contient, après son irradiation dans un REP, de l'uranium non consommé, des produits de fission, du plutonium produit sous irradiation, ainsi que des actinides dits "mineurs", car produits en faible quantité (neptunium, américium et curium). La radiotoxicité de ce combustible usé décroît progressivement et finit par rejoindre le niveau de l'uranium naturel après environ 250 000 ans [2].

Les actinides mineurs constituent la plus grande source de radiotoxicité du combustible usé et sont caractérisés comme des déchets de haute activité et à vie longue. Le recyclage de ces actinides mineurs, qui est possible dans les RNR, permettrait de considérer en déchets ultimes uniquement les produits de fission. La plupart de ces derniers présentant une durée de demi-vie inférieure à trente ans, la radiotoxicité des déchets décroîtrait très rapidement et deviendrait comparable à celle de l'uranium naturel après 300 ans [2].

Ainsi, la filière des RNR est un complément de choix à la filière des REP (fermeture du cycle, multirecyclage du plutonium produit en REP) et propose des fonctions irréalisables avec une filière de réacteurs à neutrons thermiques (utilisation de l'uranium naturel et flexibilité dans la gestion des quantités de matière nucléaire). La filière étudiée dans ce manuscrit est celle des RNR à caloporteur sodium. Les avantages et inconvénients d'un tel caloporteur sont énumérés dans la section suivante.

### I.1.1.3 Le caloporteur sodium

Le caloporteur d'un réacteur nucléaire doit vérifier les contraintes thermohydrauliques énumérées ci-dessous pour remplir les fonctions qui lui sont associées :

- Le caloporteur assure l'évacuation de la puissance thermique produite au sein du combustible nucléaire. Sa capacité calorifique, sa conductivité thermique et sa densité doivent être suffisamment élevées pour remplir cette fonction ;
- Le caloporteur est mis en mouvement pour refroidir le cœur du réacteur. Sa viscosité doit être suffisamment faible pour limiter la puissance de pompage requise pour son déplacement ;
- Enfin, pour répondre aux objectifs de mise en mouvement du caloporteur et d'évacuation de la puissance produite par le cœur, les changements de phase du fluide retenu doivent être maîtrisés. La solidification du fluide caloporteur ne doit pas avoir lieu pour ne pas obstruer le circuit primaire et sa vaporisation doit être empêchée pour conserver les propriétés thermiques du fluide<sup>3</sup>, en particulier un bon coefficient d'échange.

Le caloporteur d'un RNR doit également répondre à certaines contraintes neutroniques :

- Il ne doit pas ralentir les neutrons (la masse atomique de ses atomes constitutifs doit être suffisamment élevée) ;
- Il ne doit pas absorber les neutrons ;
- Il ne doit pas s'activer, or l'activation d'un fluide caloporteur est principalement due à la présence d'impuretés. Le fluide caloporteur doit donc être obtenu en qualité suffisamment pure à une échelle industrielle. L'assainissement du fluide doit également être assuré en cours d'exploitation ;
- La puissance du réacteur doit être contrôlable : sa réactivité doit baisser si la température du cœur augmente, ou si le caloporteur se vaporise.

Toute interaction entre le caloporteur et les éléments constitutifs du cœur doit être limitée :

- Le caloporteur ne doit pas être source de phénomènes de corrosion ;
- Le caloporteur ne doit pas induire de phénomènes de précipitation d'impuretés, source de colmatage.

A la vue de ce cahier des charges, les caloporteurs envisageables pour les RNR sont le sodium et ses eutectiques (Na-K), le plomb et son eutectique (Pb-Bi), des gaz (hélium ou CO<sub>2</sub>) et des sels fondus (fluorures ou chlorures).

Le sodium a pour avantage d'être disponible en quantité industrielle pour un faible coût. Sa purification en fonctionnement ainsi que le contrôle de sa qualité sont des problématiques résolues. A la pression atmosphérique, le sodium est liquide entre 97,8°C et 882,8°C, cette plage permet au RNR de fonctionner à des températures élevées garantant d'un haut rendement pour le système de conversion d'énergie. La plage de température associée à la phase liquide du sodium

---

<sup>3</sup> Empêcher la vaporisation du fluide caloporteur n'est pas une contrainte à toutes les filières de réacteur nucléaire. Celle-ci a lieu pour la filière des réacteurs à eau bouillante.

permet également de ne pas pressuriser le circuit primaire du réacteur, ce qui simplifie la conception des cuves et des circuits des RNR-Na. Etant un métal liquide, le sodium possède une forte conductivité thermique [3] et une chaleur massique légèrement inférieure à celle de l'eau [3]. Il remplit de ce fait parfaitement le rôle de caloporteur. Il est de plus très peu corrosif pour les structures du réacteur [2]. Enfin, d'un point de vue neutronique le sodium est peu absorbant, s'active peu et est très faiblement modérateur, il est donc compatible avec un spectre rapide.

En revanche, le sodium n'est pas transparent et rend ainsi les inspections périodiques difficiles. En termes de sûreté, deux inconvénients majeurs sont à évoquer :

- Les réactions sodium/eau, sodium/air et sodium/eau/air sont exothermiques (le sodium s'enflamme à l'air et réagit violemment avec l'eau) ;
- Selon la configuration du cœur, l'effet de vidange<sup>4</sup> du sodium peut être localement positif. Ainsi, la vaporisation du sodium ou le passage d'un gaz dans le cœur peut provoquer une augmentation de la puissance du cœur. En effet, la vidange du sodium provoque deux effets contradictoires sur la réactivité globale du cœur. Le sodium liquide est légèrement capturant et provoque un léger ralentissement des neutrons. Sa vaporisation induit donc un durcissement du spectre neutronique et une diminution du nombre de captures. Cette composante spectrale induit une augmentation de réactivité en cas de vidange du sodium. En revanche, le durcissement du spectre augmente le nombre de fuites de neutrons ce qui induit une diminution de la réactivité totale. De par ces deux effets, l'effet de vidange est en général positif au centre d'un cœur de RNR-Na et négatif en périphérie.

Il est à noter que d'autres fluides caloporteurs sont à l'étude au sein du forum international Génération IV et conduisent ainsi à la définition de quatre autres concepts de RNR [4].

Tous ces arguments font des RNR-Na une filière de choix pour les réacteurs du futur. Les inconvénients cités ci-dessus font l'objet de travaux pour les minimiser, voire les supprimer. Afin de démontrer la viabilité et la sûreté des technologies associées au concept de RNR-Na, la France s'est engagée dans le projet ASTRID présenté dans la section I.1.2 et retenu comme objet d'étude lors de ces travaux de thèse.

## I.1.2 Le réacteur ASTRID avec système de conversion d'énergie au gaz

### I.1.2.1 Origine du projet

La loi n°2006-739 du 28 juin 2006 relative à la gestion durable des matières et déchets radioactifs [5] demandait la mise en service à « l'horizon 2020 » d'un réacteur prototype répondant aux critères de la quatrième génération [4]. Le choix s'est porté sur un RNR-Na, seule filière alternative aux réacteurs à eau légère bénéficiant d'une démonstration industrielle confortée par un retour d'expérience de plusieurs décennies, en France comme à l'étranger. Ce projet a été appelé ASTRID pour Advanced Sodium Technological Reactor for Industrial Demonstration.

---

<sup>4</sup> Effet neutronique induit par la vaporisation du sodium liquide ou par le passage d'un gaz dans le cœur.

### I.1.2.2 Objectifs

L'objectif essentiel du projet ASTRID est de préparer le déploiement industriel en France d'un RNR-Na électrogène de quatrième génération. Sa conception et son exploitation serviront de démonstration pour plusieurs avancées technologiques afin de réaliser les progrès identifiés ci-dessous :

- Une sûreté renforcée par rapport aux RNR-Na antérieurs, avec comme objectif une prévention accrue des accidents graves, et en parallèle, au titre de la défense en profondeur, une prise en compte dès la conception de la fusion du cœur (dispositifs de mitigation) [6] ;
- L'amélioration de l'inspectabilité des structures immergées dans le sodium, en particulier celles qui remplissent une fonction de sûreté ;
- La diminution des risques liés à la réactivité chimique du sodium avec l'oxygène : feu de sodium et réaction sodium-eau ;
- L'amélioration de la disponibilité des RNR-Na et la réalisation de performances identiques à celles des réacteurs commerciaux qui seront déployés à la même époque ;
- La capacité à transmuter des actinides mineurs, si ce choix de gestion des déchets radioactifs est décidé par le gouvernement français ;
- Une compétitivité équivalente aux autres sources de production d'électricité à service rendu équivalent.

### I.1.2.3 Principales caractéristiques du réacteur ASTRID

Le réacteur ASTRID est dimensionné pour une puissance thermique du cœur de 1500 MW. La circulation du caloporteur primaire est régie par le concept qualifié "d'intégré". Pour ce concept, l'ensemble du sodium primaire est contenu à l'intérieur de la cuve principale dans laquelle sont plongés, à travers la dalle de fermeture de cette cuve, les pompes primaires (PP) et les échangeurs intermédiaires (EI). Ce concept est représenté sur la Figure 1.

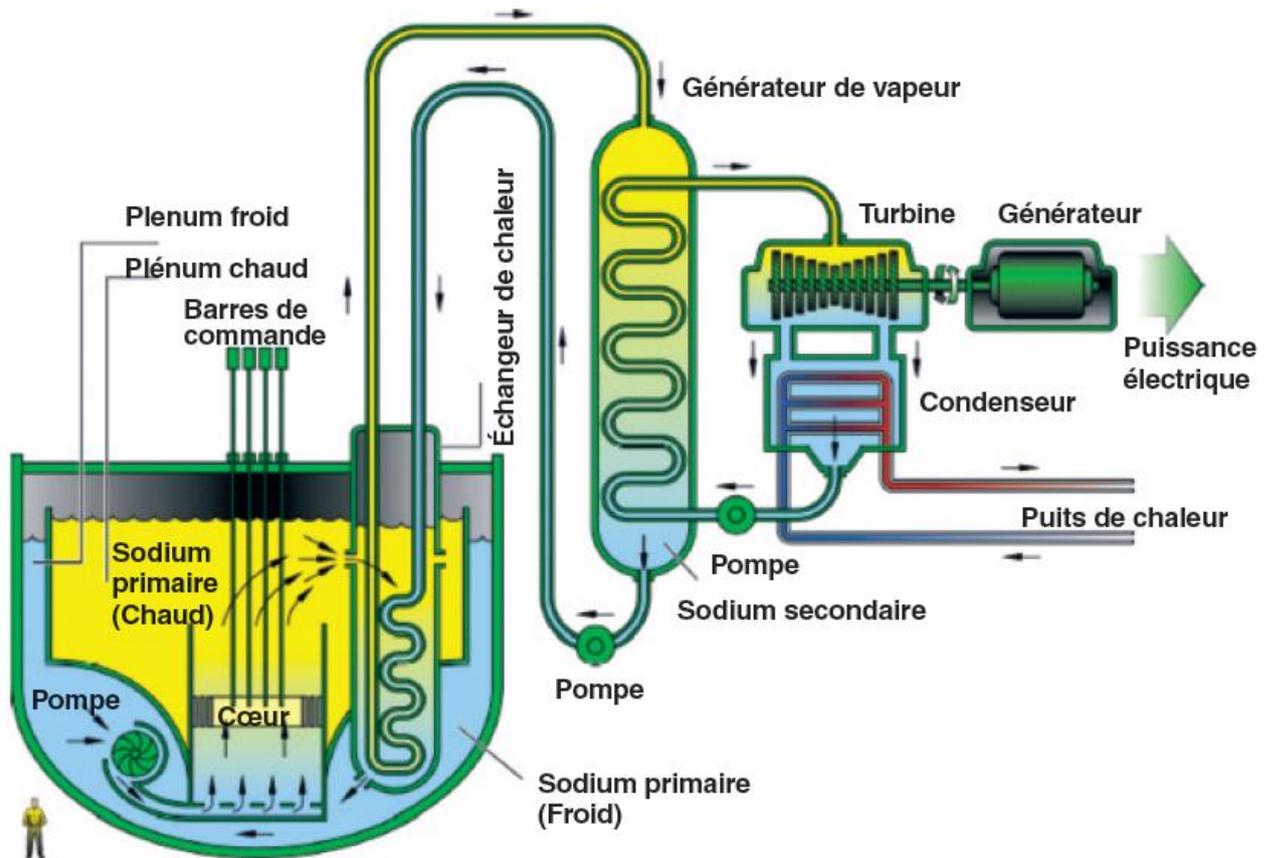


Figure 1. RNR-Na de concept intégré et système de conversion d'énergie eau/vapeur [2]

Le projet ASTRID propose une sûreté renforcée par rapport aux précédents concepts de RNR-Na. Il apporte ainsi une réponse au risque potentiel d'observer un effet de vidange du sodium positif en proposant un nouveau concept de cœur dénommé "CFV" pour Cœur à Faible effet de Vidange. Pour ce concept de cœur, l'effet de vidange sodium à une valeur nulle, voire négative, quelle que soit la puissance installée du réacteur. En effet, d'après les caractéristiques de l'effet de vidange (cf. section I.1.1.3) seuls les petits cœurs qui favorisent un effet de vidange négatif en leur périphérie pouvaient posséder cette propriété. Les cœurs de plus grande taille risquent d'avoir un effet de vidange global positif, ainsi, une vaporisation localisée du sodium conduirait à une augmentation de puissance, avec risque de propagation de cette ébullition. Le phénomène physique favorisé dans un cœur CFV est la composante de fuite, celle-ci a été ramenée au niveau de la composante spectrale (cf. section I.1.1.3) en combinant astucieusement radialement et verticalement des zones fissiles et des plaques fertiles dans le combustible. Un plénum sodium et absorbant en partie supérieure et une configuration en creuset participent également à favoriser la composante de fuite. Le concept de cœur CFV a été retenu comme référence pour le réacteur ASTRID.

Dans l'optique de renforcer la sûreté du réacteur, plusieurs systèmes d'évacuation de la puissance résiduelle, nommés EPuR (Evacuation de la Puissance résiduelle), sont conçus et dimensionnés pour refroidir le cœur en toutes circonstances. Une description de ces systèmes est proposée à la section IV.1.1.1

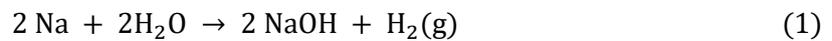
Un récupérateur de corium (matériaux du cœur dégradé) est prévu et dimensionné pour garantir un refroidissement de la matière fondue et prévenir le risque d'une nouvelle criticité

dans le corium, lors d'un accident grave.

Enfin, le projet ASTRID, propose une option innovante qui consiste à coupler un système de conversion d'énergie au gaz à un RNR-Na. Cette version du projet avec SCE-gaz étant l'objet d'étude de ces travaux de thèse, la section suivante présente les raisons qui ont conduit au développement d'un tel système.

#### I.1.2.4 Le système de conversion d'énergie au gaz

Deux systèmes de conversion d'énergie sont à l'étude pour le réacteur ASTRID. Le premier est basé sur un cycle de Rankine à eau/vapeur (cf. Figure 1) qui présente l'inconvénient de comporter une interface sodium/eau à travers des générateurs de vapeur et donc potentiellement le risque d'une réaction sodium/eau. L'équation chimique (1) de cette réaction est donnée ci-dessous.



Cette réaction est problématique car fortement exothermique. Son enthalpie de réaction globale à 500 °C est égale à -162.4 kJ/mole [2]. Ainsi, une fuite d'un débit d'eau de 1 kg/s génèrerait une puissance d'environ 7 MW. Une telle réactivité entre de l'eau issue du système de conversion d'énergie et du sodium radioactif contenu dans le circuit primaire est inacceptable du point de vue de la sûreté du réacteur. Afin de découpler les risques radiologiques des risques chimiques, une boucle intermédiaire en sodium (également appelée circuit secondaire) permet d'assurer le transfert d'énergie du circuit primaire vers le système de conversion d'énergie.

Malgré cet élément de conception, les réactions sodium/eau restent un fort enjeu de conception pour plusieurs raisons :

- Bien que l'événement se déroule sur un circuit intermédiaire, les répercussions d'une réaction sodium/eau peuvent impacter la sûreté du réacteur, notamment la tenue de la seconde barrière. La propagation d'une onde de pression dans le sodium du générateur de vapeur et du circuit intermédiaire est envisageable. L'introduction importante de gaz (principalement de l'hydrogène) dans la boucle intermédiaire, du fait d'une réaction sodium/eau, crée une augmentation de pression globale et peut initier des mouvements de sodium entre les volumes d'expansion.
- Le retour d'expérience disponible sur les réacteurs français Phénix [7] et Superphénix [8], témoigne de dysfonctionnements sur une séquence de mitigation en cas de réaction sodium/eau. Cette séquence nommée Isolement Décompression Rapide (IDR) vise à éliminer le plus rapidement possible la présence d'eau et de vapeur d'eau dans les générateurs de vapeur pour éliminer le contact entre l'eau et le sodium. Lors d'essais périodiques, l'IDR a parfois montré des défaillances, aussi bien sur le réacteur Phénix que Superphénix. Les circuits impliqués dans cette séquence ont présenté divers problèmes qui ont débouché sur deux rénovations complètes de ces dispositifs pour le réacteur Phénix (1977 et 2000) [2].
- L'impact sur l'investissement d'une réaction sodium/eau peut être significatif comme en témoigne les réactions qui affectèrent le réacteur russe BN 350 lors de ses trois premières années de fonctionnement [9].

L'impact sur l'investissement initial du coût des détections et protections nécessaires à cette

réaction est non négligeable. L'impact sur la disponibilité est fort. En effet, la localisation des tubes incidentés, le contrôle des tubes voisins, et la réparation par bouchage d'un ou plusieurs tubes sont autant d'interventions chronophages. A raison de cinq réactions sodium/eau pour le réacteur Phénix en 35 années de fonctionnement [7], l'impact sur la disponibilité est non négligeable.

Bien que les réactions sodium-eau, soient des situations actuellement maîtrisées (notamment par l'apport du retour d'expérience des réacteurs français Phénix [7] et Superphénix [8]), les règles de sûreté et de sécurité actuelles ainsi que les enjeux économiques rendent difficile la cohabitation dans un même bâtiment de grandes quantités d'eau et de sodium. Pour prévenir le risque d'une réaction sodium/eau, le projet ASTRID propose un Système de Conversion d'Énergie au gaz (SCE-gaz) basé sur un cycle de Brayton. Le principe de fonctionnement de ce cycle est présenté à la section IV.1.1.2.

Les travaux de thèse consistent à optimiser le comportement du réacteur ASTRID équipé d'un SCE-gaz en définissant sa conduite. La section suivante introduit alors la notion de conduite d'un réacteur nucléaire pour comprendre son influence sur la sûreté et les performances du réacteur.

## I.2 La conduite d'un réacteur nucléaire

La conception d'un réacteur intègre une phase de définition de sa conduite. La méthode développée lors de ces travaux de thèse s'intègre à cette étape de définition. La section I.2.1 présente les différents éléments descriptifs de la conduite d'un réacteur. La partie I.2.2 présente le rôle que tient la conduite dans la démarche de sûreté d'un réacteur, puis la partie I.2.3 présente l'impact de la conduite sur ses performances thermodynamiques.

### I.2.1 Les actions constitutives de la conduite

La conduite d'un réacteur nucléaire désigne la chaîne d'actions mise en place en réponse à un ordre de changement d'état du réacteur ou à un événement initiateur d'incident ou d'accident, ou pour maintenir le réacteur dans un état stable. Elle intervient donc au cours d'une évolution dynamique (dépendante du temps) du comportement du réacteur, appelée transitoire. Ces actions de conduite sont de deux types :

- Des actions forcées (par exemple : l'ouverture complète d'une vanne, la chute par gravité des barres de contrôle du réacteur ...)
- Des actions régulées, nommées régulations dans la suite du document (une grandeur physique est contrôlée par l'utilisation d'un système nommé actionneur afin d'atteindre une consigne. Les régulations font intervenir des systèmes de contrôle-commande, dont les paramètres influencent la qualité des performances des régulations en termes de suivi de consigne ; la section II.4 présente le principe de fonctionnement d'une régulation).

Les procédures de conduite sont également définies par les délais d'application des actions à la suite de l'initiateur, ou de l'ordre de changement d'état. Elles résultent à la fois de la démarche de sûreté du réacteur et de la définition de ses performances thermodynamiques.

## I.2.2 Conduite et sûreté d'un réacteur

La sûreté nucléaire est définie comme « l'ensemble de dispositions permettant d'assurer le fonctionnement normal d'une centrale nucléaire, de prévenir les accidents ou les actes de malveillance et d'en limiter les effets tant pour les travailleurs que pour le public et l'environnement. Ces dispositions doivent être prises aux stades de la conception, de la construction, de la mise en service, de l'utilisation, de la mise à l'arrêt définitif et du démantèlement d'une installation nucléaire ou d'un dispositif de transport de matières radioactives » [10].

Une des spécificités des réacteurs nucléaires est la production d'éléments radiotoxiques. De ce fait, un réacteur est conçu pour respecter des objectifs généraux de sûreté définis en tant que doses radiologiques maximales susceptibles d'affecter le personnel et le public.

Les événements susceptibles de se produire au cours de la construction, de la mise en service, de l'utilisation, de la mise à l'arrêt définitif et du démantèlement d'une installation nucléaire peuvent être caractérisés selon leur fréquence d'occurrence et des objectifs généraux de sûreté (mesurés en mSv). Ce partitionnement est nommé diagramme de Farmer. Le diagramme de Farmer appliqué aux conditions de fonctionnement et aux situations hypothétiques du réacteur ASTRID est présenté sur la Figure 2 [11]. Chaque condition de fonctionnement est constituée de plusieurs types de transitoires.

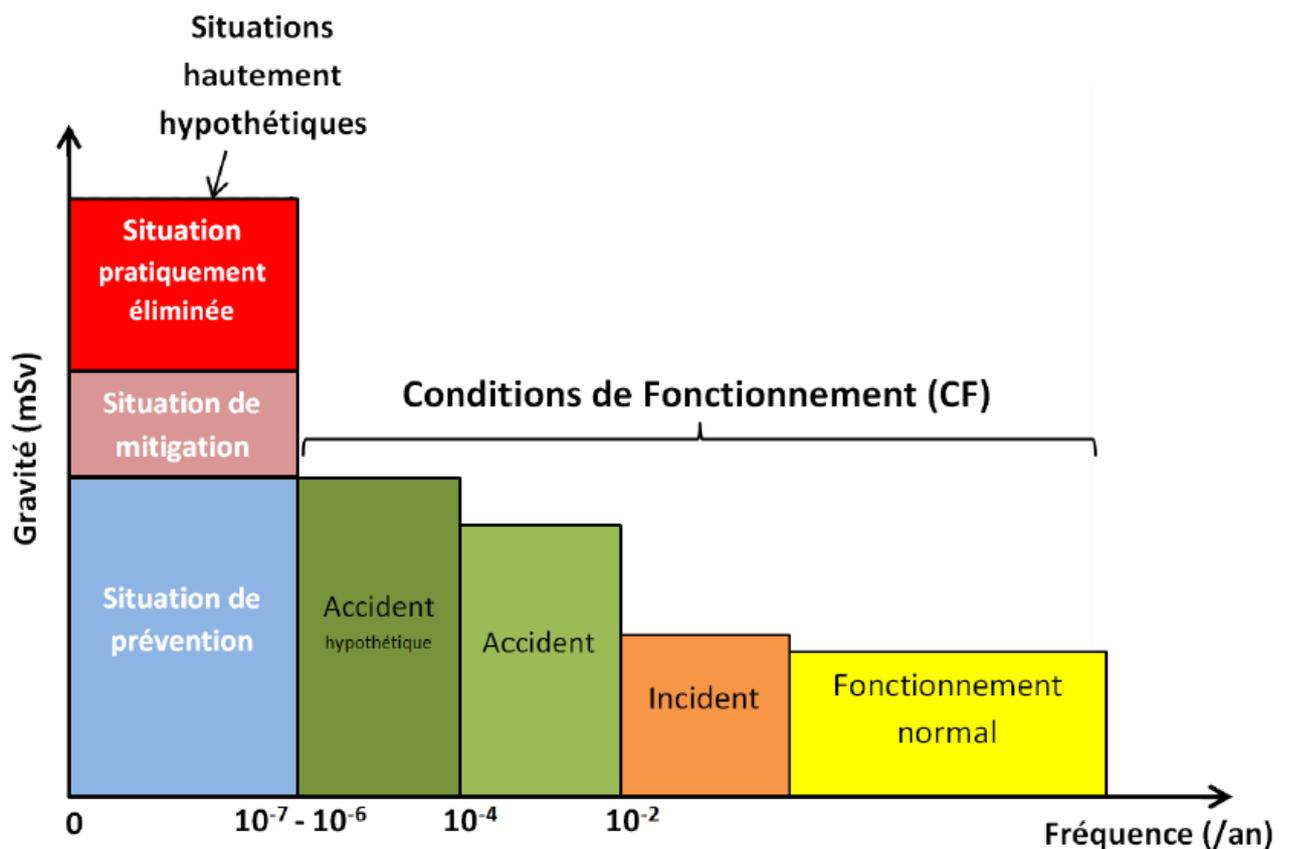


Figure 2. Diagramme de Farmer appliqué au réacteur ASTRID [11]

Deux domaines apparaissent sur ce diagramme :

- Les conditions de fonctionnement, subdivisées en quatre catégories : les conditions de fonctionnement normal, les incidents, les accidents et les accidents hypothétiques ;
- Les situations hautement hypothétiques induites par un ou plusieurs dysfonctionnements des dispositions de sûreté.

Des barrières physiques sont interposées entre les éléments radioactifs et l'environnement. Les éventuelles défaillances des barrières sont associées à des objectifs généraux de sûreté à ne pas dépasser afin de limiter leurs conséquences.

Des dispositions de sûreté sont mises en place pour conserver l'intégrité des barrières ou minimiser les conséquences de la rupture de ces dernières. L'ensemble de ces dispositions sont régies par le principe de défense en profondeur décliné en cinq niveaux de défense hiérarchisés qui regroupent des équipements et des procédures propres à maintenir l'efficacité des barrières physiques de manière à ce que :

- Si les dispositions d'un niveau sont mises en défaut, le niveau suivant entre en jeu ;
- Les niveaux soient indépendants les uns des autres.

Le premier et second niveau de la défense en profondeur sont respectivement associés à la catégorie de fonctionnement normal et aux incidents. Le troisième niveau intervient lors de la gestion d'accidents et d'accidents hypothétiques. Le quatrième niveau est dédié à la gestion des accidents graves. La référence [12] définit les cinq niveaux de la défense en profondeur de la manière suivante :

« Niveau 1 : réduction de la possibilité que l'installation sorte du domaine de fonctionnement normal. Les dispositions mises en œuvre à ce niveau ont trait à la prévention des incidents et des accidents et aux bonnes pratiques de conception ;

Niveau 2 : maîtrise des écarts par rapport au domaine de fonctionnement normal. Pour ce faire, on met en œuvre des systèmes de surveillance et de régulations ;

Niveau 3 : maîtrise des accidents de dimensionnement. Ce niveau regroupe les systèmes de protection du réacteur ;

Niveau 4 : limitation des conséquences des accidents graves ; ce niveau comprend les systèmes ultimes qui interviennent en cas d'accidents graves, dont la dernière barrière de confinement dont on doit démontrer la tenue ; cette dernière barrière est conçue afin de prévenir l'évacuation des populations avoisinant le réacteur et afin de s'assurer que si elle s'avérait nécessaire, elle serait limitée dans l'espace et dans le temps ;

Niveau 5 : mesures hors site. Les plans d'urgence établis par les autorités préfectorales relèvent de cet ultime niveau de défense. »

Pour chaque catégorie de fonctionnement, des critères dits de découplage sont introduits pour s'assurer que les objectifs généraux de sûreté soient respectés. Ces critères permettent ainsi de découpler les calculs thermohydrauliques et neutroniques des calculs de rejets radiologiques qui interviennent dans l'hypothèse du dépassement de ces critères de découplage. La référence [12] souligne le fait que l'utilisation des critères de découplage « permet d'utiliser des outils différents dans les domaines respectifs pour lesquels ils sont validés ».

La conduite du réacteur intervient dans les trois premiers niveaux de la stratégie de défense en profondeur et contribue ainsi au respect des critères de découplage. Elle est de ce fait un élément essentiel de la sûreté du réacteur. Elle peut également être un vecteur d'optimisation des performances thermodynamiques du réacteur comme cela est présenté dans la section suivante.

### I.2.3 Conduite et performances thermodynamiques du réacteur

En fonctionnement normal, deux modes principaux de fonctionnement sont définis pour les réacteurs électrogènes :

- Un mode qualifié de réacteur prioritaire, pendant lequel seul l'opérateur agit sur la conduite du réacteur ;
- Un mode qualifié de réseau prioritaire, pendant lequel des transitoires de suivi de charge ou de réglages de fréquence sont demandés par le réseau [13], [14], [15].

Ces deux modes impliquent un fonctionnement du réacteur en régimes partiels définis par une puissance du cœur inférieure à sa puissance nominale. La conduite du réacteur a alors pour objectif de lui permettre d'atteindre et de maintenir ces régimes partiels en modifiant ses points de fonctionnement à l'aide de consignes de régulation adaptées. Les rendements thermodynamiques du réacteur au cours de ces régimes partiels sont potentiellement dégradés par rapport au régime de fonctionnement nominal ; des éléments de conduite peuvent l'améliorer.

De plus, la conduite en conditions de fonctionnement normal contribue à la manœuvrabilité du réacteur. L'évolution du parc de production d'électricité au niveau européen, avec l'intégration des énergies renouvelables, la croissance du parc des véhicules électriques, l'encouragement à l'autosuffisance, induisent une plus forte variabilité de la demande en puissance électrique. Les réacteurs du futur devront répondre à cette variabilité en développant des systèmes et des conduites capables d'augmenter ou de réduire rapidement leurs niveaux de charge. Le choix des actionneurs supports des régulations ou des consignes variables avec le temps sont des pistes d'amélioration de la manœuvrabilité du réacteur. L'optimisation de la manœuvrabilité du réacteur génère des sollicitations thermomécaniques accrues sur les composants, source d'un vieillissement prématuré des structures, voire d'une remise en question de la sûreté du réacteur. Ces sollicitations devront alors être minimisées et des compromis seront à trouver entre une amélioration de la manœuvrabilité du réacteur et des sollicitations thermomécaniques acceptables.

Un réacteur nucléaire est dimensionné pour supporter au cours de son exploitation un nombre limité de transitoires associés à des niveaux de contraintes thermomécaniques [16]. La minimisation des sollicitations thermomécaniques des composants du réacteur à l'aide des éléments de conduite du réacteur permet donc une augmentation de sa durée d'exploitation. Les éléments de conduite permettent d'assurer en partie la sûreté du réacteur et laisse espérer des degrés de liberté pour optimiser le rendement thermodynamique du réacteur au cours de certains transitoires, ainsi que sa manœuvrabilité et sa durée d'exploitation. Une partie de la conduite du réacteur repose sur la mise en place de régulations, la section suivante présente les notions de base des régulations.

### I.2.4 Conduite et commande des procédés

Pour impacter les performances thermodynamiques et la sûreté d'un réacteur la conduite intègre des régulations. L'objectif d'une régulation est de contrôler au cours du temps une variable mesurable, nommée  $y(t)$ , en lui imposant un comportement défini par une loi de consigne  $y_c(t)$  dépendante du temps. Les systèmes d'un réacteur nucléaire sont régulés par des boucles de contre-réaction dont le principe de fonctionnement est présenté en Figure 3.

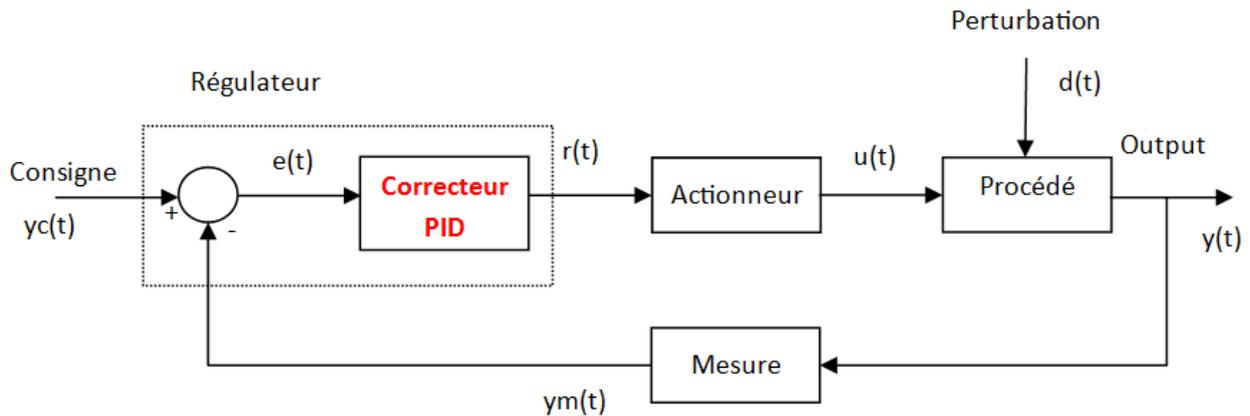


Figure 3. Schéma de principe d'un procédé régulé par contre-réaction en boucle fermée

La commande  $u(t)$  ou entrée du procédé est adaptée en fonction de l'écart  $e(t)$  entre la consigne demandée  $y_c(t)$  et la valeur mesurée, notée  $y_m(t)$ , de la sortie  $y(t)$ . L'adaptation de commande se fait via un correcteur qui, à partir de l'écart  $e(t)$ , calcule la grandeur réglante  $r(t)$  d'un actionneur qui impacte la commande du procédé. En plus des conséquences induites par la régulation, une source de perturbation notée  $d(t)$  (par exemple l'évènement initiateur d'un transitoire) peut également impacter le comportement du procédé. Pour illustration, voici un exemple de régulation utilisée dans les études présentées dans la section V.1 :

- La variable  $y(t)$  régulée est la vitesse de rotation de la turbomachine équipant le SCE-gaz ;
- Le procédé est l'ensemble : SCE-gaz, circuit secondaire et chaudière nucléaire du réacteur ASTRID ;
- L'actionneur utilisé est une vanne présente sur une tuyauterie de ligne de by-pass ;
- La variable réglante  $r(t)$  est le degré d'ouverture de la vanne de by-pass ;
- La commande  $u(t)$  est le débit de gaz traversant la ligne de by-pass.

La qualité d'une régulation est quantifiée à chaque instant par l'écart observé entre la consigne recherchée et la valeur effectivement prise par la valeur régulée. On parle de "suivi de consigne". Cette performance est alors dépendante des capacités de l'actionneur à modifier la variable à réguler et des capacités du correcteur à intégrer et anticiper les variations de la variable à réguler. Afin d'impacter les performances thermodynamiques et la sûreté d'un réacteur à l'aide de sa conduite, il est indispensable de prendre en considération les capacités des actionneurs et des correcteurs à réaliser les consignes demandées.

Pour conclure, la conduite d'un réacteur nucléaire est un élément constitutif de sa sûreté et

impacte son rendement, sa manœuvrabilité et sa durée d'exploitation. Cependant, une amélioration des performances thermodynamiques d'un réacteur peut potentiellement se faire au détriment de sa sûreté, ce qui n'est pas acceptable. De plus, les systèmes impliqués dans les boucles de contre-réaction sont des éléments décisifs dans la conduite d'un réacteur. Sur la base de ces constats, il est proposé dans ces travaux de thèse de définir une méthode qui exploite les éléments de conduite du réacteur dans l'objectif d'optimiser simultanément ses performances thermodynamiques tout en respectant ses contraintes de sûreté. Les objectifs de cette méthode, ainsi que son analyse fonctionnelle sont détaillés dans la section suivante.

## I.3 Objectifs de la méthode

L'objet de cette partie est de définir le besoin auxquels les travaux de thèse répondent, ainsi que les fonctions principales retenues pour le satisfaire. Le formalisme de cette partie s'inspire de la méthode APTE (Application aux Techniques d'Entreprise) [18], dédiée aux analyses fonctionnelles et appliquée à la conduite de projet. Le besoin est exprimé dans la section I.3.1. Puis, une visualisation et une formulation précise et concise des fonctions à remplir sont définies dans la section I.3.2.

### I.3.1 Le besoin

En raison des éléments de contexte présentés à la section I.2, il apparaît que :

- La conduite d'un réacteur nucléaire est un vecteur d'optimisation des performances thermodynamiques d'un réacteur ;
- La conduite d'un réacteur nucléaire permet de respecter les critères de découplage associés à toutes les catégories de fonctionnement du réacteur ;
- La qualité de la conduite est dépendante des éléments de contrôle-commande (correcteur et actionneur) impliqués dans les boucles de contre-réaction ;
- La conduite peut également permettre à un réacteur de respecter certaines contraintes, par exemple, le respect d'un seuil associé à la quantification de la qualité du suivi de consigne d'une régulation.

Ainsi, définir la conduite optimale d'un réacteur nucléaire est équivalent à résoudre un problème d'optimisation multiobjectif et contraint dépendant des paramètres descriptifs de la conduite.

Les deux hypothèses de travail suivantes sont valables pour l'ensemble du mémoire :

- Une étude de la conduite est faite pour un transitoire fixé ;
- Les études de la conduite sont réalisées à l'aide de simulations du comportement dynamique du réacteur avec un unique Outil de Calcul Scientifique (OCS) de thermohydraulique : CATHARE2.

A l'issue de ces constatations, la problématique traitée est la suivante :

**Comment résoudre un problème d'optimisation multiobjectif et contraint associé au**

comportement thermohydraulique d'un réacteur, à l'aide des éléments descriptifs de sa conduite, pour un transitoire donné et modélisé par un outil de calcul scientifique ?

La réponse à cette problématique est un besoin dont la schématisation est proposée dans la Figure 4. Une méthode est développée lors de ces travaux pour répondre à cette problématique.

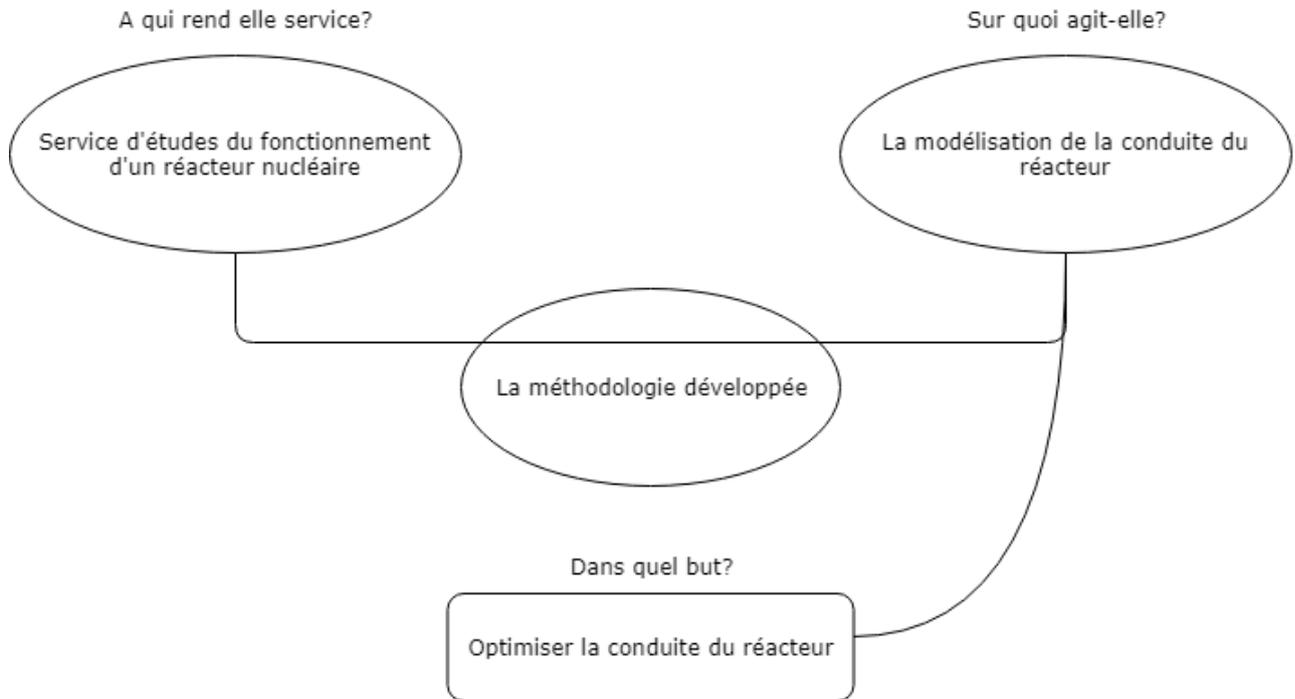


Figure 4. Schéma du besoin [19] ; besoin fonctionnel de la méthode développée

### I.3.2 Le diagramme d'environnement

Après avoir identifié le besoin auquel la méthode répond, il convient de définir les éléments constitutifs de l'environnement de la méthode développée, c'est-à-dire l'ensemble des systèmes et notions physiques qui interagissent avec elle, et de formuler les services rendus à l'utilisateur de la méthode sous la forme de fonctions principales (FP) et de fonctions de contraintes (FC). Une fonction principale est une relation qui unit plusieurs éléments extérieurs avec la méthode, alors qu'une fonction de contrainte est une relation directe d'un unique élément extérieur avec la méthode. Dans l'objectif de simplifier la visualisation des différentes fonctions, un graphique fonctionnel [19] est proposé pour chacune d'entre elles.

La conduite d'un réacteur pour un transitoire donné est définie par six catégories de paramètres nommés "paramètres descriptifs de la conduite", incluant trois catégories de paramètres discrets :

- Les activations d'actions forcées ;
- Le choix des actionneurs supports des régulations ;
- Le choix des variables régulées.

Et trois catégories de paramètres continus :

- Le temps à partir duquel une action forcée ou une régulation est appliquée ;
- Les consignes des régulations ;
- Les paramètres des systèmes de contrôle-commande.

Les sorties qui pourront être considérées par la méthode d'optimisation comme des objectifs à optimiser ou des contraintes à respecter sont de deux types :

- Des performances thermodynamiques ;
- Des quantifications de la qualité du suivi de consigne des régulations impliquées dans la conduite.

Bien que la conduite n'assure pas en catégorie de fonctionnement incidentel ou accidentel la défense en profondeur du réacteur, il est important de s'assurer que les éléments de conduite sélectionnés n'impactent pas le respect des critères de découplage affectés de leur marge pour intégrer les incertitudes introduites par les OCS. Ainsi, les sorties considérées par la méthode d'optimisation comme des contraintes à respecter intègrent les critères de découplage associés à la catégorie de fonctionnement du transitoire étudié et affectés d'une marge.

La méthode repose sur l'utilisation d'un outil de calcul scientifique modélisant à l'aide d'un Jeu De Données (JDD) le comportement thermohydraulique dynamique d'un réacteur nucléaire au cours d'un transitoire. Ce JDD intègre l'ensemble des systèmes du réacteur et constitue une donnée d'entrée de la méthode. L'utilisateur de la méthode doit être capable de modifier ce JDD pour modéliser l'ensemble des actions de conduite qu'il souhaite éprouver. Ces actions impliquent des régulations utilisant des actionneurs intégrés au réacteur et les systèmes de contrôle-commande associés. Il s'agit de la première fonction principale notée FP1.

#### **FP1 : Modifier le JDD d'un OCS pour intégrer les paramètres descriptifs de la conduite**

Un grand nombre de stratégies de conduite est envisageable du fait de l'ensemble des combinaisons possibles des paramètres descriptifs de la conduite. La méthode doit proposer une stratégie de sélection des variables de décision du problème d'optimisation parmi les paramètres descriptifs de la conduite. Il s'agit de la seconde fonction principale notée FP2.

#### **FP2 : Choisir les variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif parmi les paramètres descriptifs de la conduite**

La méthode doit proposer une stratégie de sélection des objectifs à optimiser et des contraintes à respecter dans le problème d'optimisation multiobjectif et contraint. Ce choix est fait parmi :

- Des performances thermodynamiques ;
- Des quantifications de la qualité du suivi de consigne des régulations impliquées dans la conduite.

Les critères de découplage associés à la catégorie de fonctionnement du transitoire étudié et affectés d'une marge sont quant à eux considérés comme des contraintes à respecter.

#### **FP3 : Choisir les objectifs à optimiser et les contraintes à respecter dans le problème d'optimisation multiobjectif et contraint**

La méthode doit calculer les N objectifs et les M contraintes impliqués dans le problème d'optimisation avec l'OCS retenu pour l'étude, en fonction des variables de décision retenues. Il s'agit de la fonction principale notée FP4.

**FP4 : Calculer les objectifs d'optimisation et les contraintes en fonction des variables de décision à l'aide de l'OCS et du JDD du réacteur**

Les conduites optimales (définies par les variables de décision du problème) définissant les vecteurs objectifs constitutifs du front de Pareto (cf. II.1.1.1 et II.1.1.2) doivent être identifiées et vérifier les contraintes du problème d'optimisation. Il s'agit de la fonction principale FP5.

**FP5 : Résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint**

Enfin, la résolution de ce problème d'optimisation doit être effectuée dans un temps relativement court avec un ordinateur « conventionnel » incluant 8 processeurs de 3,5GHz. Il s'agit d'une fonction de contrainte notée FC1.

**FC1 : Résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint dans un temps relativement court avec un ordinateur « conventionnel »**

Afin de remplir les fonctions principales et de contrainte, la méthode interagit avec les éléments d'environnement suivants :

- Un JDD de l'objet d'étude pour l'outil de calcul scientifique thermohydraulique déterministe choisi ;
- Les objectifs d'optimisation et les contraintes à respecter qui intègrent :
  - o Des quantifications des performances thermodynamiques du réacteur, par exemple un rendement thermodynamique moyenné sur une durée ou des temps d'atteinte de certains états stables du réacteur, ou des quantifications de chargements thermiques,
  - o Des critères de découplage affectés d'une marge pour considérer les incertitudes induites par les OCS ;
  - o Des quantifications de la qualité des performances des régulations en termes de suivi de consigne.
- Les vecteurs objectifs constitutifs du front de Pareto ;
- Les paramètres descriptifs de la conduite du réacteur ;
- Les variables de décision associées au problème d'optimisation ;
- Le temps d'exécution de la méthode.

La visualisation de l'ensemble des fonctions que la méthode doit réaliser est proposée à travers un graphique fonctionnel en Figure 5.

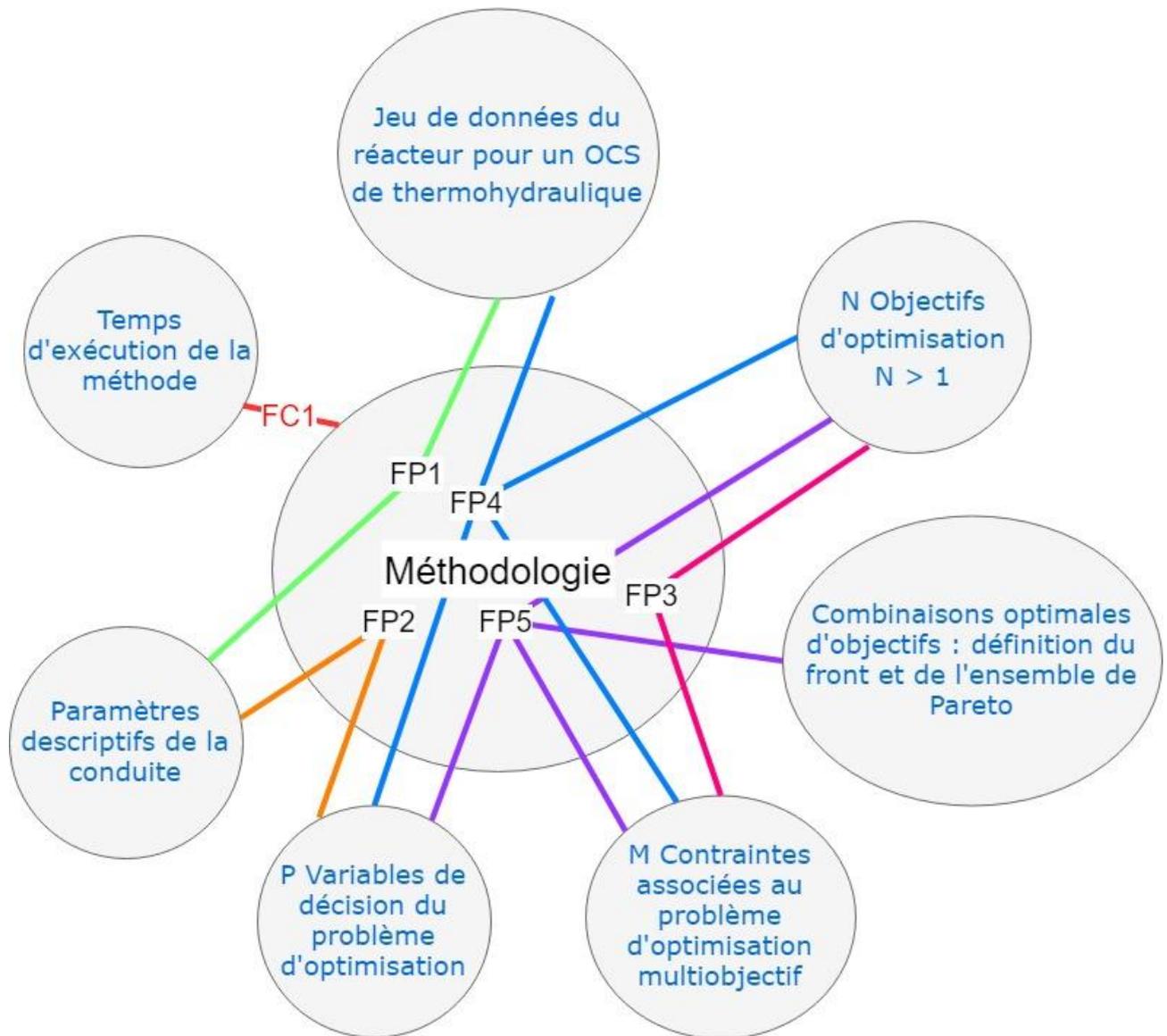


Figure 5. Graphique fonctionnel de la méthode

La construction de la méthode ainsi que plusieurs cas d'application sont présentés dans ce mémoire. L'organisation du mémoire est détaillée dans la section suivante.

## I.4 Organisation du manuscrit

Le Chapitre II présente les outils et notions envisageables pour réaliser les fonctions principales et de contrainte associées à la méthode. Le Chapitre III sélectionne une partie des outils présentés lors du Chapitre II pour créer la méthode ; son fonctionnement est également décrit. Le Chapitre IV présente les résultats de la première étape de la méthode appliquée au réacteur ASTRID et qui permet ainsi de caractériser un ensemble de systèmes (appelés actionneurs) présents dans le réacteur ; cette étape est commune à l'étude de l'ensemble des transitoires constitutifs des différentes catégories de fonctionnement. Enfin, le Chapitre V présente deux applications de la méthode. Une première étude de l'incident de Manque de Tension Externe (MdTE), suivi d'une étude d'un transitoire de réglage de fréquence classé dans la catégorie de fonctionnement normal.

## I.5 A retenir du chapitre I

- La filière des RNR-Na est une filière complémentaire à l'utilisation d'une filière REP ;
- Le projet ASTRID fut l'occasion de développer une série d'innovations sur les RNR-Na, dont notamment le cœur de type CFV ;
- L'association d'un système de conversion d'énergie au gaz permet d'éliminer par définition le risque de réaction sodium/eau ;
- L'objet d'étude des travaux présentés est le réacteur ASTRID équipé d'un système de conversion d'énergie au gaz ;
- La conduite d'un réacteur nucléaire constitue le niveau 2 de sa stratégie de défense en profondeur ;
- La conduite d'un réacteur nucléaire est un vecteur d'optimisation de ses performances thermodynamiques ;
- La problématique traitée : **Comment résoudre un problème d'optimisation multiobjectif associé au comportement thermohydraulique d'un réacteur, à l'aide des éléments descriptifs de sa conduite, pour un transitoire donné et modélisé par un outil de calcul scientifique ?**
- L'analyse fonctionnelle de la méthode fait ressortir cinq fonctions principales :
  - **FP1 : Modifier le JDD d'un OCS pour intégrer les paramètres descriptifs de la conduite**
  - **FP2 : Choisir les variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif parmi les paramètres descriptifs de la conduite**
  - **FP3 : Choisir les objectifs à optimiser et les contraintes à respecter dans le problème d'optimisation multiobjectif et contraint**
  - **FP4 : Calculer les objectifs d'optimisation et les contraintes en fonction des variables de décision à l'aide de l'OCS et du JDD du réacteur**
  - **FP5 : Résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint**
- Et une fonction de contrainte :
  - **FC1 : Résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint dans un temps relativement court avec un ordinateur « conventionnel »**
- Les critères de découplage associés à la catégorie de fonctionnement du transitoire étudié et affectés d'une marge sont considérés comme des contraintes à respecter lors du processus d'optimisation.

## Chapitre II Outils mathématiques associés à la méthode développée

---

Remarque : l'ensemble des notations en gras sont des vecteurs.

### II.1 Notions et méthodes d'optimisation multiobjectif

La méthode propose de résoudre un problème d'optimisation multiobjectif et contraint (cf. FP5 de la section I.3.2). Des méthodes d'optimisation qualifiées d'a priori et d'autres qualifiées de progressives (présentées dans la section II.1.2) permettent d'intégrer les préférences de l'utilisateur vis-à-vis de chaque objectif dans le processus de résolution. D'autres méthodes d'optimisation qualifiées d'*a posteriori* (présentées dans la section II.1.3), n'intègrent pas ces préférences et recherchent un ensemble exhaustif de compromis optimaux.

#### II.1.1 Notions associées à un problème d'optimisation multiobjectif et contraint

##### II.1.1.1 Définition d'un problème d'optimisation multiobjectif et contraint

La conduite optimale du réacteur doit permettre d'optimiser simultanément plusieurs objectifs (également appelés fonctions de coûts), tout en respectant certaines contraintes au cours d'un transitoire. Comme introduit lors de la section I.2, les objectifs à optimiser sont des performances thermodynamiques du réacteur. Les critères d'évaluation des performances des régulations peuvent être considérés comme des objectifs d'optimisation ou des contraintes à respecter. Les critères de découplage associés aux objectifs généraux de sûreté, affectés d'une marge pour considérer les incertitudes induites par les OCS, sont des contraintes à respecter. Les actions de la conduite du réacteur (telles que définies lors de la section I.2) confèrent des degrés de liberté au réacteur afin d'optimiser simultanément les objectifs retenus tout en respectant des contraintes.

La conduite optimale du réacteur est donc la solution d'un problème d'optimisation multiobjectif et contraint. La formulation mathématique de ce type de problème est la suivante [20] :

Soit le vecteur  $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_N(\mathbf{x})]^T$  et M inégalités :

$$g_j(\mathbf{x}) \leq 0, j = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

Où  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T \in \Omega$ .

$\mathbf{f}$  est le vecteur objectif, dont chacune des N coordonnées représente une variable associée à un

objectif d'optimisation. On appelle dans la suite du document "objectifs" ou "fonction de coût" ces variables d'optimisation. Les  $M$  inégalités  $g_j$  représentent les contraintes à respecter, cet ensemble de contraintes délimite un espace restreint de recherche des solutions optimales. Enfin, le vecteur de décision  $\mathbf{x}$  constitué de  $p$  coordonnées, représente les variables de décision définies dans l'espace de recherche  $\Omega$ . Les variables de décision sont les paramètres d'entrée du problème d'optimisation, ce sont elles qui impactent les valeurs prises par les  $N$  objectifs et les  $M$  contraintes. Dans l'ensemble des travaux présentés, les variables de décision ont la propriété d'être continues et d'être définies dans  $\mathbb{R}$ . Ainsi, l'espace de recherche  $\Omega$  est un sous ensemble de  $\mathbb{R}^p$ . L'espace recouvert par les  $N$  objectifs est appelé l'espace objectif et le sous-espace des vecteurs objectif qui satisfait les  $M$  contraintes est appelé l'espace des solutions.

Dans l'hypothèse où les  $N$  objectifs évoluent simultanément vers leur optimum, le problème d'optimisation admet une unique solution. Dans le cas d'un problème d'optimisation multiobjectif, cette hypothèse n'est que rarement vérifiée et les  $N$  objectifs évoluent de manière contradictoire (par exemple, la minimisation d'un chargement thermique induira l'augmentation d'un temps d'atteinte d'un état stable du réacteur qui doit être minimisé). La solution de ce type de problème n'est alors pas unique. Un ensemble de solutions, appelés front de Pareto, définit les meilleurs compromis envisageables pour optimiser simultanément les  $N$  objectifs. La section suivante définit un front de Pareto.

### II.1.1.2 La notion d'optimum selon Pareto

Afin de sélectionner les vecteurs objectif constitutifs du front de Pareto, chaque vecteur  $\mathbf{f}$  candidat à la résolution du problème d'optimisation multiobjectif est comparé aux autres selon la notion de domination introduite par Francis Ysidro, puis généralisées par Vilfredo Pareto [21].

Soit les vecteurs de décision  $\mathbf{x}_1 = [x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,p}]^T$  et  $\mathbf{x}_2 = [x_{2,1}, x_{2,2}, \dots, x_{2,p}]^T$ . Le vecteur objectif  $\mathbf{f}(\mathbf{x}_1)$  domine le vecteur objectif  $\mathbf{f}(\mathbf{x}_2)$  si l'ensemble des objectifs de  $\mathbf{f}(\mathbf{x}_1)$  sont meilleurs que ceux de  $\mathbf{f}(\mathbf{x}_2)$  et qu'au moins un objectif de  $\mathbf{f}(\mathbf{x}_1)$  est strictement meilleur que celui de  $\mathbf{f}(\mathbf{x}_2)$ .

Mathématiquement, dans un contexte de minimisation, le vecteur  $\mathbf{x}_1$  domine le vecteur  $\mathbf{x}_2$  si et seulement si la relation (3) est vérifiée :

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, N\}, f_i(\mathbf{x}_1) \leq f_i(\mathbf{x}_2) \text{ et } \exists j \in \{1, 2, \dots, N\} \text{ tel que } f_j(\mathbf{x}_1) < f_j(\mathbf{x}_2) \quad (3)$$

La notion de domination, permet ainsi de classer les vecteurs objectifs. Une solution  $\mathbf{f}_{\text{opt}}$  est qualifiée d'optimale au sens de Pareto si aucun autre vecteur de décision ne la domine. L'ensemble des solutions qui satisfont cette propriété constitue le front de Pareto et les vecteurs de décision associés constituent l'ensemble de Pareto. De cette façon, chaque solution de l'ensemble de Pareto définit un compromis optimum qui ne domine pas les autres compromis constitutifs du front. Autrement dit, l'amélioration d'un objectif au sein du front de Pareto induit forcément la dégradation d'un autre objectif. Une illustration d'un front de Pareto à deux objectifs dans un contexte de minimisation des deux objectifs est proposée Figure 6.

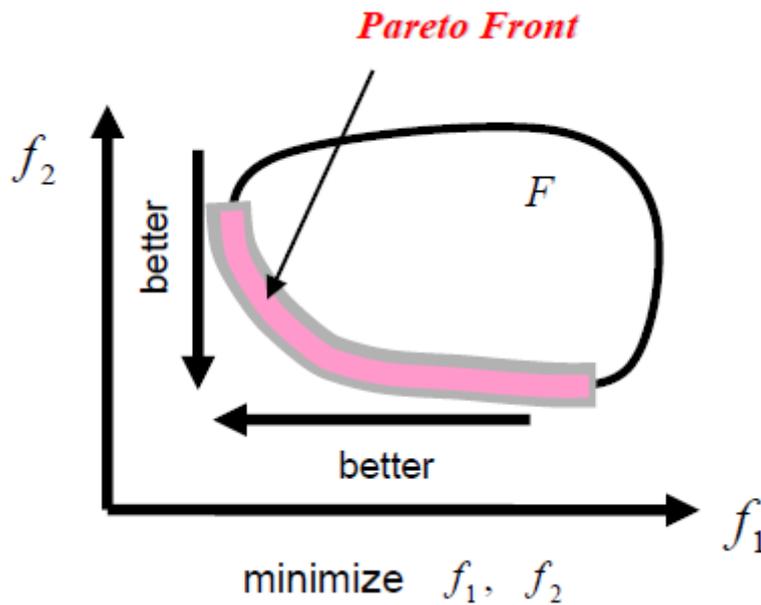


Figure 6. Illustration, issue de la référence [20], d'un front de Pareto à deux objectifs dans un contexte de minimisation de ces deux objectifs

La résolution d'un problème d'optimisation associé à la définition d'une conduite du réacteur ASTRID pour un transitoire donné, se confronte aux problématiques présentées dans la section suivante.

### II.1.1.3 Optimisation et fléau de la dimension

Les problèmes d'optimisation associés aux définitions de la conduite du réacteur ASTRID en réponse à différents transitoires sont des problèmes multiobjectifs et contraints. L'ordre de grandeur du nombre d'objectifs à optimiser en intégrant plusieurs chargements thermiques et plusieurs performances thermodynamiques est de l'ordre de la dizaine. Une partie des variables de décision retenues pour résoudre ce problème sont des consignes de régulation.

Les performances en termes de suivi de consigne doivent alors également être considérés dans les sorties du problème d'optimisation sous la forme d'objectifs ou de contraintes, afin de s'assurer que les régulations mises en place permettent aux consignes testées d'être effectivement réalisées. La qualité du suivi de consigne est dépendant des systèmes de contrôle (correcteur et actionneur) qui doivent de fait être intégrés dans les variables de décision des problèmes d'optimisation.

Ainsi, ces problèmes d'optimisation sont définis par un grand nombre d'objectifs (rendement thermodynamique du réacteur, disponibilité, manœuvrabilité, performance des systèmes de contrôle, durée de vie des composants) et également par un grand nombre de variables de décision (consigne de régulation et paramètres du système de contrôle associé). La résolution d'un problème d'optimisation avec un nombre de variables de décision important est confrontée à la notion de fléau de la dimension (*curse of dimensionality*). Cette notion est introduite par Bellman en 1957 dans la référence [22], elle désigne les phénomènes particuliers associés à

l'analyse de données pour des espaces de grande dimension qui n'existent pas pour des espaces de faible dimension. L'idée principale associée à cette notion est la forte augmentation du volume de l'espace lorsque la dimension de cet espace augmente, ce qui induit un isolement d'un nombre fini de données les unes par rapport aux autres. Ce constat est problématique pour toutes les méthodes nécessitant un grand nombre de données comme l'échantillonnage et l'optimisation.

La notion du fléau de la dimension rend impossible une recherche aléatoire d'un optimum, laquelle induirait un nombre de calcul trop important à réaliser. A la suite de cette constatation, il est nécessaire d'utiliser au sein de la méthode développée une méthode d'optimisation robuste, capable de s'attaquer au fléau de la dimension. Les deux sections suivantes présentent différents algorithmes d'optimisation multiobjectif pour répondre à cet objectif.

### II.1.2 Les méthodes d'optimisation *a priori* et progressive

La famille regroupant les méthodes d'optimisation "*a priori*" se base sur des méthodes dites par agrégation dans lesquelles les fonctions de coût sont fusionnées entre elles. Cette famille permet de considérer les préférences du décideur avant même de réaliser l'optimisation et évite ainsi de classer les vecteurs objectifs testés en termes de domination. Le problème d'optimisation multiobjectif est ainsi transformé en un problème d'optimisation à un unique objectif et de ce fait une unique solution résout le problème. Ainsi, des méthodes de résolution usuelles dites de "descente", basée sur la minimisation du gradient de la fonction de coût issue de l'agrégation peuvent être appliquées [23]. D'autres méthodes ne requièrent pas de calculs de gradients. Il existe des méthodes constructives comme la méthode de Nelder-Mead [24] qui consiste à propager un « simplexe<sup>5</sup> » sur la fonction de coût dans les directions de minimisation de celle-ci. Il s'agit de méthodes numériques heuristiques<sup>6</sup>. Ces méthodes ne font intervenir que des calculs de fonctions de coût et ne réalisent aucune opération sur ces dernières.

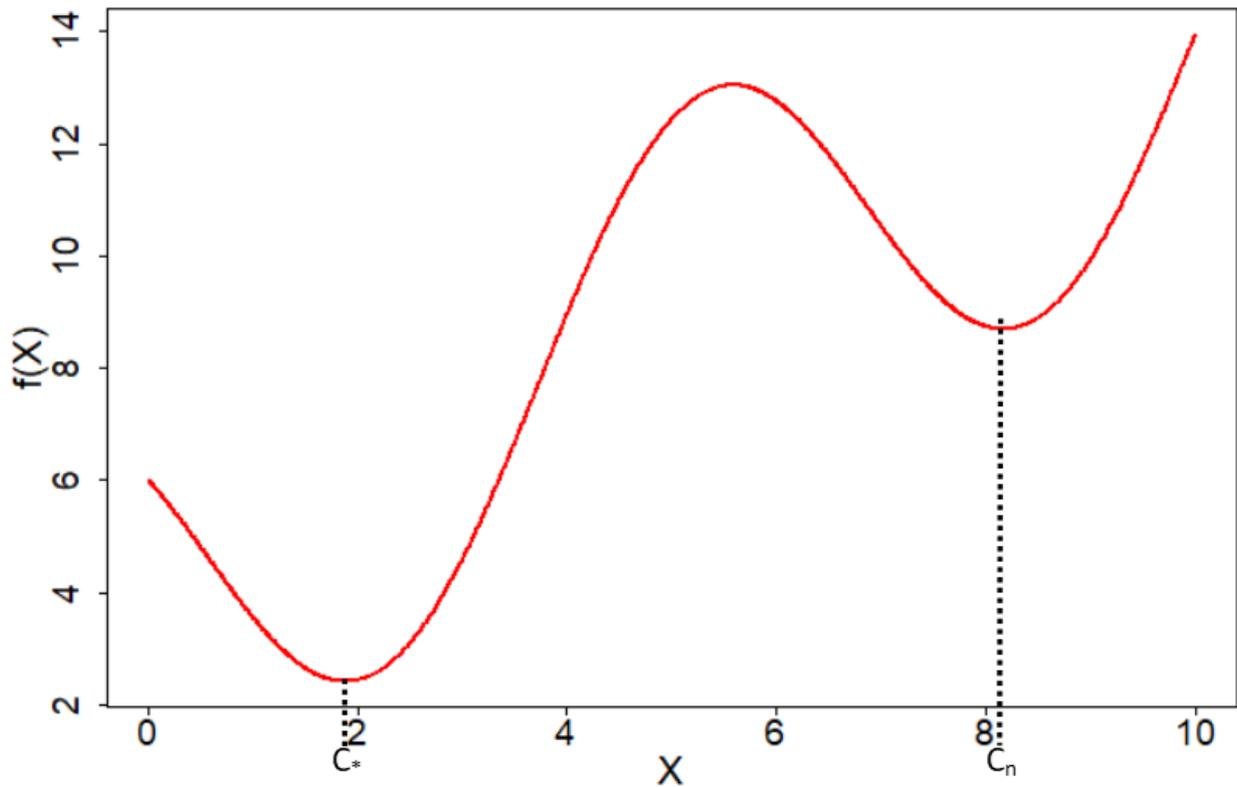
Une difficulté pour résoudre un problème d'optimisation mono-objectif est de distinguer les éventuels minima locaux du minimum global de la fonction de coût à optimiser, on parle alors dans la littérature de problème d'optimisation « difficile<sup>7</sup> » [25]. La Figure 7 illustre cette situation : le point  $C_n$  est un minimum local (caractérisé par une valeur de gradient nulle) différent de l'optimum global de la fonction  $C_*$ .

---

<sup>5</sup> Objet géométrique « fermé » le plus simple à  $n+1$  points dans un espace à  $n$  dimensions ; par exemple, dans un espace à deux dimensions le simplexe est un triangle, à trois dimensions le simplexe est un tétraèdre.

<sup>6</sup> Méthode de calcul qui fournit rapidement une solution à un problème spécifique d'optimisation non-linéaire, mais dont la solution n'est pas certifiée optimale.

<sup>7</sup> Problèmes définis par des fonctions objectifs continues et non-linéaires, caractérisés par plusieurs optimum locaux



**Figure 7. Allure d'une fonction de coût non linéaire caractérisée par plusieurs minimums locaux**

Potentiellement, les heuristiques et les méthodes de descente peuvent commettre l'erreur de considérer une solution locale comme étant la solution globale du problème d'optimisation.

La famille des méthodes d'optimisation "progressive" utilise des méthodes interactives. Ces méthodes requièrent de la part du décideur des choix de préférences vis-à-vis des compromis qui lui sont proposés au cours du processus d'optimisation. Ceci afin de réorienter la recherche de compromis vers des zones susceptibles de contenir des compromis optimaux. Ces méthodes renvoient également une unique solution au problème d'optimisation multiobjectif ; plusieurs méthodes interactives sont proposées dans la référence [25]. L'inconvénient principal est de solliciter continuellement l'utilisateur, ce qui n'est pas acceptable dans le cas où de nombreux appels aux fonctions de coût sont requis ou que chaque appel est coûteux en temps de calcul.

La méthode développée lors de ces travaux de thèse vise à être la plus exhaustive possible. Ainsi, l'objectif recherché est de renvoyer à l'utilisateur le front de Pareto le plus complet possible sans intégrer ses préférences, ceci afin de ne pas être influencé par des raisonnements *a priori* et d'anticiper les éventuels changements de préférence de la part de l'utilisateur. En effet, par définition, une méthode d'optimisation *a priori* ou progressive renvoie un front de Pareto influencé par les préférences exprimées par l'utilisateur, dans l'hypothèse où l'utilisateur change le choix de ses préférences après la résolution du problème d'optimisation, le front de Pareto initialement obtenu devient obsolète. Un nouveau processus d'optimisation devra alors être réalisé pour intégrer les nouvelles préférences exprimées par l'utilisateur.

Une autre famille de méthodes consiste à ne pas intégrer les préférences de l'utilisateur dans la

résolution du problème d'optimisation. Le front de Pareto obtenu répertorie l'ensemble des compromis optimaux dans l'espace des solutions. Il s'agit des méthodes qualifiées d'*a posteriori*.

### II.1.3 Les méthodes d'optimisation *a posteriori*

Ces méthodes proposent un ensemble de solutions optimales bien réparties dans le front de Pareto, le décideur peut ensuite faire un choix subjectif d'une solution dans cet ensemble. La principale difficulté de ces méthodes est de définir un front suffisamment détaillé, ce qui peut impliquer des temps longs d'exécution. Pour remplir ce critère d'exhaustivité, les méthodes *a posteriori* doivent répondre aux exigences suivantes :

- Ne pas être "piégées" par des minima locaux ;
- Classer les solutions à l'aide de la notion de domination définie par Pareto ;
- Favoriser la recherche de solutions dans les zones de compromis optimum, afin de minimiser le temps d'exécution.

D'après la littérature, les méthodes métaheuristiques sont les mieux qualifiées pour résoudre les problèmes d'optimisation mono-objectifs ou multiobjectifs "difficiles" (cf. note de bas de page numéro 7). Elles se caractérisent par quatre points communs :

- Leur principe de fonctionnement est en partie stochastique ;
- Elles requièrent uniquement des calculs de fonctions de coût ;
- Aucune évaluation de type dérivée n'est nécessaire ;
- Leur principe de fonctionnement est basé sur des analogies à la physique, la biologie ou l'éthologie.

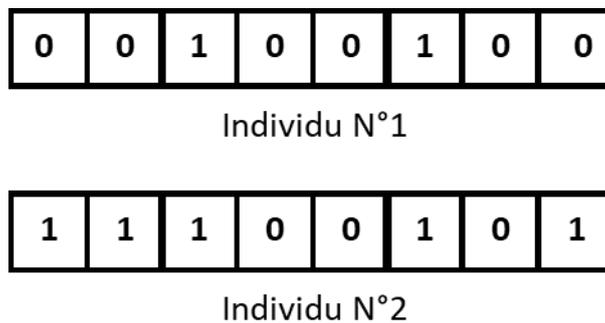
Les principales métaheuristiques sont le recuit simulé [26], la recherche tabou [27], et les Algorithmes Génétiques (AG) [28]. Deux types de mécanismes permettent aux métaheuristiques de limiter le risque d'être piégées par des minima locaux. Il existe des métaheuristiques dites de voisinage pour lesquelles un mécanisme, spécifique à chaque méthode, assure une dégradation contrôlée de la fonction de coût pour s'extraire du piège d'un minimum local (exemple : le recuit simulé). Les autres métaheuristiques sont dites distribuées, on parle également d'algorithmes évolutionnaires. Ces dernières contrôlent en parallèle une population de solutions et évitent ainsi le piège des minima locaux (exemple : les algorithmes génétiques).

Les AG sont particulièrement bien adaptés au traitement d'un problème d'optimisation multiobjectif. En effet, ils sont capables de considérer un grand nombre de variables de décision et leur principe de fonctionnement intègre une évaluation de l'efficacité d'une solution testée vis-à-vis de l'ensemble des fonctions de coût à optimiser. C'est à partir de cette évaluation d'efficacité que des solutions plus performantes sont sélectionnées jusqu'à définir un ensemble de solutions de Pareto. La suite de cette partie présente le principe de fonctionnement de ce type d'algorithme, puis des notions de budgets de calculs associées.

### II.1.3.1 Principe des algorithmes génétiques

Cette présentation du principe de fonctionnement d'un AG reprend des éléments de la section 5.6 de la référence [25].

Les AG résolvent des problèmes d'optimisation multiobjectif en définissant plusieurs populations de points, appelées générations, répartis dans l'espace de définition des variables de décision. Ces populations sont constituées d'individus qui représentent des vecteurs de décision codées à l'aide de gènes. Généralement, un individu est codé par une chaîne binaire qui représente sa position dans l'espace de recherche. Par exemple, la Figure 8 présente deux individus codés chacun sur un octet. Dans cette représentation un bit correspond à un gène.



**Figure 8. Illustration du code binaire du génotype de deux individus différents**

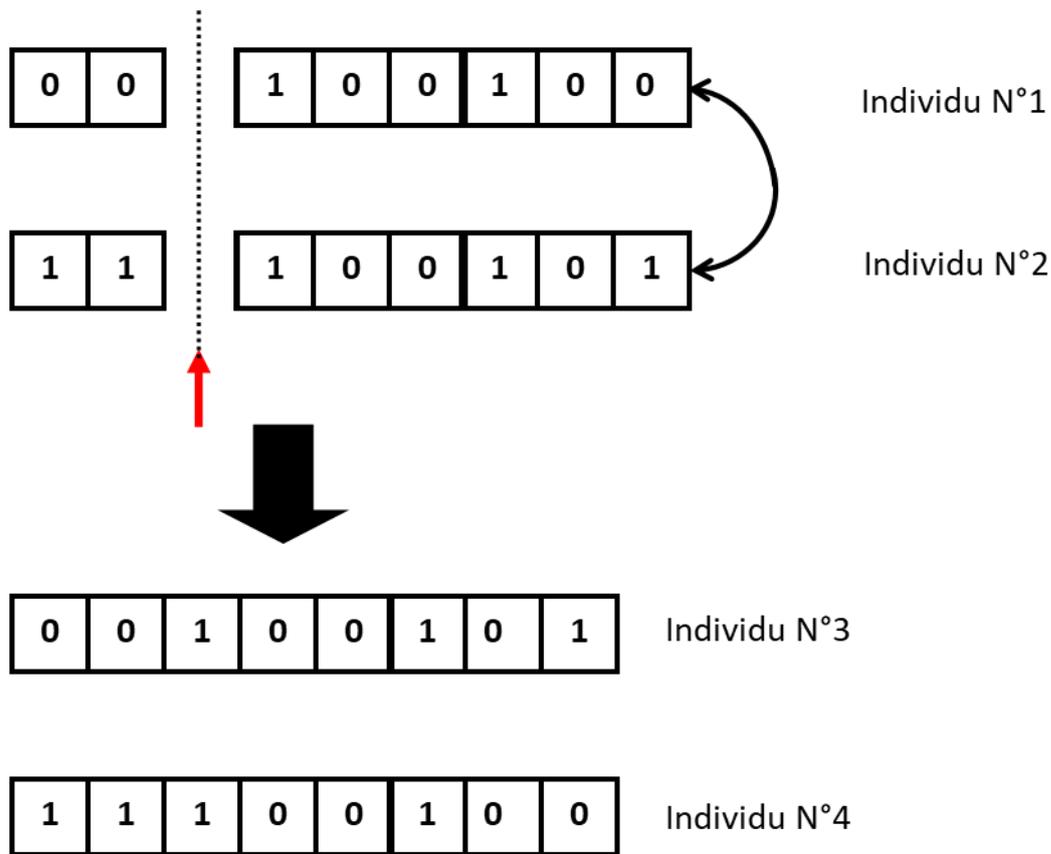
A chaque individu est associée une efficacité (également nommée adaptabilité). Cette efficacité correspond à la performance d'un individu pour résoudre le problème multiobjectif donné. Plusieurs critères quantifiant cette efficacité sont disponibles dans la littérature (plusieurs d'entre eux sont disponibles dans la référence [25], l'Annexe E détaille le calcul de l'efficacité pour le cas de l'algorithme *Non dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA)).

A la suite de cette quantification, une sélection des individus est effectuée selon leur valeur d'efficacité. Afin de définir un front de Pareto exhaustif, la valeur d'efficacité doit intégrer à la fois la notion de domination au sens de Pareto et la répartition au sein d'une population.

Chaque individu est ensuite copié un nombre de fois proportionnel à son efficacité, il s'agit de l'étape de reproduction. Ces individus copiés seront un des parents sélectionné pour enfanter une nouvelle génération. Ce schéma de fonctionnement est à l'image de la vie réelle, plus un individu est adapté à son milieu, plus sa capacité à se reproduire est grande.

Le second parent pour effectuer un croisement est sélectionné par tirage aléatoire parmi la liste d'individus issue de l'étape de reproduction. A l'issue de l'étape de reproduction et de sélection du second parent deux individus sont sélectionnés pour se reproduire.

L'étape suivante consiste à fusionner les deux individus pour fournir deux nouveaux individus, cette opération s'appelle le croisement. Pour cela, on sélectionne aléatoirement une position dans le codage de l'individu (représentée par la flèche rouge sur la Figure 9). A cette position, on sépare le codage puis on échange les morceaux de droite entre les individus, ce qui aboutit à la création de deux nouveaux individus.



**Figure 9. Illustration du principe de croisement de deux individus pour un algorithme génétique**

La population initiale est ainsi diversifiée ; la dernière étape consiste à supprimer les individus les moins performants afin de conserver un nombre d'individus par génération constant. Une étape optionnelle est également envisageable et consiste à induire une mutation d'un gène choisi aléatoirement pour quelques individus également choisis arbitrairement.

L'ensemble de ces étapes est reconduit jusqu'à l'atteinte d'un critère d'arrêt (par exemple un nombre maximum d'itérations). Les AG ont donc besoin d'être paramétrés en définissant à minima le nombre d'individus par génération (noté  $n_{ind}$ ) et le nombre de générations (noté  $n_{gen}$ ) à modéliser. La partie suivante renseigne des ordres de grandeur préconisés par la littérature concernant ces deux paramètres.

### II.1.3.2 Budget de calcul des algorithmes génétiques

Bien que les AG soient parfaitement dédiés à l'optimisation multiobjectif, un autre critère de choix des algorithmes d'optimisation est le temps requis pour résoudre un problème. Ce temps est impacté par deux variables :

- Le nombre de calculs requis pour résoudre le problème ;
- Le temps nécessaire à la réalisation de chaque calcul (en l'occurrence le temps de simulation de l'OCS).

Dans le cas de l'utilisation des AG, il est couramment préconisé, d'après les travaux de Storn [29], que chaque génération soit constituée d'un nombre d'individu égale à dix fois la dimension de l'espace de recherche. Ces travaux furent repris dans [30] pour des espaces de recherche dont la dimension varie de 5 à 1000. Cette référence montre qu'un algorithme évolutionnaire défini dans la référence [31] trouve l'optimum d'une fonction sphère (définie dans le benchmark présenté dans la référence [32]), dans un espace de dimension 10, avec un nombre d'individus par génération allant de 5 à 50 et un nombre de générations compris en moyenne entre 172.1 et 265.4. Ces résultats évoquent donc entre 2580 et 13250 appels à l'OCS modélisant les objectifs d'optimisation. Ces résultats illustrent le grand nombre de calculs requis pour résoudre un problème d'optimisation dans un espace de recherche de dimension similaire aux espaces utilisés dans ces travaux. Ce nombre élevé de calcul est induit à la fois par le fléau de la dimension et la complexité de la fonction de coût. L'efficacité des AG pour résoudre des problèmes d'optimisation définis par un grand nombre de variables de décision est également démontrée.

Le nombre de calculs requis rend impossible l'utilisation des AG dans le cas où les objectifs sont calculés à l'aide d'un OCS complexe nécessitant des temps de calcul de l'ordre de plusieurs minutes. La partie suivante propose une solution basée sur l'utilisation de modèles de substitution, appelés aussi métamodèles, pour gérer ce problème et répondre ainsi à la fonction de contrainte FC1 (cf. section I.3.2).

## **II.2 Approximation par métamodèle d'outils de calculs scientifiques complexes**

La méthode doit répondre à la fonction de contrainte FC1 : résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint dans un temps relativement court avec un ordinateur « conventionnel » (cf. section I.3). Deux difficultés apparaissent pour satisfaire cette contrainte dans le cas d'un couplage direct d'une méthode d'optimisation et d'un OCS onéreux en temps de calcul :

- Le nombre élevé d'appels des méthodes d'optimisation à l'OCS afin de calculer les objectifs d'optimisation pour différentes variables de décision ;
- Le temps d'exécution de l'OCS pour modéliser le comportement dynamique du réacteur.

La diminution du nombre de calculs requis par les méthodes d'optimisation pour évaluer différents vecteurs de décision n'est pas envisageable sans modifier le caractère exhaustif du front de Pareto renvoyé par ces méthodes. De plus, la partie précédente évoque pour un algorithme évolutionnaire et un espace de décision de dimension 10 des budgets de calcul supérieurs à 2500. Dans l'objectif d'utiliser une métaheuristique tout en vérifiant la fonction de contrainte FC2, il est nécessaire que les temps de calcul des objectifs d'optimisation et des contraintes soient faibles. Une autre solution envisageable serait la parallélisation massive des calculs requis pour la résolution du problème, ce qui n'est pas possible pour une machine "conventionnelle" (8 processeurs de 3,5GHz).

L'OCS de référence en thermohydraulique système pour modéliser le comportement du réacteur

ASTRID au cours de différentes conduites est CATHARE2 [33]. Pour une modélisation détaillée du comportement des différents circuits du réacteur ASTRID lors d'un transitoire, cet OCS se caractérise par des temps de calcul de l'ordre de plusieurs minutes, voire plusieurs heures pour un ordinateur « conventionnel » incluant 8 processeurs de 3,5GHz. Ainsi, le nombre de calculs requis et les temps de calcul nécessaires pour chacun d'eux rend la résolution du problème d'optimisation avec l'OCS CATHARE2 et un algorithme évolutionnaire très coûteuse en temps de calcul.

La solution retenue est de substituer l'OCS par des modèles de substitution, à temps d'exécution beaucoup plus rapide, pour calculer les objectifs et les contraintes. Un algorithme d'optimisation multiobjectif fera ensuite appel à ces métamodèles, en substitution de l'OCS, pour résoudre le problème d'optimisation.

Un métamodèle est une fonction mathématique construite sur une Base d'Apprentissage (BA), qui reproduit le plus fidèlement possible les relations observées entre des entrées et une sortie. Il s'agit d'une solution largement éprouvée en support à l'optimisation dans différents secteurs tels que l'aéronautique [34] (optimisation multiobjectif d'un injecteur) ou le nucléaire [35] (optimisation multicritère de scénarios électronucléaires), [36] (exploration et optimisation multicritère de concepts de cœur de réacteur à neutrons rapides et à caloporteur sodium), [37] (optimisation de la préconception d'un cœur de type *Gas-cooled Fast Reactor*).

Plusieurs familles de métamodèle existent et doivent être choisies selon la complexité et la régularité des relations entre les entrées et la sortie. Cependant, ce comportement peut ne pas être connu de l'utilisateur et la diversité des comportements à substituer (linéaire ou non-linéaire, voire discontinu) impliquent que le type de métamodèle retenu soit en mesure de reproduire ces différents comportements. Ainsi, les modèles de substitution de type régression linéaire [38] ne peuvent être retenus pour cette thèse.

Dans le cas de l'optimisation du comportement thermohydraulique en transitoire d'un réacteur, les objectifs et contraintes à reproduire à l'aide de métamodèles sont des sorties de type scalaire, obtenues à l'aide de variables fonctionnelles (dépendante du temps) calculées par l'OCS. Par exemple, le temps d'atteinte de l'état d'arrêt à froid du réacteur ASTRID sera calculé par l'étude de la variation de la température du collecteur chaud au cours d'un transitoire de MdTE (cf. section V.1). Des métamodèles de type scalaire peuvent donc être utilisés pour reproduire les objectifs et les contraintes du problème d'optimisation. Différents types de métamodèle scalaire sont présentés dans la section suivante. Une autre approche (présentée dans la section II.2.2) consiste à reproduire les variables fonctionnelles utilisées pour les calculs des objectifs et des contraintes par des métamodèles de type fonctionnel. Les objectifs et les contraintes du problème d'optimisation seront ensuite prédits à l'aide de ces métamodèles fonctionnels.

### II.2.1 Métamodèles pour variables de sortie scalaires

Un modèle de substitution a pour objectif de reproduire le comportement d'une variable décrite par une fonction déterministe inconnue et dépendante de  $p$  paramètres d'entrée. Les métamodèles étant utilisés pour reproduire des objectifs et des contraintes du problème d'optimisation, le système de notation utilisé dans la section II.1.1.1 est repris dans cette section. Le modèle de substitution est donc défini dans l'ensemble  $\Omega \subset \mathbb{R}^p$ . La construction du

métamodèle requiert une Base d'Apprentissage (BA) qui associe pour  $N_{BA}$  vecteurs de décision, la variable  $f_k$  calculée par l'OCS que l'on souhaite reproduire à l'aide du métamodèle. Une BA constituée de  $N_{BA}$  individus est une matrice de  $N_{BA}$  lignes et de  $p+1$  colonnes telle que définie dans l'équation (4).

$$BA = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} \cdots x_{1,p} & f_k(\mathbf{x}_1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N_{BA},1} & x_{N_{BA},2} \cdots x_{N_{BA},p} & f_k(\mathbf{x}_{N_{BA}}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

Avec  $\forall i \in \{1, \dots, N_{BA}\}$ ,  $\forall j \in \{1, \dots, p\}$  et  $\forall k \in \{1, \dots, N\}$  :

- $\mathbf{x}_i = [x_{i,1}, \dots, x_{i,j}, \dots, x_{i,p}]^T$  : vecteur constitué des  $p$  paramètres prédictifs  $x_{i,j}$  associés à l'expérience  $i$  de la BA ;
- $f_k(\mathbf{x}_i)$  : Objectif  $k$  calculé à l'aide d'un OCS complexe pour l'expérience  $i$  de la BA.

Le processus de construction du métamodèle vise à minimiser l'erreur entre les variables calculées à l'aide de l'OCS et celles prédites par le modèle de substitution. Une fois le métamodèle construit, il peut être utilisé comme prédicteur en de nouveaux points non inclus dans la BA. Le métamodèle (noté  $\widehat{f}_k$ ) est alors affecté d'une erreur de prédiction (notée  $\varepsilon_k$ ) telle que définie dans l'équation (5)  $\forall i \in \{1, \dots, N_{BA}\}$  et  $\forall k \in \{1, \dots, N\}$  :

$$f_k(\mathbf{x}_i) = \widehat{f}_k(\mathbf{x}_i) + \varepsilon_k(\mathbf{x}_i) \quad (5)$$

Plusieurs types de métamodèles scalaires existent. Des extensions du modèle linéaire peuvent être appliquées à la variable que l'on cherche à reproduire. Les modèles linéaires généralisés (*Generalized Linear Model (GLM)*) [39] consistent à transformer la variable à reproduire pour ensuite lui appliquer un modèle de substitution linéaire. Une fois encore ce type de métamodèle suppose un certain niveau de connaissance sur le comportement de la variable que l'on cherche à reproduire.

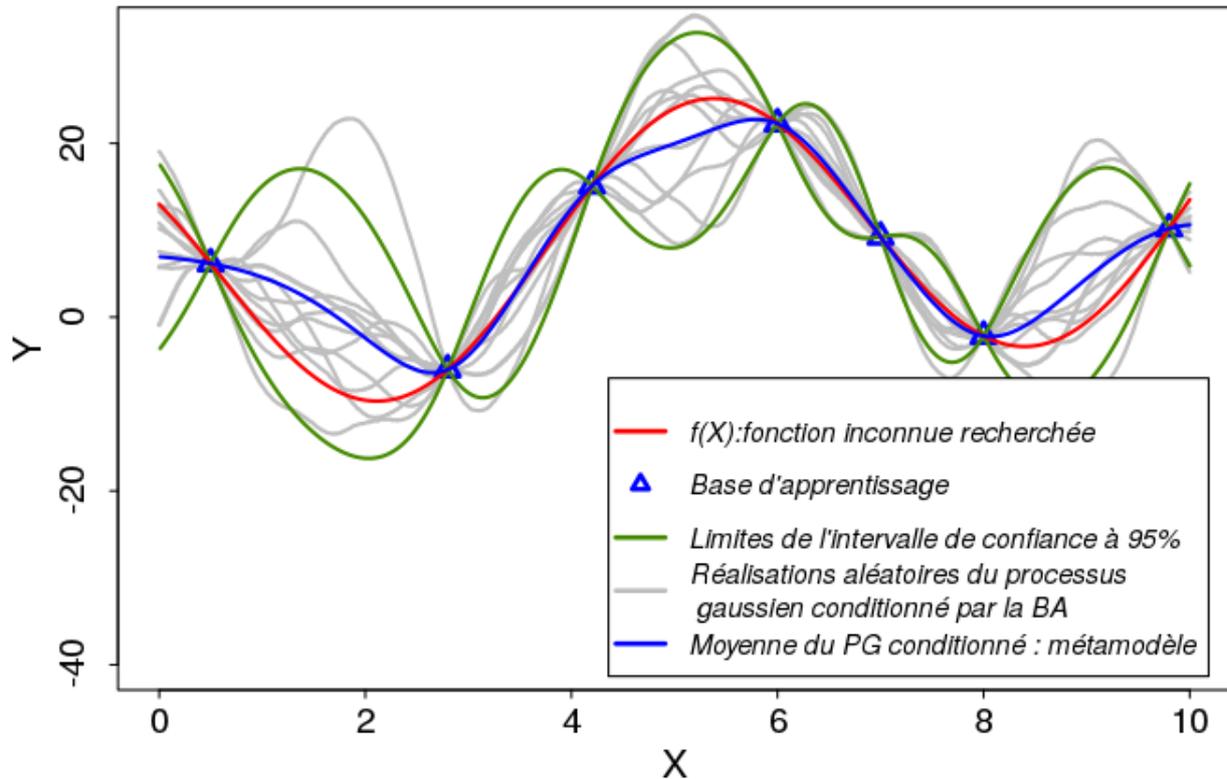
D'autres métamodèles se basent sur les observations proches du point que l'on cherche à reproduire. La méthode des "k plus proches voisins" moyenne les  $k$  observations les plus proches. Sur ce principe, la méthode de "régressions par noyaux" [40] pondère les observations les plus proches avec des poids décroissants en fonction de la distance entre les observations proches et le point d'étude. Cette famille de métamodèles n'est pas adaptée à des situations incluant un grand nombre de variables de décision. Dans ce cas, chaque point constitutif de la BA est potentiellement fortement éloigné des autres points (cf. la notion de fléau de la dimension [41]). Il n'est alors pas judicieux d'utiliser les propriétés des plus proches observations pour définir celle du point recherché.

Une autre famille de métamodèles consiste à imposer un type de forme à la fonction inconnue et recherchée. Le type de forme retenu peut être plus ou moins adaptable au comportement de la fonction recherchée. Dans l'objectif de reproduire des comportements de variables inconnus, la méthode développée dans ces travaux de thèse doit reposer sur un type de forme fortement adaptable. Parmi les formes les plus modulables, nous pouvons citer les « splines de lissage » qui consistent à définir un polynôme entre deux points de la BA et à s'assurer que la dérivée d'ordre 2 de ce polynôme est faible [42].

Le Processus Gaussien (PG) [43] est un processus aléatoire (au même titre qu'une variable aléatoire en théorie des probabilités), dépendant du vecteur de décision  $\mathbf{x}$  et entièrement défini par :

- La fonction  $\mu(\mathbf{x})$  caractérisant la moyenne du PG en chaque point  $\mathbf{x}$  ;
- Sa fonction de covariance, notée  $C(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ , qui caractérise la dépendance entre deux points  $\mathbf{x}$  et  $\mathbf{x}'$  de son ensemble de définition  $\Omega$ .

Un estimateur d'un PG constitue un modèle de substitution dont la forme est fortement adaptable aux différents comportements à reproduire. Pour construire le PG, dont un estimateur reproduira la fonction  $f_k$ , on suppose que cette fonction est une réalisation d'un PG observée en  $N_{BA}$  points constitutifs de la BA. Cette BA permet d'estimer les fonctions  $\mu(\mathbf{x})$  et  $C(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$  (modèles paramétriques supposés et estimation des paramètres par maximum de vraisemblance ou par *leave-one-out* sur la BA [43]). Une fois les fonctions  $\mu(\mathbf{x})$  et  $C(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$  estimées, le processus gaussien est conditionné (cf. théorie des probabilité conditionnelle, théorème de Bayes [44]) par les points de la BA pour devenir un prédicteur exact en ces points. On obtient ainsi un nouveau PG caractérisé par des formules analytiques pour sa moyenne conditionnée et sa fonction de covariance conditionnée [43]. La première peut être utilisée pour construire un estimateur, régulièrement utilisé dans la littérature, pour substituer des codes de calcul complexes (cf. [45] et [46]) et la seconde fournit quant à elle un intervalle de confiance en chaque point de l'ensemble  $\Omega$ . La Figure 10 propose une illustration de ce type de modèle de substitution. La structure d'un PG ainsi que les étapes de paramétrage et de conditionnement sont présentées dans l'Annexe A.



**Figure 10. Réalisations aléatoires d'un processus gaussien conditionné par des éléments constitutifs d'une base d'apprentissage et visualisation des intervalles de confiance du processus gaussien conditionné**

Les réseaux de neurones artificiels constituent un dernier type de métamodèle intéressant pour le développement de la méthode. Leur principe de fonctionnement et leur structure sont présentés dans les références [47] et [48]. D'après l'article [46], ces métamodèles peuvent être à une ou à plusieurs couches cachées. Dans le cas d'une seule couche cachée, le réseau de neurones est une fonction mathématique non-linéaire appliquant plusieurs fois la même transformation non-linéaire (appelée fonction d'activation) à plusieurs combinaisons linéaires des variables de décision. Il est démontré dans l'article [49] que toute fonction continue et bornée de  $\mathbb{R}^p$  dans  $\mathbb{R}$  peut être approchée avec une précision donnée par un réseau de neurones, dès lors que la fonction d'activation est continue, non-constante et bornée. Les réseaux de neurones constituent une alternative intéressante aux processus gaussiens. L'article [50] propose une comparaison entre ces deux types de métamodèles et met en avant les capacités des réseaux de neurones à approcher des comportements hautement non-linéaires pour des variables d'intérêt dépendant d'un grand nombre de variables de décision. Malgré les propriétés des réseaux de neurones, les métamodèles retenus dans la méthode développée sont des estimateurs de processus gaussiens. En effet, ces derniers fournissent une formule analytique d'un estimateur du métamodèle (sa moyenne conditionnée) qui assure une utilisation aisée et reproductible du métamodèle. Le choix d'un métamodèle repose sur son nombre de variables d'entrée et sur la régularité des fonctions substituées, or les références [51] et [52] utilisent les processus gaussiens pour reproduire des variables descriptives du comportement d'un réacteur nucléaire avec des budgets de calcul et un nombre de paramètres d'entrée comparable à ceux envisagés pour l'optimisation de la conduite. Enfin, la capacité des processus gaussiens à

quantifier leurs erreurs de prédiction à l'aide de leur fonction de covariance conditionnée est utilisée dans la méthode développée avec l'algorithme *Efficient Global Optimization* (EGO) (cf. section II.4.5), ainsi que pour s'assurer de la qualité des résultats issus de l'optimisation.

L'ensemble des modèles de substitution présentés dans cette section a pour objectif de renvoyer une unique variable dépendant de plusieurs entrées. Il faut conserver à l'esprit que l'ensemble des variables scalaires que la méthode se propose d'optimiser ou d'intégrer en tant que contrainte sont issues de l'évolution dynamique d'une variable descriptive du réacteur au cours d'un transitoire. Par exemple, la méthode devra optimiser la moyenne temporelle d'une variable ou le maximum d'une variable sur une certaine durée. Dans l'objectif d'augmenter les performances des métamodèles reproduisant les objectifs et les contraintes d'un problème d'optimisation, une piste d'amélioration consiste à reproduire l'ensemble du comportement dynamique de la variable d'intérêt pendant la durée du transitoire à l'aide de modèles de substitution de type fonctionnel, avant de calculer le critère d'intérêt (objectif ou contrainte) sur ce métamodèle fonctionnel. Les notions et un type particulier de métamodèle fonctionnel sont présentés dans la section suivante.

## II.2.2 Métamodèles pour variable de sortie fonctionnelle

Nous cherchons maintenant à reproduire non plus une variable scalaire, mais une variable fonction du temps. Cette variable est notée  $h(\mathbf{x}, t)$  avec le vecteur  $\mathbf{x}$  incluant l'ensemble des variables de décision et  $t$  représentant la variable continue temps.

Le principal modèle de substitution de type fonctionnel étudié lors de ces travaux de thèse repose sur l'Analyse en Composantes Principales (ACP) présentée dans la référence [53]. Cette méthode a pour objectif de transformer  $q$  variables corrélées entre elles en  $q_{CP}$  nouvelles variables non-corrélées (avec  $q_{CP}$  inférieur à  $q$ ) et nommées composantes principales. Ainsi, l'ACP est une méthode de réduction de dimension, elle repose sur le principe mathématique de décomposition orthogonale aux valeurs propres d'une matrice incluant  $N_{BA}$  réalisations des  $q$  variables corrélées. A l'issue de cette décomposition, une base orthogonale de l'espace de définition des  $q$  variables corrélées est calculée et constituée de  $q$  vecteurs propres définis par  $q$  valeurs propres. Une valeur propre associée à un des vecteurs constitutifs de la base orthogonale permet de quantifier la part de variance des  $N_{BA}$  observations expliquées par le vecteur propre en question.

Les métamodèles basés sur une ACP et utilisés lors de ces travaux de thèse présentent le formalisme suivant :

- La variable  $h$  dépend à la fois du temps et de  $p$  variables de décision. Les observations possibles de la fonction  $h$ , obtenues à l'aide d'un OCS sont discrétisées temporellement en  $q$  composantes. Chaque composante temporelle est ainsi réunie au sein d'un vecteur  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  décrivant la variable temporelle  $h$ .

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = (h_1(\mathbf{x}), \dots, h_q(\mathbf{x})) \quad (6)$$

- Le modèle de substitution recherché est noté  $\hat{\mathbf{h}}$  de telle sorte que :

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \widehat{\mathbf{h}}(\mathbf{x}) + \varepsilon(\mathbf{x}, t) \quad (7)$$

- Soit  $N_{BA}$  observations de la variable  $h$  définies par une durée et une discrétisation temporelle en  $q$  composantes identiques. Chaque observation est donc un vecteur de  $q$  coordonnées qui se distingue des autres par un vecteur  $\mathbf{x}$  différent. On note  $H$  la matrice incluant ces  $N_{BA}$  observations (équation (8)). Chacune des composantes temporelles est considérée comme une variable aléatoire dont on observe  $N_{BA}$  réalisations.

$$H = \begin{pmatrix} \mathbf{h}(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ \mathbf{h}(\mathbf{x}_{N_{BA}}) \end{pmatrix} \quad (8)$$

- Une ACP est réalisée sur la matrice  $H$  et définit  $q$  vecteurs propres. Parmi ces  $q$  vecteurs propres les  $q_{CP}$  composantes qui expliquent une part importante de la variance observée sur les  $N_{BA}$  observations sont retenues et constituent les composantes principales. Chacune des  $q_{CP}$  composantes retenues s'écrit sous la forme d'un vecteur de  $q$  composantes noté  $\mathbf{CP}_j = (CP_{j,1}, \dots, CP_{j,q})$ ,  $j \in \{1, \dots, q_{CP}\}$ .
- Chacune des  $N_{BA}$  observations peut être projetée sur les  $q_{CP}$  composantes principales retenues. Les coordonnées de chaque observation sur les composantes principales sont notées  $\alpha$  et ne dépendent que du vecteur de décision  $\mathbf{x}$ , ainsi chacune des  $N_{BA}$  observations est notée :

$$\forall i \in \{1, \dots, N_{BA}\}, \mathbf{h}(\mathbf{x}_i) \cong \sum_{j=1}^{j=q_{CP}} \alpha_{i,j}(\mathbf{x}_i) \mathbf{CP}_j \quad (9)$$

- Une base d'apprentissage est déduite des projections des  $N_{BA}$  observations sur les  $q_{CP}$  composantes principales, afin de construire un modèle de substitution pour chaque coordonnée de projection. Ce modèle de substitution est noté  $\widehat{\alpha}_j(\mathbf{x})$  pour la composante principale  $j$ .
- De cette façon un modèle de substitution vectoriel est proposé pour intégrer l'impact du vecteur  $\mathbf{x}$  sur la variation temporelle de la variable  $h$  à l'aide d'une analyse en composantes principales.

$$\widehat{\mathbf{h}}(\mathbf{x}) \cong \sum_{j=1}^{j=q_{CP}} \widehat{\alpha}_j(\mathbf{x}) \mathbf{CP}_j \quad (10)$$

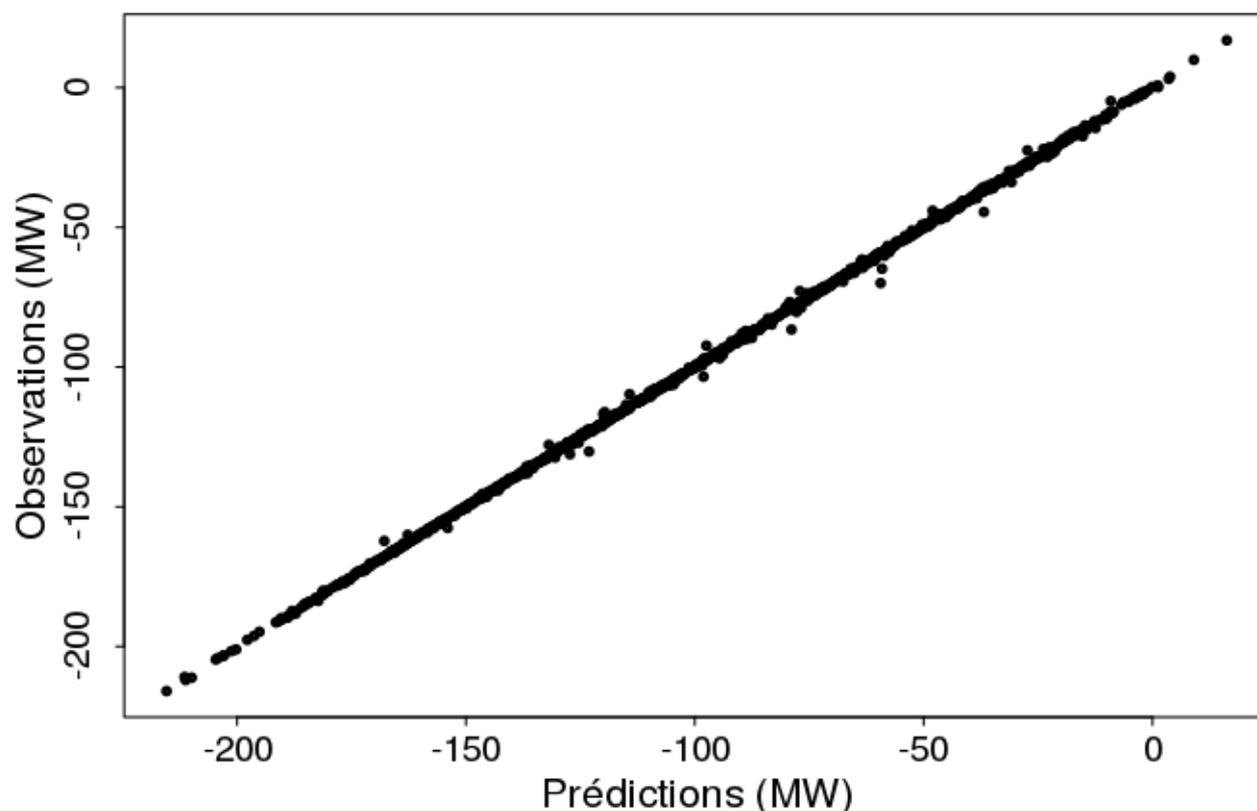
D'autres bases de décomposition fonctionnelles peuvent être envisagées telles que des transformées de Fourier ou des fonctions de type ondelette. Les résultats associés à l'exploitation de modèles de substitution de type fonctionnel ne permettant pas de résoudre les problématiques de substitution de l'OCS CATHARE2 soulevées lors de la section V.2, les bases de décomposition de type ondelette et de transformée de Fourier n'ont pas été utilisées.

### II.2.3 Les outils de validation des modèles de substitution

Une fois un modèle de substitution construit, il est nécessaire de quantifier ses performances de

prédiction, afin de s'assurer que le résultat évalué avec le métamodèle est relativement proche de celui qui serait calculé par l'OCS substitué.

La technique la plus évidente est de représenter sur un même graphique, la valeur prédite par le métamodèle en fonction de la valeur calculée par l'OCS substitué. Cet exercice doit être fait en des points différents de ceux inclus dans la base d'apprentissage pour éprouver les capacités de prédiction du modèle de substitution. Ce nouvel ensemble de points est nommé base de test. Un exemple de ce type de tracé est proposé dans la Figure 11, ces graphiques seront nommés « graphiques de prédiction » dans la suite du document.



**Figure 11. Prédictions d'un modèle de substitution en fonction des observations obtenues avec un OCS**

La qualité de prédiction du métamodèle est évaluée qualitativement en s'assurant que les points constitutifs du tracé soient le plus proches possible de la droite de régression  $y = x$ .

Un autre tracé permet d'évaluer la qualité d'un modèle de substitution. Il consiste à représenter les résidus, également appelés erreur de prédiction dans l'équation (5) en fonction des valeurs observées. Il est intéressant de ramener la valeur du résidu en relatif à la valeur observée pour visualiser d'éventuelles zones dans l'espace de définition du modèle de substitution pour lesquelles le métamodèle aurait un comportement inadéquat.

En outre, il existe différents indicateurs quantitatifs basés sur la comparaison des valeurs prédites et observées. Leur utilisation permet de comparer la qualité de prédiction de différents modèles de substitution pour une même sortie substituée. Aucun d'entre eux n'est exhaustif,

mais ils permettent d'éprouver les performances du métamodèle selon différents critères. Nous pouvons par exemple citer le critère de l'erreur quadratique (*Mean Square Error*, MSE) introduit dans l'équation suivante et calculé sur  $N^*$  simulations constitutives d'une base de test :

$$\text{MSE} = \frac{1}{N^*} * \sum_{i=1}^{i=N^*} (f_i - \hat{f}_i)^2 \quad (11)$$

Avec :

- $\forall i \in \{1, \dots, N^*\}$ ,  $f_i$  : sortie calculée à l'aide d'un OCS à long temps d'exécution pour l'expérience  $i$  de la base de test ;
- $\forall i \in \{1, \dots, N^*\}$ ,  $\hat{f}_i$  : sortie calculée à l'aide d'un modèle de substitution pour l'expérience  $i$  de la base de test.

Cet indicateur statistique est très utilisé de par la simplicité de son interprétation ; en effet, il est lié à la norme euclidienne et estime donc la distance (dans l'espace des sorties) existante entre les valeurs exactes de l'OCS et celles prédites par le modèle de substitution [54].

Un indicateur également largement utilisé est le coefficient de prédictivité noté  $Q^2$  et introduit dans la référence [55]. Ce coefficient quantifie la part de variance observée qui est expliquée par le métamodèle. Il est donné par la relation (12) calculée pour  $N^*$  expériences constitutives d'une base de test.

$$Q^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{N^*} (f_k - \hat{f}_k)^2}{\sum_{i=1}^{N^*} (f_k - \bar{f}_k)^2} \quad (12)$$

Avec :

- $\forall k \in \{1, \dots, N^*\}$ ,  $f_k$  : sortie calculée à l'aide d'un OCS à long temps d'exécution pour l'expérience  $k$  incluse dans la base de test ;
- $\forall k \in \{1, \dots, N^*\}$ ,  $\hat{f}_k$  : sortie calculée à l'aide d'un modèle de substitution pour l'expérience  $k$  incluse dans la base de test ;
- $\bar{f}_k$  : la moyenne empirique calculée pour les  $N^*$  sorties  $f_k$  de la base de test.

Comme mentionné ci-dessus, quel que soit l'indicateur de performance retenu, celui-ci doit être calculé sur une base de test constituée d'expériences différentes de celles incluses dans la base d'apprentissage. Une solution est donc de créer une nouvelle base en plus de celle d'apprentissage en acceptant un surcoût en termes de temps de calcul. Bien que cette solution soit la plus robuste, son utilisation n'est pas envisageable dans le cas d'un OCS coûteux en temps de calcul.

Une seconde méthode, appelée validation croisée, évite de réaliser de nouveaux calculs pour créer une base de test. Plusieurs métamodèles sont construits sur des sous-ensembles de la base d'apprentissage. Les points non utilisés pour la construction du modèle de substitution sont utilisés pour sa validation. Le coût de cette méthode réside alors dans la construction multiple de métamodèles plutôt que dans l'estimation de nouveaux points de validation. La construction

de métamodèle étant moins onéreuse que des simulations supplémentaires, cette méthode est très souvent citée dans la littérature [56], du fait de sa simplicité et de son caractère peu onéreux. La validation croisée peut-être de type *Leave-One-Out*, une unique expérience est retirée de la base d'apprentissage ou de type validation croisée par groupe, plusieurs expériences sont retirées simultanément de la base d'apprentissage.

Pour construire des modèles de substitution une base d'apprentissage est requise, or celle-ci doit vérifier certaines propriétés pour que les modèles de substitution soient le plus représentatifs de la sortie calculée par l'OCS, sur l'ensemble de l'espace de définition des variables de décision. Ces propriétés sont présentées dans la section suivante.

## II.3 Revue des méthodes de construction de plans d'expériences de type space filling

Les variables de décision d'une base d'apprentissage doivent couvrir de manière optimale l'ensemble de définition  $\Omega$  d'un modèle de substitution, afin de s'assurer qu'un métamodèle ait de bonnes performances sur l'ensemble de son domaine de définition.

Plusieurs critères permettent de s'assurer de la bonne couverture de l'espace exploré par un plan d'expériences. Des optimisations de critères géométriques assurent cette fonction telles que la minimisation du critère « Minimax », présenté dans l'article [57] et qui consiste à minimiser la distance maximale entre un point du domaine d'étude et un point du plan d'expérience.

Un autre critère utilisé dans la littérature est la discrépance. Celle-ci est définie dans les travaux de thèse [58] comme étant : « l'écart entre une distribution de points uniforme et une distribution de points donnée ; en d'autres termes elle permet de mesurer l'irrégularité de la distribution ». D'un point de vue géométrique, la discrépance compare les proportions volumiques de sous-volumes définis dans l'espace exploré à la proportion de points contenus dans ces sous-volumes. D'un point de vue mathématique, la discrépance peut être définie par la norme deux [59], elle est notée  $D_2^*(X_p^{N_{BA}})$  pour un plan de  $N_{BA}$  expériences définies dans un espace de dimension  $p$ . Sa définition est donnée dans l'équation suivante (13) pour un espace d'entrée  $[0 ; 1]$ . Cette définition compare deux fonctions :

- Fonction 1 : la proportion de points compris dans un sous-volume de l'espace d'entrée :

$$\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbb{1}_{\{x^{(k)} \in [0,y]\}} ;$$

- Fonction 2 : le volume du sous-volume :  $\text{Volume}([0, y])$ .

$$D_2^*(X_p^{N_{BA}}) = \left\{ \int_{[0;1]^p} \left[ \frac{1}{N_{BA}} \sum_{k=1}^{N_{BA}} \mathbb{1}_{\{x^{(k)} \in [0,y]\}} - \text{Volume}([0, y]) \right]^2 dy \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

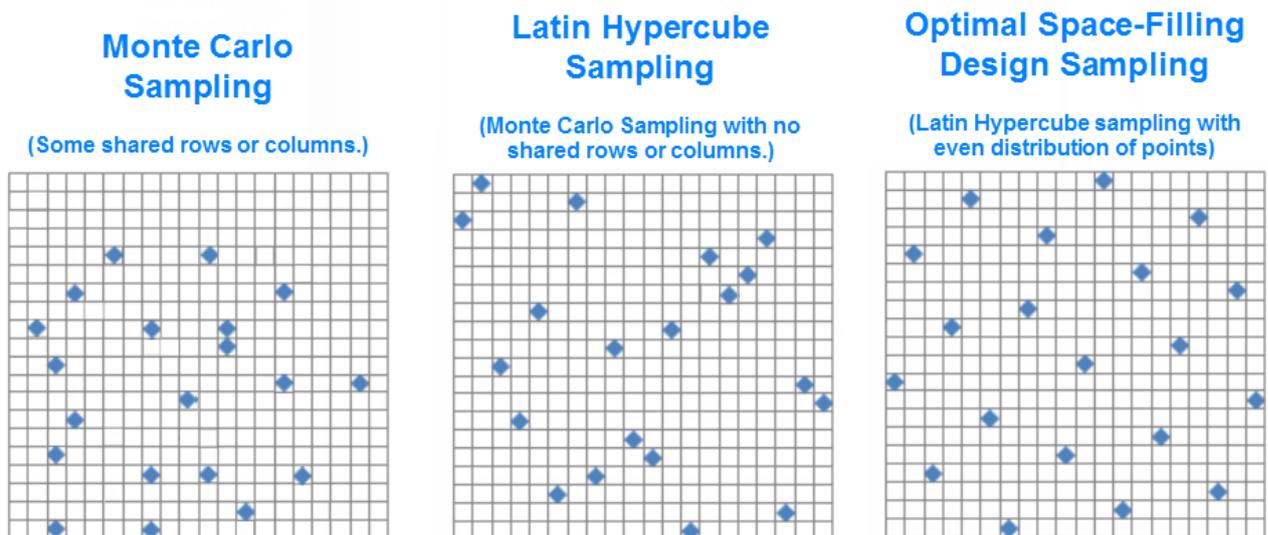
Quel que soit le critère retenu pour quantifier la dispersion des coordonnées de chaque expérience constitutive du plan, un problème d'optimisation doit être résolu pour optimiser le

critère sélectionné et définir ainsi un plan de type *space filling*. Les méthodes présentées en 0 peuvent alors être utilisées pour résoudre ce problème d'optimisation.

Une autre propriété requise pour un plan d'expériences de type *space filling* est la conservation d'une couverture optimale de l'espace dans le cas d'une projection dans un sous-espace. Cette propriété permet, dans le cas où la variable à reproduire n'est pas dépendante de l'ensemble des variables de décision retenues, de maximiser la quantité d'information retirée du plan d'expériences. Les plans d'expériences de type hypercube latin (*Latin Hypercube Sampling* (LHS)) présentés dans la référence [59] conserve une répartition uniforme sur chacune des variables de décision lors d'une réduction de dimension. Soit  $N_{BA}$  le nombre de points constitutifs de l'espace d'exploration et de dimension  $p$ . La construction d'un plan d'expériences de type LHS requiert deux étapes :

- Chaque intervalle de variation sur une dimension du domaine d'exploration est divisé en  $N_{BA}$  segments, l'espace d'exploration est ainsi divisé en  $N_{BA}^p$  sous-espaces ;
- Les  $N_{BA}$  points sont répartis de telle sorte qu'un segment de chaque dimension ne contienne qu'un seul point.

Cependant, les seuls principes de construction d'un plan de type LHS sont insuffisants pour assurer un recouvrement optimal de l'espace exploré. Le couplage d'un plan d'expériences de type LHS avec l'optimisation d'un critère de répartition constitue alors une méthode efficace pour s'assurer à la fois d'échantillonner un espace de grande dimension de manière optimale et de conserver cette propriété en projection sur chacune des variables de décision. La Figure 12 illustre l'amélioration du recouvrement de l'espace d'exploration d'un plan d'expériences de type LHS optimisé par rapport à des plans de type LHS et des plans aléatoires (échantillonnage de type Monte Carlo).



**Figure 12. Illustration de trois types de plan d'expériences : pur Monte Carlo, LHS et LHS avec couverture optimale de l'espace, tirée de [57]**

Les plans d'expérience de type *space filling* utilisés dans la méthode développée intègrent

comme variable de décision le paramétrage des correcteurs associés à la conduite d'un réacteur nucléaire. L'architecture de ces systèmes est présentée dans la section suivante.

## II.4 Les régulations appliquées aux réacteurs nucléaires

Le système de contrôle-commande associé à la conduite d'un réacteur nucléaire fait intervenir des correcteurs de type Proportionnel-Intégral-Dérivée (PID) pour réguler les grandeurs physiques associées à la conduite du réacteur. Dans la continuité de la présentation d'une boucle de contre-réaction (cf. section I.2.4) et dans l'objectif de remplir la fonction **FP1 : Modifier le JDD d'un OCS pour intégrer les actions de conduites**. Cette section présente dans un premier temps les caractéristiques spécifiques des correcteurs PID, les estimateurs utilisés pour quantifier les performances d'une régulation et enfin différentes méthodes de calibrage des correcteurs.

### II.4.1 Eléments de commande des procédés

La section II.4.2 s'attache à présenter les principes de fonctionnement d'un correcteur PID. Pour les disciplines que sont l'automatique et le traitement du signal, l'étude du comportement dynamique des procédés linéaires consiste à écrire une relation mathématique entre leur variable d'entrée et leur variable de sortie appelée fonction de transfert dans l'espace de Laplace. Des études de la dynamique de procédés commandés par contre-réaction sont proposées en [60] (section 2.3 ; pages : 74-95) ; néanmoins, quelques rappels sont présentés ci-dessous pour faciliter la compréhension des principales propriétés d'un correcteur PID.

La connaissance physique d'un procédé permet de décrire le comportement dynamique de chaque système le constituant par une équation différentielle d'ordre  $n$ , dont le formalisme est rappelé dans l'équation (14) (cas d'un système linéaire).

$$b_0 u(t) + \frac{b_1 du(t)}{dt} + \dots + \frac{b_m d^m u(t)}{dt^m} = a_0 y(t) + \frac{a_1 dy(t)}{dt} + \dots + \frac{a_n d^n y(t)}{dt^n} \quad (14)$$

Avec :

- $u(t)$  : entrée du procédé ;
- $y(t)$  : sortie du procédé ;
- $m \leq n$ .

Ces équations sont obtenues à partir des bilans de quantités d'énergie, de masse et de mouvement ; le procédé est alors dit d'ordre  $n$ . Bien souvent en automatique, ces équations différentielles sont fortement simplifiées et ramenées à un ordre un ou deux et s'écrivent :

- Pour un ordre 1 :

$$u(t) = a_0 y(t) + \frac{a_1 dy(t)}{dt} \quad (15)$$

- Pour un ordre 2 :

$$u(t) = a_0 y(t) + \frac{a_1 dy(t)}{dt} + \frac{a_2 d^2 t(t)}{dt^2} \quad (16)$$

La transformation de Laplace est un outil mathématique efficace pour résoudre des équations différentielles linéaires. La transformée de Laplace de la fonction  $f(t)$  est définie par :

$$L[f(t)] = F(s) = \int_0^{\infty} f(t) \exp(-st) dt \quad (17)$$

Avec  $s$  la variable de Laplace homogène à une fréquence, inverse du temps.

L'application de la transformée de Laplace aux équations différentielles descriptives des systèmes permet de définir le rapport  $G(s)$  (appelé fonction de transfert du procédé) des transformées de la sortie du procédé sur celle de l'entrée. Pour une équation différentielle du second ordre elle prend la forme suivante :

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = G(s) = \frac{1}{a_0 + a_1 s + a_2 s^2} \quad (18)$$

Pour un système du premier ordre, cette fonction de transfert s'écrit sous la forme canonique :

$$G(s) = \frac{G_0}{1 + \tau s} \quad (19)$$

Avec :

- $G_0$  : gain statique ;
- $\tau$  : constante de temps descriptive du procédé.

Pour un procédé du second ordre, l'équation de transfert s'écrit :

$$G(s) = \frac{G_0 \omega_0^2}{\omega_0^2 + 2z\omega_0 s + s^2} \quad (20)$$

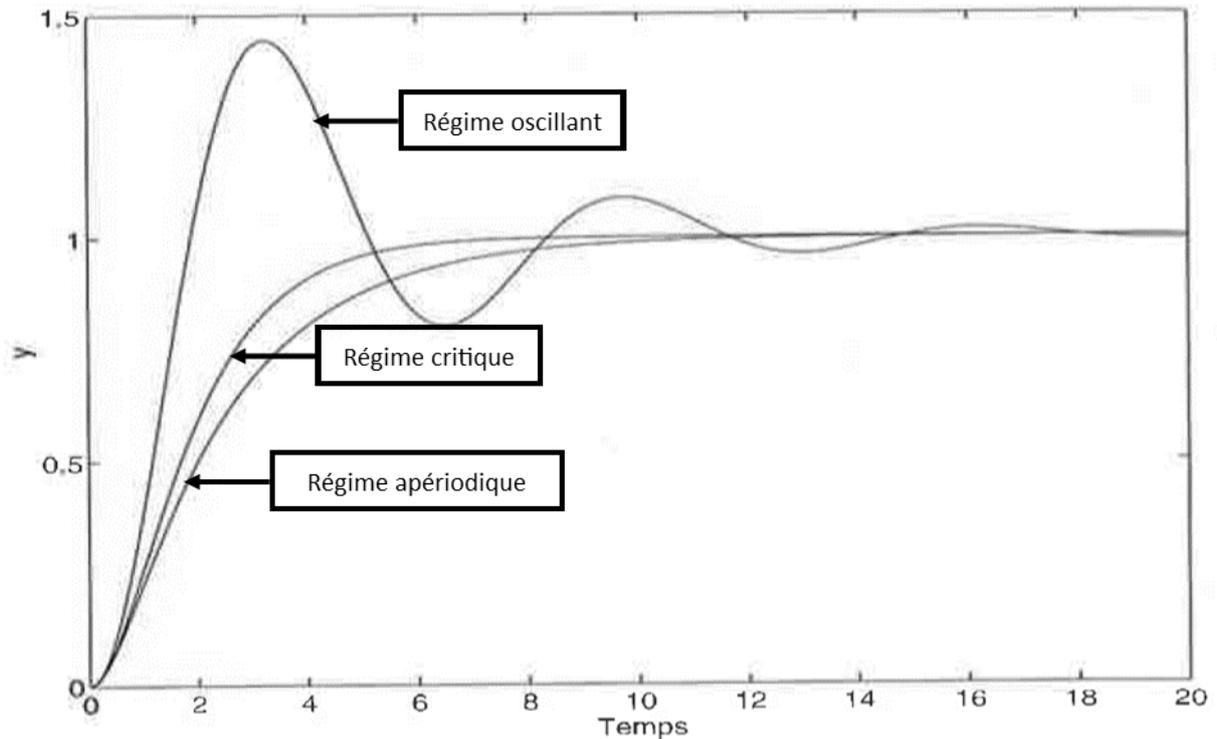
Avec :

- $G_0$  : gain statique ;
- $\omega_0$  : pulsation naturelle non amortie ;
- $z$  : coefficient d'amortissement ;
- $\sigma = z\omega_0$  : constante d'amortissement.

L'application de la transformée inverse de Laplace permet d'étudier le comportement dynamique de la sortie  $y(t)$  en fonction d'une variation dynamique de l'entrée  $u(t)$ .

En appliquant cette méthode de résolution des équations différentielle, il est par exemple possible de constater que la réponse d'un système du second ordre à un échelon dépend du coefficient d'amortissement  $z$  (cf. Figure 13) selon trois régimes identifiables :

- $z < 1$  : système oscillant ou sous-amorti ;
- $z = 1$  : système critique ;
- $z > 1$  : système apériodique ou sur-amorti.



**Figure 13 – Réponse normalisée d'un système de second ordre à une entrée de type échelon en fonction du facteur d'amortissement  $z$  (respectivement 0,25 ; 1 ; 1,3 allant du régime oscillant au régime apériodique) [60]**

L'écriture des fonctions de transfert des procédés régulés permet de définir les propriétés caractéristiques des ensembles {correcteurs PID ; procédés} utilisés dans une boucle de régulation. La définition d'un correcteur PID et ses propriétés sont présentées dans la section suivante.

### II.4.2 Régulateur Proportionnel-Intégral-Dérivée (PID)

La sortie du correcteur est définie selon la relation suivante :

$$r(t) = K_p * [e(t) + \frac{1}{\tau_i} \int_0^t e(x) dx + \tau_d \frac{de(t)}{dt}] \quad (21)$$

Avec :

- $K_p$  : gain du contrôleur ;
- $\tau_i$  : constante de temps intégrale du contrôleur ;

- $\tau_d$  : constante de temps dérivée du contrôleur.

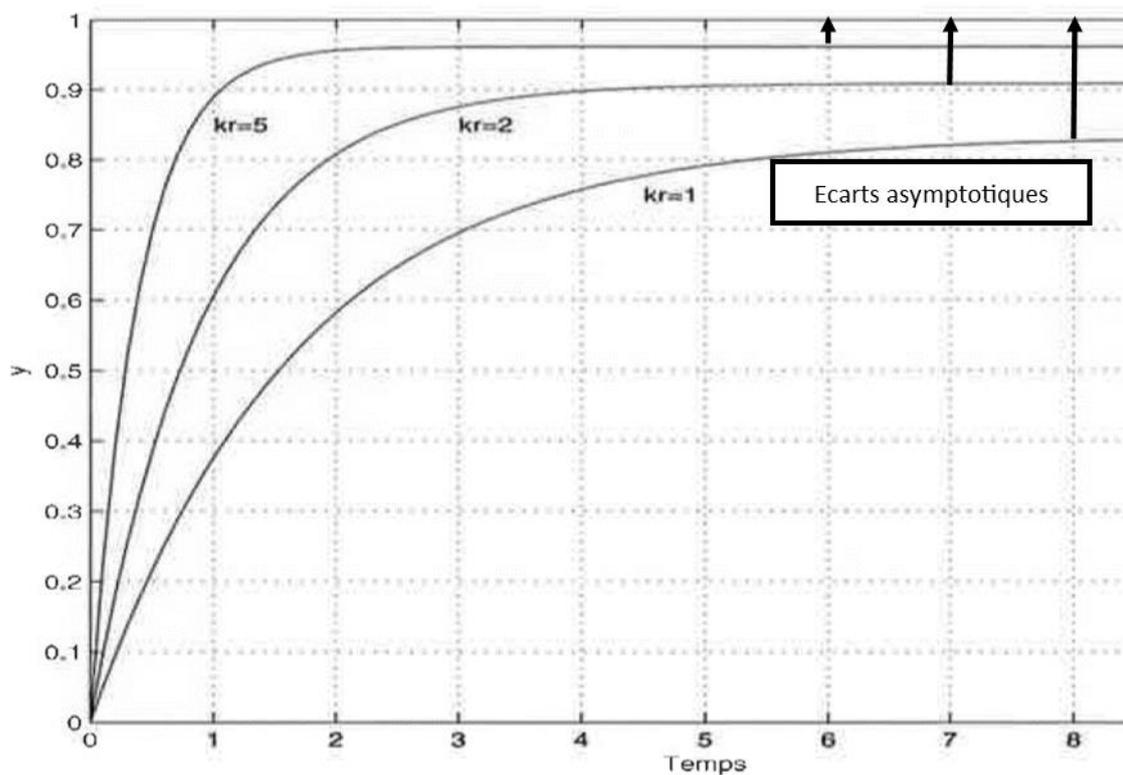
Dans la suite du document un autre système de notation sera également utilisé et fait intervenir les coefficients suivant :

- $K_i = \frac{K_p}{\tau_i}$  : gain intégral du correcteur ;
- $K_d = K_p \cdot \tau_d$  : gain dérivé du contrôleur ;

Un correcteur purement proportionnel est défini par :

$$r(t) = K_p * e(t) \quad (22)$$

Une étude de la dynamique des procédés régulés par un correcteur purement proportionnel permet de mettre en évidence un écart à la sortie avec la consigne qui ne peut pas être corrigé (cf. Figure 14).



**Figure 14 – Réponses d'un système de premier ordre à un échelon unitaire de consigne régulé par 3 correcteurs proportionnels différents [60] ( $K_r = K_p$ )**

La présence du terme intégral dans la sortie  $r(t)$  du régulateur modifie cette dernière tant qu'il existe une erreur  $e(t)$ . On a alors disparition de l'écart asymptotique présent avec le régulateur purement proportionnel. De plus, l'action intégrale tient compte des évolutions de l'écart  $e(t)$  entre le début de la régulation et le nouveau temps de calcul ; dans le cas d'un emballement de la grandeur de sortie du procédé  $y(t)$ , le terme intégral devient important et le régulateur sature (la variable d'action  $r(t)$  atteint sa valeur maximale ou minimale). Cette saturation du correcteur

met du temps à être compensée, ce qui présente un inconvénient en termes de performance du correcteur.

Une étude de la dynamique des procédés régulés par un régulateur Proportionnel-Intégral (PI), permet d'affirmer que la convergence vers la consigne sera d'autant plus rapide que le gain est élevé ou que la constante de temps intégrale diminue. En revanche, la présence du terme intégral peut également engendrer une oscillation de la variable de sortie ; on parle alors de comportement sous-amorti du procédé régulé. En effet, un ensemble correcteur/procédé sera toujours d'ordre au moins égal à deux, dès que le correcteur possède une action intégrale [60]. Comme vu précédemment, ces systèmes sont susceptibles d'avoir un comportement oscillant. Les oscillations potentiellement induites ne sont pas acceptables en termes de stabilité du procédé régulé et doivent être évitées.

L'action dérivée associée à un correcteur PI permet de définir le correcteur PID (cf. équation (21) page 59). Une étude de la réponse dynamique d'un système régulé par un correcteur PID permet de démontrer que l'avantage du correcteur PI est conservé et que l'action dérivée contribue à stabiliser le comportement du procédé par la diminution des éventuelles oscillations et des dépassements de consigne observables lors des régulations. L'implémentation d'une régulation, avec un correcteur PID, dans un jeu de donnée CATHARE2 est proposée en Annexe B.

Remarque :

L'utilisation d'une action dérivée pure comme cela est le cas dans le correcteur PID présenté ci-dessus par l'équation (21) n'est physiquement pas réalisable. En effet, une analyse fréquentielle permet de justifier qu'un signal de haute fréquence en entrée de ce régulateur sera fortement amplifié [60]. Cette spécificité est un problème lors de l'amplification des bruits de haute fréquence provoqués par des capteurs de mesure. L'OCS CATHARE2 utilisé ne faisant pas intervenir de capteur de mesure, l'intégration de ce type de correcteur théorique a été réalisée dans le JDD CATHARE2, utilisé lors des applications présentées au Chapitre V.

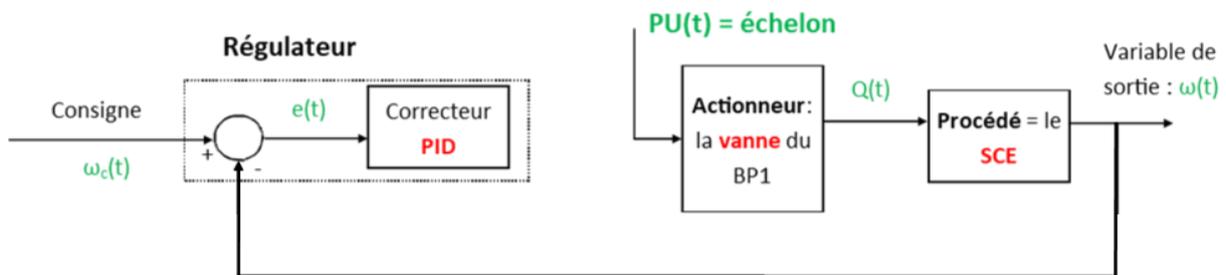
### II.4.3 Le paramétrage d'un correcteur PID

Comme vu lors de la section précédent, un correcteur PID se caractérise par trois paramètres  $\{K_r, \tau_i, \tau_d\}$  qui impactent la capacité du correcteur à réaliser la consigne demandée, on parle également de la qualité du suivi de consigne d'une régulation, ou encore des performances d'une régulation. La stabilité du système est établie en définissant le sens d'action du régulateur (ensemble correcteur et additionneur), à savoir la convention du calcul de l'écart. Dans la suite du travail, le sens d'action sera systématiquement celui défini sur la Figure 15, qualifié d'inverse, et la stabilité d'une régulation sera recherchée en donnant un signe à l'action proportionnelle du PID.

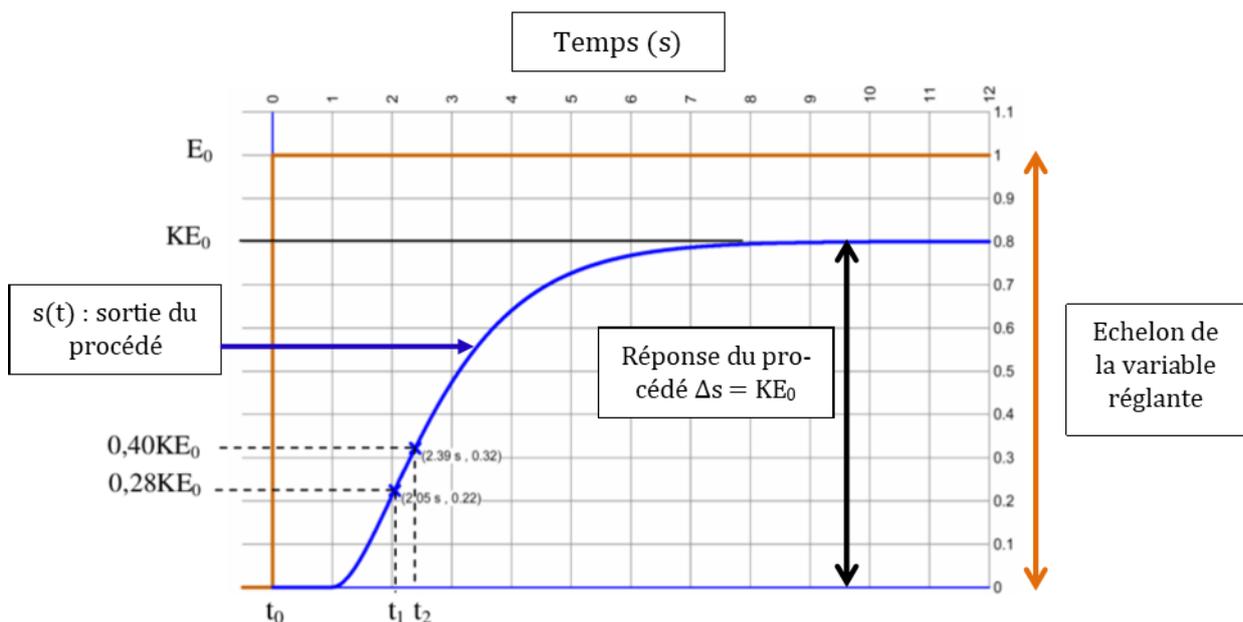
On trouve dans la littérature plusieurs méthodes de paramétrage d'un correcteur PID. Un résumé de ces méthodes est proposé dans la référence [60]. La méthode retenue dans la thèse est celle dite de la courbe de réaction du procédé, réalisable à l'aide de l'OCS CATHARE2. Cette méthode consiste à approximer le comportement de l'ensemble {actionneur, procédé et capteur de mesure le cas échéant} par une fonction de transfert du premier ordre avec retard, dont le modèle est rappelé dans l'équation (23).

$$G(s) = K * \frac{\exp(-t_d * s)}{\tau * s + 1} \quad (23)$$

L'identification de cet ensemble consiste à déterminer le gain  $K$ , le coefficient de retard  $t_d$  (s) et la constante de temps  $\tau$  (s). Pour ce faire, la méthode de Broïda [61] est utilisée. Elle se base sur l'étude de la réponse de la variable à réguler induite par une utilisation de type échelon de la variable réglante de l'actionneur en boucle ouverte (cf. Figure 15). L'OCS CATHARE2 ne modélisant pas la présence d'un capteur de mesure, la réponse de la sortie est directement relevée en sortie du procédé. La dynamique de sortie mesurée prend donc en considération à la fois celle de l'actionneur support de la régulation et du procédé régulé. La méthode de Broïda propose des relations empiriques qui définissent les paramètres de la fonction de transfert du premier ordre avec retard, à l'aide des temps  $t_1$  et  $t_2$ , correspondant respectivement à 28% et 40% de la réponse du procédé stabilisé et du temps noté  $t_0$  à partir duquel l'actionneur est utilisé.



**Figure 15. Boucle de régulation ouverte utilisée pour l'identification de l'ensemble {actionneur, procédé} par méthode de la courbe de réaction, dans le cas d'un OCS n'intégrant pas de capteur de mesure**



**Figure 16 – Identification de la réponse d'un système par la méthode de Broïda**

La méthode de Broïda identifie les paramètres du système du premier ordre par les relations

(24), (25) et (26).  $\Delta s$  est la variation de la sortie induite par un échelon  $\Delta e$  appliqué en entrée. Cette démarche permet ensuite de déterminer un premier jeu de paramètres PID selon des relations empiriques préconisées par Cohen & Coon (27), (28) et (29) présentées dans la référence [1] et reprises dans la référence [60].

$$t_d = 2.8(t_1 - t_0) - 1.8(t_2 - t_0) \quad (24)$$

$$\tau = 5.5(t_2 - t_1) \quad (25)$$

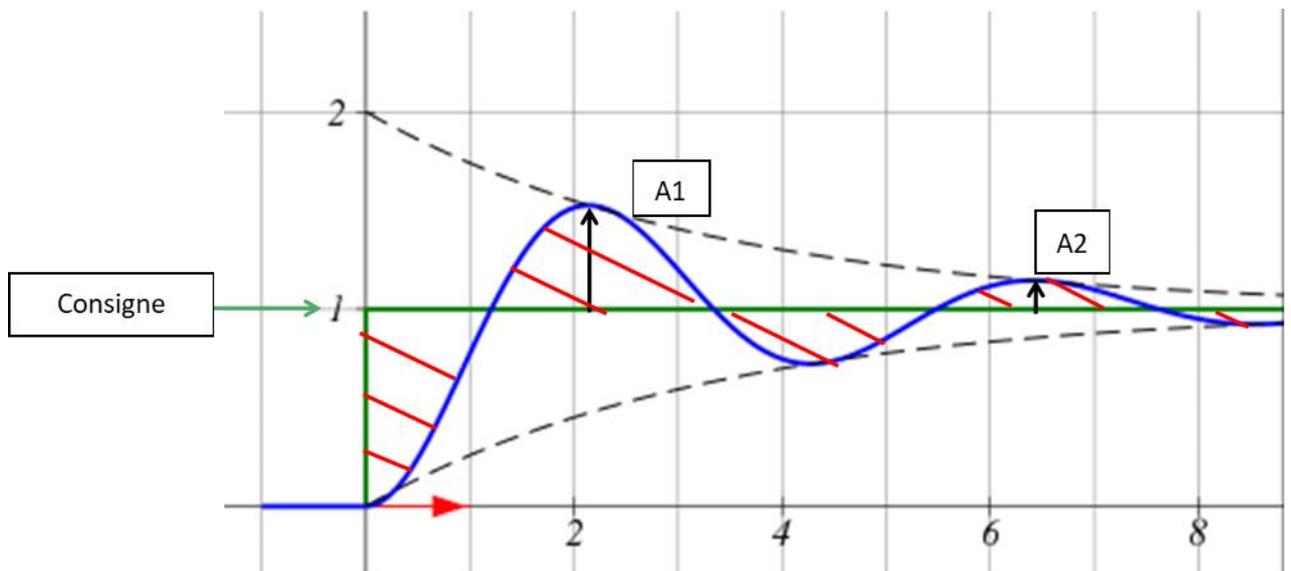
$$K = \Delta s / \Delta e \quad (26)$$

$$K_p = \frac{1}{K} * \frac{\tau}{t_d} * \left( \frac{4}{3} + \frac{t_d}{4\tau} \right) \quad (27)$$

$$\tau_i = t_d * \frac{32 + 6 * \frac{t_d}{\tau}}{13 + 8 * \left( \frac{t_d}{\tau} \right)} \quad (28)$$

$$\tau_d = t_d * \frac{4}{11 + 2 * \frac{t_d}{\tau}} \quad (29)$$

Ce paramétrage permet d'assurer un rapport de décroissance d'un quart des éventuelles oscillations de la variable régulée (rapport  $\frac{A1}{A2} < 1/4$ ; cf. Figure 17), de minimiser l'erreur par rapport à l'état stationnaire recherché et de minimiser l'intégrale du carré de l'erreur entre la consigne et la valeur régulée (l'intégrale de l'erreur étant la surface hachurée en rouge sur la Figure 17).



**Figure 17. Notions associées aux 3 critères retenus par Cohen et Coon pour définir le paramétrage d'un correcteur PID**

Le paramétrage d'un correcteur PID par la méthode de Broïda et les relations empiriques de Cohen & Coon, n'est qu'une estimation préliminaire non-optimale. En effet, il est fréquent que la réponse du procédé ne soit pas du premier ordre et donc que la méthode de Broïda ne soit pas

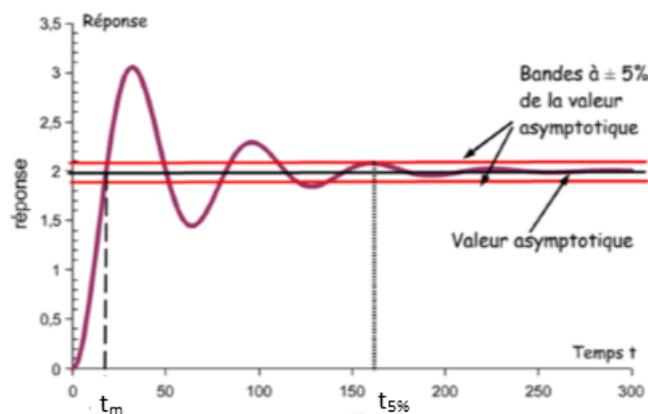
adaptée. La référence [62] mentionne qu'un régulateur PID présente de bons résultats lorsque le rapport  $\frac{\tau}{t_d}$  issu de l'identification de la réponse du procédé par un système du premier ordre est supérieur à 5. En revanche, ce type de paramétrage peut être considéré comme une initialisation préalable à une optimisation. Pour ce faire, il est alors nécessaire de quantifier la capacité d'une régulation à suivre la loi de consigne demandée. Cette quantification est réalisée à l'aide d'estimateurs présentés ci-après.

### II.4.4 Les critères de qualité de suivi de consigne

Des critères doivent évaluer la capacité d'une régulation à réaliser la consigne demandée. Ces critères seront à considérer dans les problèmes d'optimisation multiobjectifs et contraints, soit comme des objectifs d'optimisation, soit comme des contraintes associées à des valeurs seuils ; ces critères de suivi de consigne sont d'après la référence [60] :

- Le temps de stabilisation à 5%, noté  $t_{5\%}$  sur la Figure 18, temps à partir duquel la variable régulée reste comprise dans un intervalle de  $\pm 5\%$  autour de la valeur de consigne ;
- Le temps de montée (ou de descente), noté  $t_m$  sur la Figure 18; temps pour lequel la valeur régulée atteint la première fois la valeur de consigne ;
- L'erreur quadratique moyenne, notée EQT et définie par l'équation (30).

$$EQT = \int_0^{t_{\text{final}}} \frac{(y(t) - y_c(t))^2}{t_{\text{final}}} dt \quad (30)$$



**Figure 18 – Représentation des critères d'évaluation de la performance d'une régulation : temps de montée et temps de stabilisation à 5%**

Ces critères peuvent également être regroupés en une seule fonction de coût qui intègre au cours du temps la totalité de la réponse du procédé. Différents critères existent, leur minimisation induira des qualités de suivi de consigne propres à chaque critère. Deux critères intégraux sont retenus lors de ces travaux, l'un nommé ITSE (équation (31)) pour *Integral Time Square Error* [63], l'autre nommé IAE (équation (32)) pour *Integral Absolute Error* [60]. Le

critère ITSE pénalise les grandes erreurs qui persistent longtemps, alors que le critère IAE est meilleur pour supprimer les erreurs inférieures à l'unité.

$$\text{ITSE} = \int_0^{\infty} t * (y(t) - y_c(t))^2 dt \quad (31)$$

$$\text{IAE} = \int_0^{\infty} |y(t) - y_c(t)| dt \quad (32)$$

L'utilisation d'une seule fonction de coût pourra être avantageuse pour minimiser le nombre d'objectifs à optimiser ou le nombre de contraintes à considérer lors de futures optimisations multiobjectifs qui pourraient à la fois optimiser le paramétrage d'un correcteur PID et le comportement thermohydraulique d'ASTRID.

Le paramétrage des correcteurs PID impliqués dans la conduite du réacteur peut être perçu comme un problème d'optimisation à un seul objectif, pour lequel un critère d'évaluation de la qualité du suivi de consigne serait optimisé. De cette manière, les paramètres des correcteurs PID ne seraient pas retenus comme variables de décision au problème d'optimisation multiobjectif. Cette solution contribue à réaliser les fonctions FP2 et FP3. La section suivante présente des solutions pour résoudre ce type de problème d'optimisation.

### II.4.5 Méthode de résolution d'un problème d'optimisation à un objectif

La méthode la plus simple et intuitive pour résoudre un problème à un seul objectif dans un espace de recherche à faible dimension est de recouvrir cet espace par un ensemble d'expériences uniformément réparties et de retenir la meilleure expérience. Cela est réalisé par des plans d'expériences de type hypercube latin avec minimisation de la discrédance, comme cela est présenté dans la partie II.3. On parle dans ce cas de recherche aléatoire d'un optimum.

Cependant, cette méthode n'assure évidemment pas l'exhaustivité de la solution retenue, c'est pourquoi des algorithmes d'optimisation ont pour objectif de trouver l'optimum global. Pour rappel (cf. partie II.1.2), les méthodes de descente par gradient et les heuristiques ne garantissent pas non plus une solution globale pour un problème d'optimisation.

Une solution innovante et efficace est proposée par l'algorithme nommé *Efficient Global Optimization* (EGO) introduit par la référence [64]. Cet algorithme s'appuie sur l'approximation de la variable à optimiser par un estimateur du processus gaussien conditionné sur une base d'apprentissage de la variable.

En reprenant le système de notation de la section II.1, et dans un contexte de minimisation de l'objectif  $f$ , l'EGO utilise la notion d'*improvement*, notée  $I$ , dépendant de  $\mathbf{x}$  et définie par l'équation ci-dessous :

$$I(\mathbf{x}) = \max(0; \min(f) - f(\mathbf{x})) \quad (33)$$

Avec  $f(\mathbf{x})$  une observation en  $\mathbf{x}$  de la fonction  $f$  obtenue avec l'OCS et  $\min(f)$  le minimum connu de l'objectif  $f$ . En pratique,  $\min(f)$  est inconnu tant qu'un appel à l'OCS n'a pas été réalisé. La valeur  $f(\mathbf{x})$  peut être remplacée par une estimation en  $\mathbf{x}$  du PG conditionné (noté  $\widehat{f}(\mathbf{x})$ ), dans l'équation

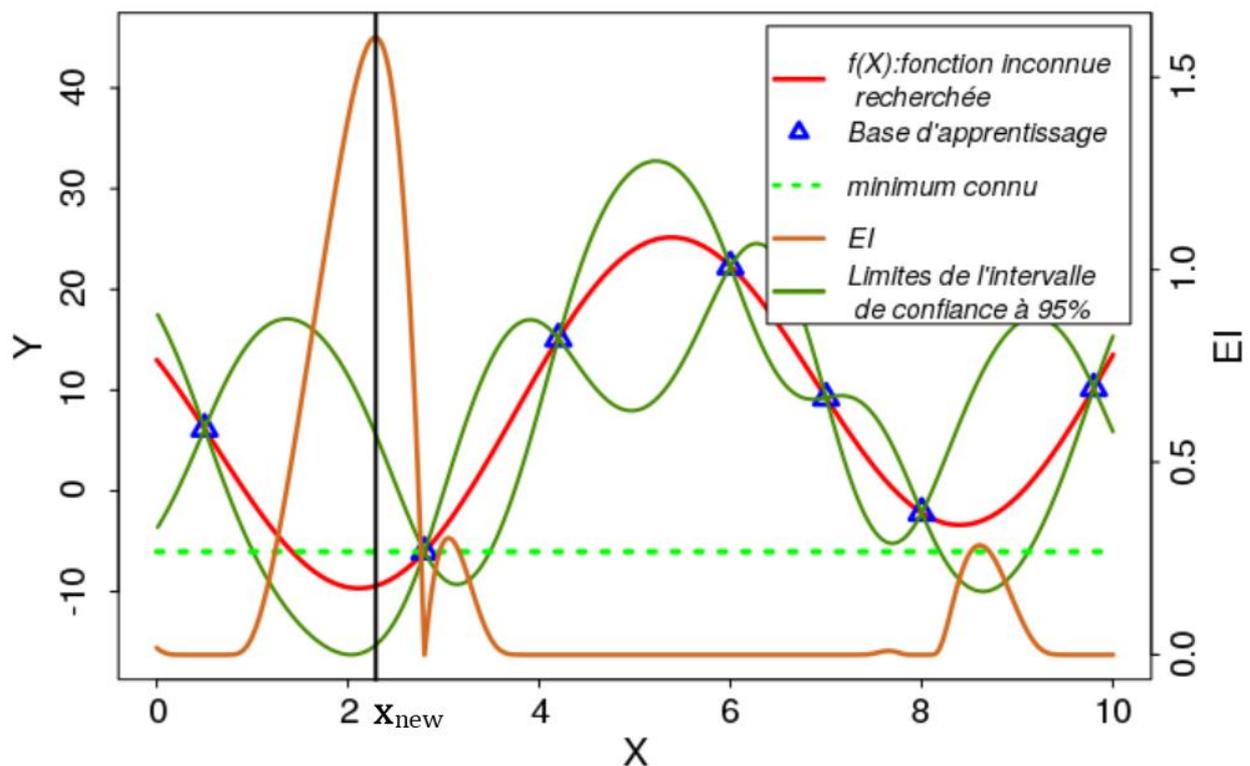
(34)) pour définir un métamodèle de l'*improvement*, noté  $\widehat{I}(\mathbf{x})$ .

$$\widehat{I}(\mathbf{x}) = \max(0; \min(f) - \widehat{f}(\mathbf{x})) \quad (34)$$

De cette manière,  $\widehat{I}(\mathbf{x})$  est une variable aléatoire qui quantifie l'amélioration potentielle en  $\mathbf{x}$  du minimum connu. Afin de trouver le minimum de la fonction  $f$ , une nouvelle observation sera réalisée avec l'OCS au point  $\mathbf{x}_{\text{new}}$ . Le vecteur  $\mathbf{x}_{\text{new}}$  est alors le  $\mathbf{x}$  pour lequel la probabilité d'améliorer le minimum connu de  $f$  est la plus forte, c'est-à-dire le point  $\mathbf{x}$  qui maximise l'*Expected Improvement*, noté  $EI(\mathbf{x})$ .

$$EI(\mathbf{x}) = \mathbb{E}(\widehat{I}(\mathbf{x})) \quad (35)$$

La Figure 19 illustre, pour la fonction  $f(x)=9.\cos(x)-13.\sin(x)+4+x$ , les intervalles de confiance d'un processus gaussien conditionné sur une base d'apprentissage constituée de sept expériences. Le tracé de l'EI est également réalisé sur cette figure, son maximum se situe au niveau du trait vertical noir, pour  $\mathbf{x}_{\text{new}} = 2,66$ . Un nouveau calcul de l'objectif est effectué avec l'OCS en  $x = 2,66$ .



**Figure 19. Première étape de l'algorithme EGO**

La Figure 20 illustre la seconde étape de l'algorithme EGO. Le résultat du calcul de l'objectif par l'OCS en  $x = 2,66$  est ajouté à la base d'apprentissage. Le PG conditionné est mis à jour avec cette nouvelle BA. L'EI est réévalué en tenant compte de la nouvelle structure du processus gaussien, puis un nouvelle recherche de  $\mathbf{x}_{\text{new}}$  est réalisée ( $\mathbf{x}_{\text{new}} = 1,9$ ). Un nouvel appel à l'OCS en ce nouveau point sera réalisé pour enrichir la BA. Cette étape est à reconduire jusqu'à ce que l'algorithme converge sur le minimum de la fonction. La référence [64] propose d'arrêter

l'algorithme lorsque l'amélioration du minimum connu devient inférieure au pourcent. La référence [65], propose quant à elle de fixer le nombre d'itérations réalisées par l'algorithme. La référence [66], applique l'algorithme EGO pour trouver le minimum global de la fonction de Hartman à six dimensions. Le minimum global est trouvé en moins de 20 itérations pour un processus gaussien conditionné à l'aide d'une base d'apprentissage constituée de 50 expériences.

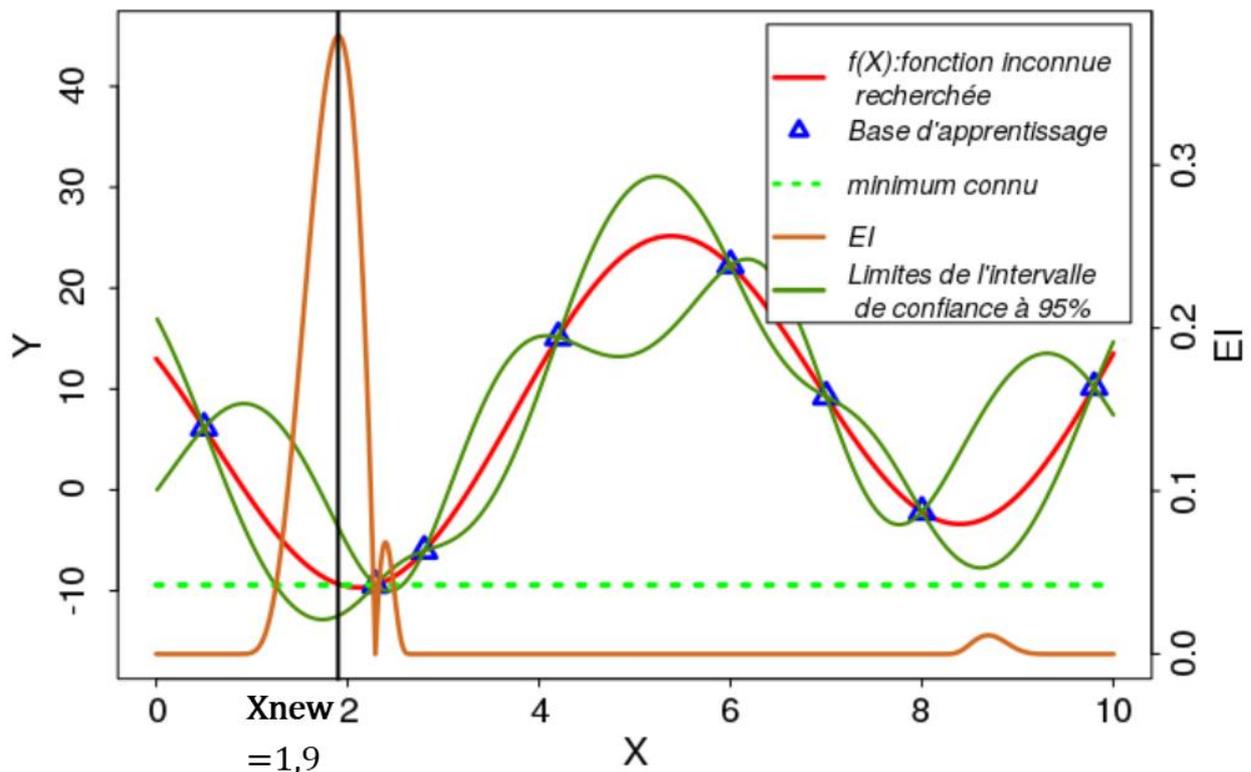


Figure 20. Seconde étape de l'algorithme EGO

L'algorithme EGO pourra donc être utilisé pour optimiser les performances de suivi de consigne de différentes régulations. La partie suivante propose des outils d'analyse de sensibilité pour réaliser la fonction FP2 (FP2 : Choisir les variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif parmi les paramètres descriptifs de la conduite).

## II.5 Outils de sélection des variables de décision

L'ensemble des paramètres descriptifs de la conduite du réacteur n'influencent pas de la même façon les objectifs à optimiser et une sélection de ces paramètres comme variables de décision doit être réalisée (fonction FP2). Des outils d'analyses de sensibilité sont introduits dans cette partie pour réaliser cette fonction.

### II.5.1 Analyse de sensibilité qualitative et quantitative

Soit une variable  $f$  dépendante du vecteur de paramètres d'entrées  $\mathbf{x}$ , calculée avec un OCS

coûteux en temps de calcul et considérée comme la variable d'intérêt d'une analyse de sensibilité. Une analyse de sensibilité vise à identifier (dans le cas d'une analyse qualitative), ou quantifier (dans le cas d'une analyse quantitative), les contributions des variabilités des paramètres d'entrée sur la variabilité de la grandeur d'intérêt. Une analyse qualitative identifie les paramètres d'entrée non influents sur les variations de la sortie  $f$  de l'OCS. Les méthodes retenues pour réaliser ce type d'analyse sont dites de criblages. Parmi elles, on peut citer le plan d'expériences *One-factor-At-a-Time*, détaillé dans la référence [67], ou la méthode classique de Morris présentée dans l'article [68]. Les méthodes d'analyses qualitatives nécessitent en général peu d'appel à l'OCS, mais requièrent souvent des hypothèses fortes sur le comportement du modèle  $f$ , comme la linéarité, la monotonie ou encore l'absence d'interactions.

Une analyse de sensibilité quantitative complète les informations issues d'une analyse qualitative. Le calcul des indices de Sobol [69] est une méthode d'analyse de sensibilité quantitative, facilement interprétable. Cette méthode est présentée dans la section suivante.

### II.5.2 Analyse quantitative : les indices de Sobol

Une analyse de sensibilité quantitative permet de comparer les contributions des paramètres d'entrée, ou les contributions d'interactions entre plusieurs paramètres d'entrée, à la variabilité de la sortie  $f$  calculée par l'OCS. L'une des méthodes les plus classiquement utilisées dans les applications industrielles repose sur une décomposition de la variance de la sortie  $f$  [70] qui conduit à l'obtention des indices de Sobol présentés dans la référence [69]. Chaque terme de la décomposition représente la part de la variance de la sortie  $f$  expliquée par la contribution d'une entrée (indice du premier ordre) ou d'un groupe d'entrées (indice d'ordre supérieur). Par construction, la somme de l'ensemble des indices de Sobol vaut 1, et un indice de Sobol est compris entre 0 et 1. Ces indices sont alors facilement interprétables, plus un indice est proche de 1 et plus la contribution de la variabilité du paramètre d'entrée (ou d'une interaction de paramètres d'entrée) associé est significative pour expliquer la variabilité de la grandeur d'intérêt.

La variable  $\delta_i(x_{i,j})$  définie par l'équation (36) permet de mesurer l'impact du facteur  $x_i$  fixé à une valeur  $x_{i,j}$  sur la variance de  $f(\mathbf{x})$ .

$$\delta_i(x_{i,j}) = \text{var}(f(\mathbf{x})) - \text{var}(f(\mathbf{x})|x_i = x_{i,j}) \quad (36)$$

Dans le cas où une forte partie de la variabilité de  $f(\mathbf{x})$  est captée par le fait que  $x_i$  soit fixé à la valeur  $x_{i,j}$  le terme  $\delta_i(x_{i,j})$  sera fort. La valeur  $\delta_i(x_{i,j})$  est une fonction de  $x_i$ ; pour évaluer l'ensemble de l'impact du facteur  $x_i$  il faut évaluer la moyenne de  $\delta_i$  sur l'ensemble des  $x_i$ . Or, d'après le théorème de la variance totale, l'espérance de  $\delta_i$  peut-être réécrite selon l'équation (37) définie ci-dessous :

$$E(\delta_i) = \text{var}[E(f(\mathbf{x})|x_i)] \quad (37)$$

En normalisant  $E(\delta_i)$  par la variance de  $f(\mathbf{x})$ , on obtient l'expression de l'indice de Sobol du premier ordre pour le paramètre d'entrée  $x_i$ , noté  $S_i$  et défini selon l'équation (38).

$$S_i = \frac{\text{var}[E(f(\mathbf{x})|x_i)]}{\text{var}(f(\mathbf{x}))} \quad (38)$$

L'estimation des indices de Sobol peut être effectuée par la méthode *pick-and-freeze* [71]. Une étude détaillée des propriétés statistiques des estimateurs issus de cette méthode est proposée dans [72]. Le nombre de calcul de la grandeur d'intérêt (sortie)  $f$  via l'OCS nécessaire à l'application de cette méthode est conséquent. Dès lors, diverses méthodes reposant sur la construction d'un métamodèle ont été proposées pour réduire ce coût de simulation. Les travaux [73] et [74] utilisent respectivement des métamodèles basés sur des développements en polynômes de chaos et des processus gaussien.

En écrivant la variance de la sortie  $f(\mathbf{x})$  d'après la décomposition d'Hoeffding-Sobol, on peut écrire l'équation (39) :

$$1 = \sum_{i=1}^p S_i + \sum_{1 \leq i < j \leq p} S_{ij} + \dots + S_{12\dots p} \quad (39)$$

Avec  $S_{ij}$  les indices de Sobol du second ordre, qui quantifient la part de variance de  $f(\mathbf{x})$  expliquée par une interaction entre les données d'entrée  $x_i$  et  $x_j$ . En cas d'interaction, un paramètre d'entrée influence la variabilité de la grandeur de sortie  $f$  à condition qu'un autre paramètre d'entrée soit dans une certaine gamme. On peut alors définir l'indice de Sobol total associé au paramètre  $x_i$ , noté  $T_i$  (défini par l'équation (40)), comme la somme des indices de Sobol faisant intervenir  $x_i$ .

$$T_i = S_i + \sum_{j \neq i} S_{ij} + \sum_{1 \leq j < k \leq p, i \neq j, i \neq k} S_{ijk} + \dots + S_{12\dots p} \quad (40)$$

L'étude des indices de Sobol totaux permet de déceler la présence d'interactions. En pratique si  $S_i \approx T_i$ , l'action des interactions incluant  $x_i$  peut être négligée.

## II.6 Le langage interprété R

Les outils statistiques et mathématiques présentés dans le chapitre II, ont fait l'objet de travaux de développement à l'aide du langage R, pour implémenter ces techniques dans des *packages*.

La page d'accueil du site *The Comprehensive R Archive Network* [75] définit le langage R de la manière suivante : « *R is 'GNU S', a freely available language and environment for statistical computing and graphics which provides a wide variety of statistical and graphical techniques: linear and nonlinear modelling, statistical tests, time series analysis, classification, clustering, etc. Please consult the [R project homepage](#) for further information.* »

La méthode développée dans ces travaux de thèse est codée en langage R. Elle reprend et couple différents *packages* pour réaliser les fonctions identifiées en I.3. La suite de la section liste les différents *packages* utilisés dans la construction de la méthode.

- Les plans d'expériences de type LHS avec une minimisation de leur discrédance sont réalisés à l'aide du *package* DiceDesign [76].
- La construction de modèles de substitution de type processus gaussien est réalisée à

l'aide du *package* DiceKriging [77].

- Les indices de Sobol associés aux analyses de sensibilité sont calculés avec le *package* Sensitivity [78].
- Les analyses en composantes principales support à la création de modèles de substitution de type fonctionnel sont réalisées avec le *package* stats [79].
- La résolution de problèmes d'optimisation multiobjectifs et contraints se fait à l'aide du *package* mco [80].
- La résolution de problème d'optimisation mono-objectif se fait à l'aide du *package* DiceOptim [81]

## II.7 A retenir du chapitre II

Pour répondre à la problématique proposée : **comment résoudre un problème d'optimisation multiobjectif associé au comportement thermohydraulique d'un réacteur, à l'aide des éléments descriptifs de sa conduite, pour un transitoire donné et modélisé par un outil de calcul scientifique ?**

Le chapitre II propose des outils mathématiques supports à la construction de la méthode développée et présentée dans le chapitre III.

- La fonction **FP1 : « Modifier le JDD d'un OCS pour intégrer les paramètres descriptifs de la conduite »** implique l'implémentation de **régulation à boucle de contre-réaction et correcteur PID** dont le principe de fonctionnement est présenté dans la partie II.4 ;
- La fonction **FP2 : « Choisir les variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif parmi les paramètres descriptifs de la conduite »** peut faire intervenir des **analyses de sensibilité** dont les principes et une méthode d'analyse de sensibilité quantitative (indices de Sobol) sont présentés dans la section II.5.

Une autre solution consiste à **fixer les paramètres des correcteurs PID** à l'aide de plusieurs optimisations mono-objectifs des critères d'évaluation de la qualité des régulations impliquées dans la conduite d'un réacteur, par les paramètres des correcteurs PID. Ainsi, les paramètres de correcteurs ne sont pas considérés comme des variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif. Pour ce faire, la section II.4.5 propose une méthode efficace d'**optimisation mono-objectif** ;

- La fonction **FP3 : « Choisir les objectifs à optimiser et les contraintes à respecter dans le problème d'optimisation multiobjectif et contraint »** peut également faire intervenir des **analyses de sensibilité** (section II.5) et la **séparation des objectifs en deux catégories** :
  - Les objectifs associés aux performances thermodynamiques du réacteur, optimisés lors de la résolution d'un problème d'optimisation multiobjectif ;
  - Les objectifs quantifiant la qualité des régulations impliquées lors de la conduite du réacteur, optimisés lors d'optimisation mono-objectif (section II.4.5) ;

- La fonction **FP4** : « **Calculer les objectifs d'optimisation et les contraintes en fonction des variables de décision à l'aide de l'OCS et du JDD du réacteur** » est le résultat d'analyse des résultats renvoyés par l'OCS et ne requiert pas d'outil mathématique particulier ;
- La fonction **FP5** : « **Résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint** » utilisent des notions (notion de domination et front de Pareto) et des **algorithmes d'optimisation multiobjectif** présentés dans la section II.1 ;
- La fonction de contrainte **FC1** : « **Résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint dans un temps relativement court avec un ordinateur « conventionnel »** » implique de substituer l'OCS par **des modèles de substitution** au temps d'exécution beaucoup plus rapide et dont les notions et différents types sont proposés dans la section II.2. Ces métamodèles impliquent la construction de bases d'apprentissage à l'aide de plans d'expériences de type *space filling*, dont les notions associées sont présentées dans la section II.3 ;
- La méthode développée est écrite en **langage R**.

## Chapitre III Présentation de la méthode développée

---

A la suite de l'analyse fonctionnelle présentée dans la section I.3, une méthode d'optimisation de la conduite d'un réacteur nucléaire est développée sur la base d'outils mathématiques présentés dans le chapitre II. L'objectif du chapitre III est de présenter la structure et le fonctionnement de cette méthode.

La méthode développée lors de ces travaux de thèse a pour objectif de réaliser les fonctions exprimées dans la partie I.3. Pour rappel, la conduite d'un réacteur est considérée dans ces travaux comme la solution d'un problème d'optimisation multiobjectif et contraint pour lequel les variables de décision sont :

- Les variables à réguler ;
- Les actionneurs support des régulations ;
- Les paramètres descriptifs des systèmes de contrôle-commande (correcteurs PID) ;
- Les consignes de régulation.

Une stratégie de réduction du nombre de variables de décision retenues pour résoudre un problème d'optimisation multiobjectif et contraint associé à la définition de la conduite (réduction de la dimension de l'espace de recherche) est proposée dans la méthode développée. Cette stratégie repose sur trois étapes :

- les actionneurs supports des régulations sont choisis sur la base d'analyses de sensibilité présentées dans la section III.1 ;
- les variables régulées lors de la conduite du réacteur sont définies par l'utilisateur de la méthode, au même titre qu'un ensemble d'informations présenté dans la section III.2 ;
- le paramétrage des correcteurs PID est dédié à l'optimisation des critères de qualité de suivi de consigne. Les différentes étapes supports du paramétrage des correcteurs PID sont présentées dans la section III.3.

A l'issue de ce travail de réduction de dimension de l'espace de recherche, des métamodèles, reproduisant les résultats d'un OCS en fonction des variables de décision retenues, sont couplés à un algorithme génétique pour résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint, associé à la définition de la conduite d'un réacteur. La réduction du nombre de variables de décision renforce l'efficacité de l'algorithme génétique pour explorer les zones optimales de l'espace de recherche.

## III.1 Etape N°1 : Sensibilité des grandeurs à réguler à l'utilisation d'actionneurs des grandeurs à réguler

La première contribution de la méthode consiste à évaluer les capacités des différents actionneurs, disponibles sur le réacteur, à influencer les grandeurs à réguler, lors de la conduite du réacteur.

Les résultats de cette évaluation permettront de :

- Définir des actionneurs qui influencent une grandeur à contrôler ;
- Classer les actionneurs testés selon leur capacité à impacter une grandeur d'intérêt à contrôler.

Cette première étape permet à l'utilisateur d'affiner sa connaissance du comportement du réacteur et de confronter son jugement d'ingénieur à une quantification des capacités des actionneurs. Ces résultats sont ainsi une aide pour définir les actionneurs qui contrôlent les variables régulées dans la conduite du réacteur. Ainsi, les actionneurs ne sont pas des variables de décision du problème d'optimisation, le choix des actionneurs participe à la stratégie de réduction de la dimension de l'espace de recherche associé à la définition de la conduite.

Il revient de garder à l'esprit que ces résultats n'apportent qu'une aide et ne garantissent pas la qualité d'une régulation, celle-ci dépendant également du correcteur PID associé à la régulation (cf. II.4).

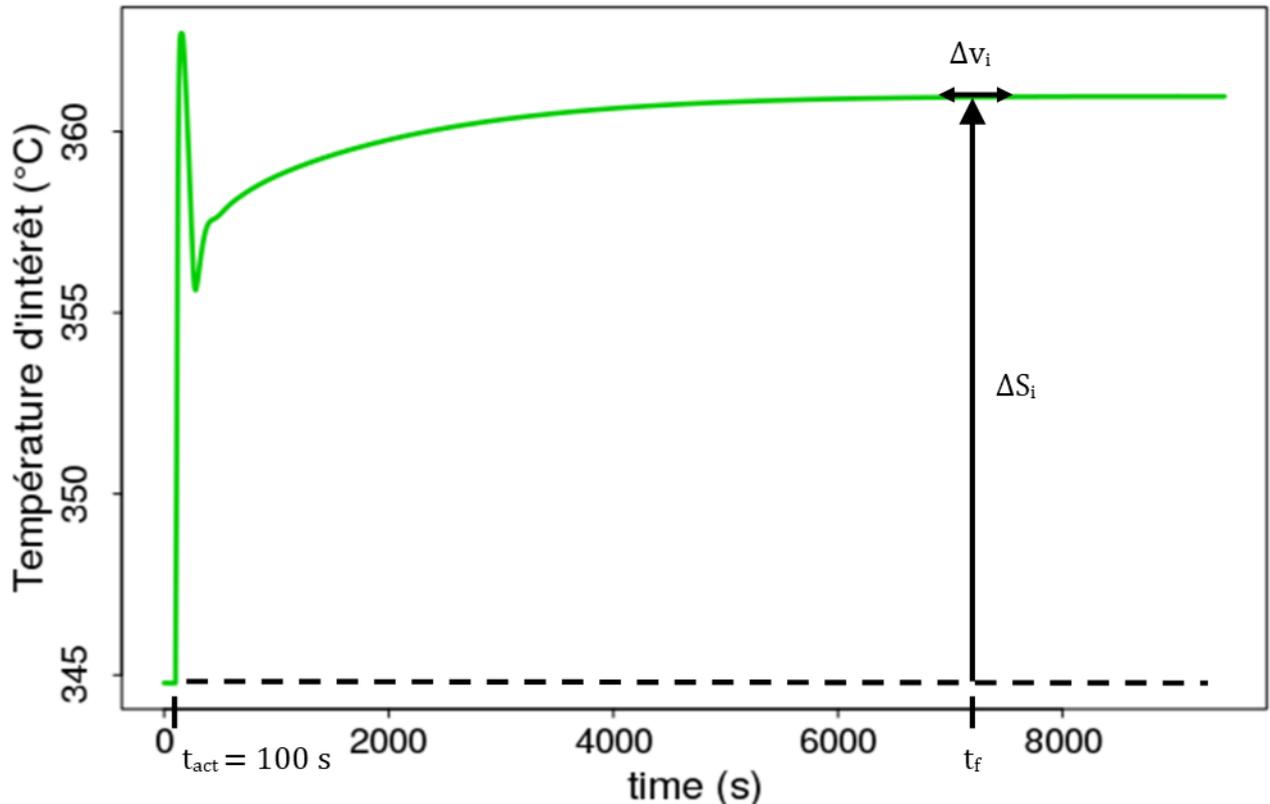
Pour ce faire, l'utilisateur de la méthode doit réaliser trois inventaires :

- Les  $N_{act}$  actionneurs disponibles sur le réacteur ;
- Les plages de variation des grandeurs réglantes associées aux  $N_{act}$  actionneurs répertoriés ;
- Les  $N_{reg}$  grandeurs d'intérêt qui sont potentiellement intéressantes à contrôler lors de la conduite du réacteur.

Ces inventaires apparaissent comme la première étape (étape 1.1) du schéma descriptif de la méthode présenté dans la Figure 27. La création de ces inventaires requiert une connaissance des principes de fonctionnement du réacteur dont la conduite sera optimisée, notamment pour la définition des plages de variation des grandeurs réglantes des actionneurs et du choix des grandeurs d'intérêt à contrôler. Pour rappel, une donnée d'entrée de la méthode est un JDD du réacteur, capable de modéliser l'utilisation forcée des  $N_{act}$  actionneurs répertoriés, avec l'OCS retenu.

Sur la base de ces inventaires, un plan de  $N_1$  expériences (noté PE1) de type hypercube latin, optimisé par minimisation de sa discrépance est réalisé avec l'OCS (étape 1.2, Figure 27) . Chaque expérience constitutive du plan PE1 est un transitoire du réacteur induit par la modification simultanée, au temps  $t_{act}$  (cf. Figure 21) des variables réglantes des  $N_{act}$  actionneurs répertoriés, selon une loi de variation de type échelon dont les amplitudes sont les entrées du plan d'expériences PE1. L'état initial du réacteur est nominal et est identique pour tous les transitoires du plan PE1. La Figure 21 introduit les notations associées aux transitoires

constitutifs du plan d'expériences PE1.



**Figure 21. Variation d'une grandeur d'intérêt au cours d'un transitoire du plan d'expériences PE1**

Chaque transitoire du plan d'expériences PE1 aboutit à un nouvel état stable du réacteur. Les variables étudiées au cours de cette analyse de sensibilité sont les amplitudes de variation (notée  $\Delta S_i$  sur la Figure 21 avec  $i \in \{1, \dots, N_{reg}\}$ ) entre l'état initial du réacteur et le nouvel état stable, des  $N_{reg}$  grandeurs contrôlables précédemment répertoriées. Le nouvel état stable est identifié par des cinétiques de variation des grandeurs d'intérêt inférieures à des valeurs seuils notées  $\Delta v_i$  avec  $i \in \{1, \dots, N_{reg}\}$  (cf. Figure 21) et atteinte pour un temps noté  $t_f$  (cf. Figure 21).

Le plan d'expériences PE1 permet la création des  $N_{reg}$  bases d'apprentissage (étape 1.3, Figure 27) pour la construction des  $N_{reg}$  moyennes des processus gaussiens conditionnés sur les amplitudes de variation des  $N_{reg}$  grandeurs d'intérêt, en fonction des amplitudes des  $N_{act}$  actions simultanées des actionneurs disponibles dans le réacteur (étape 1.4, Figure 27). Ces estimateurs des processus gaussiens conditionnés sont utilisés comme des métamodèles en substitution de l'OCS CATHARE2 pour reproduire les amplitudes de variation des  $N_{reg}$  grandeurs d'intérêt.

La qualité de ces modèles doit dans un premier temps être quantifiée. Dans le cas où leur qualité est jugée suffisante, ces modèles de substitution sont ensuite utilisés pour analyser la sensibilité des variables  $\Delta S_i$  aux actions forcées des  $N_{act}$  actionneurs (étape 1.5, Figure 27). L'outil d'analyse de sensibilité retenu est le calcul des indices de Sobol présentés lors de la section II.5.2.

Ce travail de caractérisation de la réponse du réacteur nucléaire à des utilisations forcées des actionneurs est commun à l'ensemble des transitoires auxquels la conduite du réacteur doit

répondre. Il permet de définir quel actionneur provoque le plus de variabilité, à la vue du plan d'expérience testé, sur les grandeurs d'intérêt convergées. L'application de cette étape N°1 pour le réacteur ASTRID et son système de conversion d'énergie au gaz est présentée dans le Chapitre IV.

L'actionneur qui induit le plus de variabilité sur l'amplitude de variation de la grandeur à réguler est choisi comme support de la régulation. Ainsi, l'utilisateur s'assure du caractère fonctionnel de l'actionneur et que des consignes éloignées des conditions de fonctionnement nominales seront potentiellement atteignables. Cependant, le choix d'un actionneur selon ce critère ne garantit pas le caractère optimal de la régulation. En effet, comme vu dans la partie II.4, les performances d'une régulation sont dépendantes du paramétrage du correcteur PID et de la consigne désirée. Une méthode plus exhaustive devra intégrer le choix de l'actionneur comme une variable de décision du problème d'optimisation multiobjectif. Ce travail est une perspective d'amélioration.

Avant d'appliquer les prochaines étapes de la méthode l'utilisateur doit définir le problème d'optimisation multiobjectif et contraint à résoudre. La section suivante présente l'ensemble des données nécessaires à cette définition.

## III.2 Etape N°2 : Définition du problème d'optimisation multiobjectif contraint

La seconde étape de la méthode est la formulation de la part de l'utilisateur d'un problème d'optimisation multiobjectif et contraint, pour cela il doit définir :

- Un descriptif du transitoire d'étude qui peut être de fonctionnement normal, incidentel ou accidentel. Ce descriptif est constitué de trois types d'information :
  - Les événements initiateurs (nature, instant d'occurrence et durées des événements);
  - Les actions forcées intervenant lors de la conduite du réacteur ;
  - Les régulations (variables régulées et actionneurs associés) intervenant lors de ce transitoire. Ce choix se fait sur la base des résultats de l'étape numéro 1 de la méthode.
- Des variables de décision qui permettront d'éprouver différentes stratégies de conduite au cours du processus d'optimisation. Ces variables sont de trois natures :
  - Des consignes de régulation, dont le nombre est noté  $p_c$  ;
  - Les paramètres des systèmes de contrôle-commande de type correcteur PID associés aux  $p_c$  régulations dont les consignes sont des variables de décision, leur nombre est noté  $p_{rc}$  ;
  - Les paramètres des systèmes de contrôle-commande de type correcteur PID associés à des régulations dont les consignes sont fixées par l'utilisateur et qui ne sont donc pas des variables de décision du problème d'optimisation

multiobjectif, leur nombre est noté  $p_r$  ;

- Des plages de variation pour chacune des variables de décision ;
- Les  $N$  objectifs d'optimisation n'incluant pas les estimateurs de qualité de suivi de consigne des régulations dont les paramètres des systèmes de contrôle-commande sont inclus dans les variables de décision ;
- Les  $M$  contraintes de sûreté (critères de découplage du transitoire étudié) à respecter.

La somme des variables de décision du problème est notée  $p$  et est définie par l'équation (41). Le nombre de correcteurs PID impliqués dans l'optimisation de la conduite est noté  $p_{PID}$  défini par l'équation (42).

$$p = p_c + p_{rc} + p_r \quad (41)$$

$$p_{PID} = p_{rc} + p_r \quad (42)$$

Le problème d'optimisation renseigné lors de cette étape est donc défini par :

- $p$  variables de décision ;
- $N$  objectifs ;
- $M$  contraintes.

La résolution du problème d'optimisation multiobjectif étant portée par les  $p_c$  consignes de régulations, il est nécessaire que les performances de suivi de consigne soient suffisamment bonnes pour s'assurer que les consignes testées lors du processus de résolution du problème d'optimisation soient effectivement réalisées. Les  $p_{PID}$  critères d'évaluation des qualités des suivis de consignes (introduits dans la partie II.4.4) doivent alors être intégrés à la résolution du problème d'optimisation. Deux solutions sont alors envisageables, ces  $p_{PID}$  critères peuvent être considérés comme des objectifs d'optimisation ou comme des contraintes à ajouter aux  $M$  contraintes déjà formulées.

La méthode développée propose, dans un premier temps, d'optimiser uniquement les critères d'évaluation des suivis de consignes, indépendamment des  $N$  objectifs et  $M$  contraintes formulés, pour une consigne fixée par l'utilisateur pour chaque régulation. Il s'agit de l'étape N°3 de la méthode développée (cf. Figure 27) ; celle-ci est décrite dans la section suivante.

### III.3 Etape N°3 : Optimisation des performances des régulations

L'étape N°3 finalise la formulation du problème d'optimisation initiée lors de l'étape N°2 en intégrant les critères d'évaluation des qualités de suivis de consignes au problème d'optimisation. La stratégie retenue consiste à optimiser les  $p_{PID}$  critères de suivi de consigne, à l'aide du paramétrage des correcteurs PID, séparément de l'optimisation des  $N$  objectifs. L'intérêt de cette stratégie est de réduire la dimension de l'espace de recherche du problème d'optimisation multiobjectif en définissant des jeux de paramètres pour les  $p_{PID}$  correcteurs qui optimisent uniquement la qualité des suivis de consignes impliquées dans la conduite du

réacteur. Les  $p_{PID}$  jeux de paramètres des correcteurs sont fixés aux valeurs définies et ne sont alors plus considérés comme des variables de décision. La dimension de l'espace de recherche est ainsi réduite.

Pour remplir cet objectif,  $p_{PID}$  problèmes d'optimisation simple-objectifs sont résolus. Chacun de ces problèmes consiste à optimiser le critère de qualité de suivi de consigne ITSE ou IAE (introduit dans la partie II.2.3) d'une régulation, en faisant varier les trois coefficients du correcteur PID associé. L'optimisation est réalisée par une recherche aléatoire (cf. section II.4.5), faisant intervenir un plan d'expériences noté PE2, autour d'un correcteur initial défini par les relations préconisées par Cohen & Coon (équations (27), (28) et (29) de la partie II.4.3), elles-mêmes basées sur la méthode d'identification de Broïda (introduite dans la section II.4.3). La définition du correcteur initial constitue l'étape 3.1 et l'optimisation par recherche aléatoire l'étape 3.2.

Une illustration des étapes 3.1 et 3.2 est proposée ci-dessous pour présenter les différentes actions constitutives de ces étapes. L'objectif de cette application est de paramétrer le correcteur PID de la régulation qui contrôle la température du gaz à l'entrée du compresseur basse pression par le débit d'eau traversant l'échangeur de chaleur *precooler*. Une identification de la variation au cours du temps de cette température (cf. Figure 23), pour un échelon de -10 % du débit d'eau par rapport à la valeur nominale (soit une variation de  $\Delta e = 1200$  kg/s) (cf. Figure 22) est réalisée.

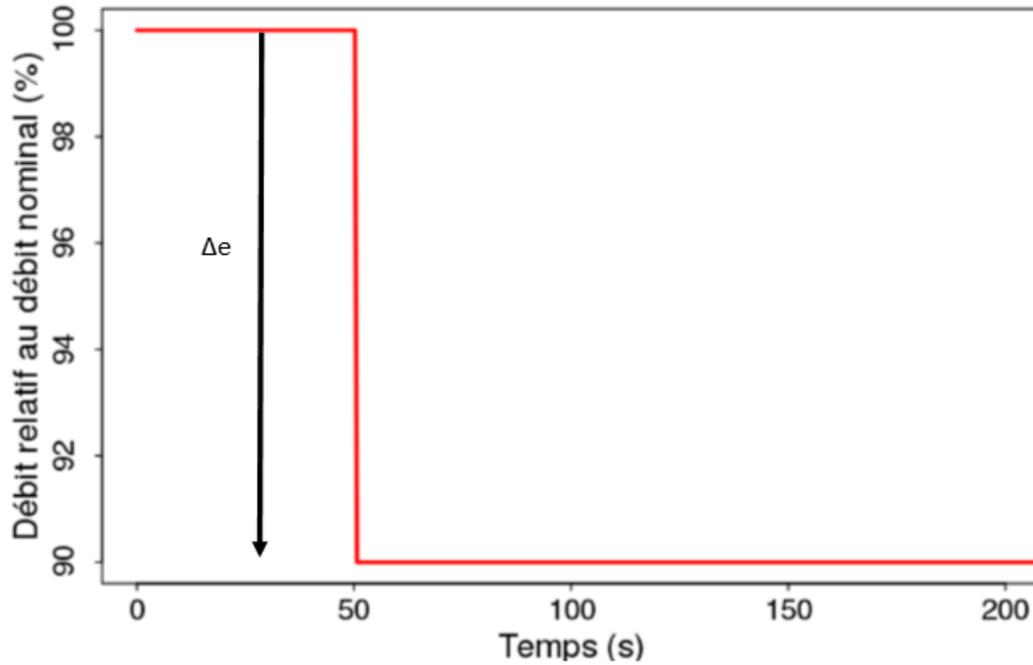


Figure 22. Echelon de variation du débit d'eau à travers l'échangeur de chaleur *precooler* pour identification selon la méthode de Broïda

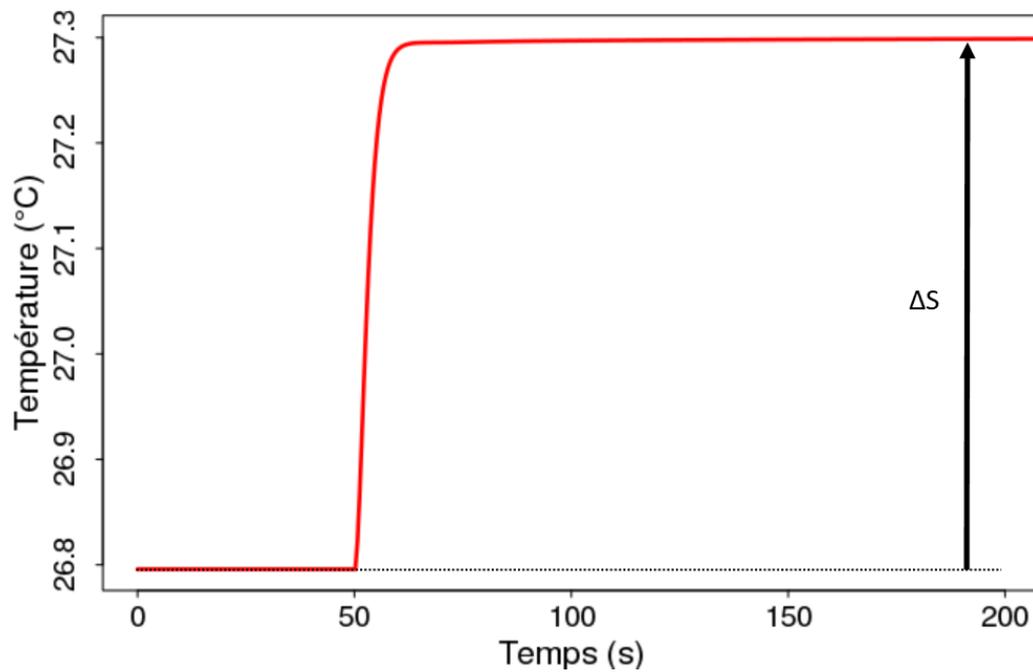


Figure 23. Variation de la température à l'entrée du compresseur basse pression induite par la variation de débit d'eau représentée en Figure 22

Pour ce cas d'application :

- $\Delta S = 0,51 \text{ }^\circ\text{C}$  ;
- $\Delta e = -1200 \text{ kg/s}$  ;
- Le temps  $t_1$ , pour lequel 28 % de  $\Delta S$  sont atteints, vaut 1,9 secondes ;
- Le temps  $t_2$ , pour lequel 40 % de  $\Delta S$  sont atteints, vaut 2,7 secondes.

Sur la base de ces relevés et à l'aide des relations (24), (25) et (26), introduites dans la partie II.4.3, les paramètres  $K$ ,  $t_d$  et  $\tau$  de l'identification selon la méthode de Broïda sont calculés et renseignés dans le Tableau 1.

Paramètres	Valeurs
$K \text{ (}^\circ\text{C.s.kg}^{-1}\text{)}$	$-4,2.10^{-4}$
$t_d \text{ (s)}$	0,4
$\tau \text{ (s)}$	4,1

**Tableau 1. Paramètres de la fonction de transfert du premier ordre de la température du gaz à l'entrée du compresseur basse pression sur le débit d'eau à travers le *precooler***

L'application de la transformée inverse de Laplace permet de tracer dans la Figure 24 l'évolution temporelle de la température du gaz à l'entrée du compresseur basse pression pour le paramétrage du Tableau 1. Pour ce cas d'étude, les comportements décrits par la fonction de transfert du premier ordre et la réponse observée avec l'OCS CATHARE2 semblent relativement proches.

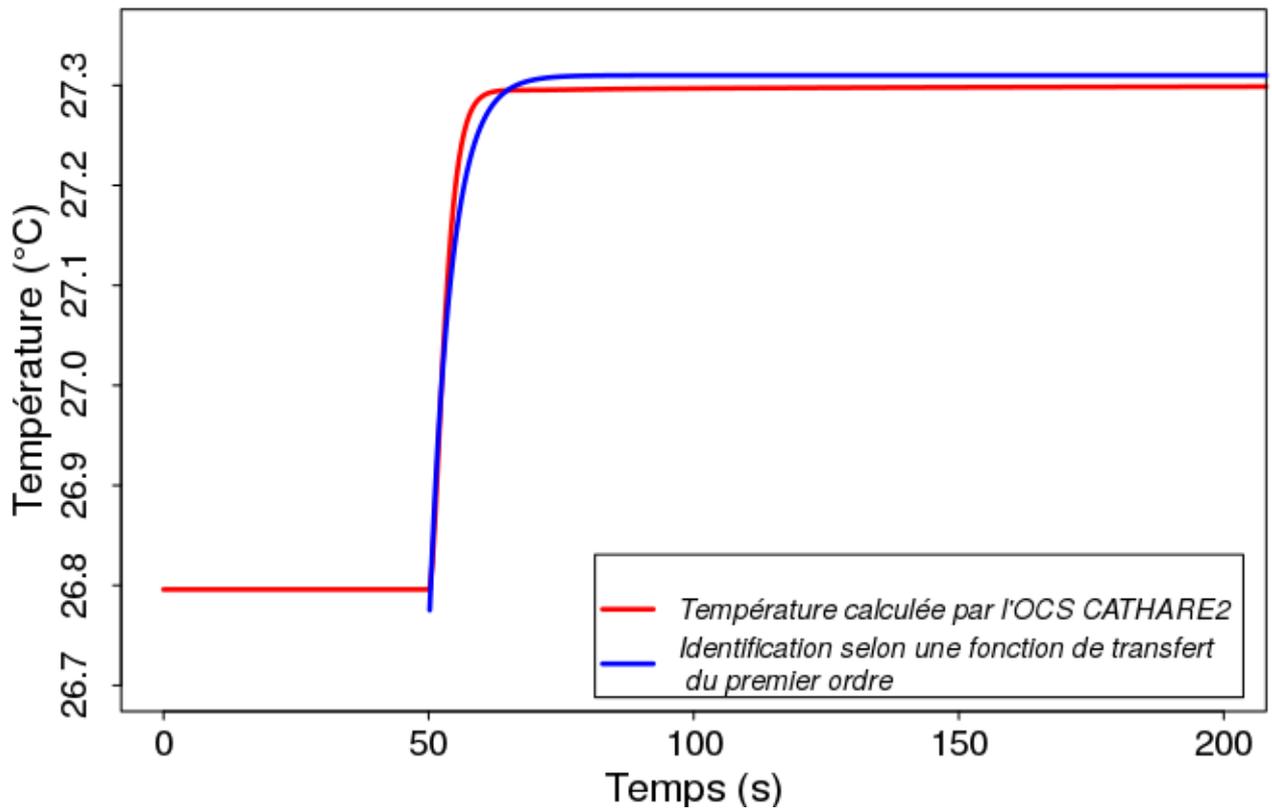


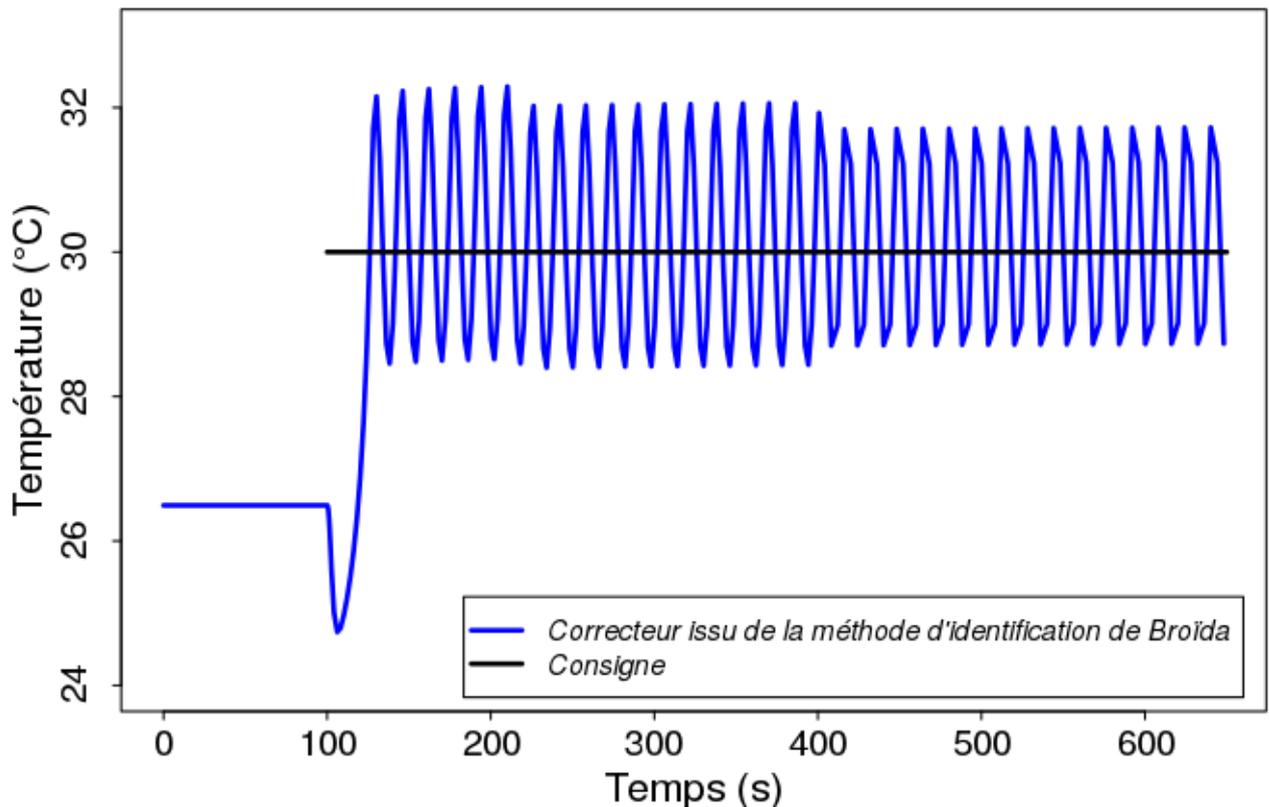
Figure 24. Evolution de la température calculée par l'OCS CATHARE2 et par la méthode d'identification de Broïda

De cette identification les relations de Cohen et Coon proposent le paramétrage du correcteur PID dont les valeurs sont renseignées dans le Tableau 2.

Paramètres PID	Valeurs
$K_p$ ( $\text{kg.s}^{-1}.\text{°C}^{-1}$ )	$-3,3.10^4$
$\tau_i$ (s)	0,9
$\tau_d$ (s)	0,1

Tableau 2. Paramétrage du correcteur PID selon les relations de Cohen et Coon appliquées à la régulation de la température du gaz en entrée du compresseur basse pression avec le débit d'eau dans l'échangeur de chaleur *precooler*.

Le paramétrage de ce correcteur PID peut alors être testé au cours d'une régulation. La Figure 25 illustre une régulation avec le correcteur PID du Tableau 2 pour réaliser une consigne constante de 30 °C, au cours d'un transitoire défini par le fonctionnement de cette régulation.



**Figure 25. Régulation de la température du gaz à l'entrée du compresseur basse pression avec le correcteur PID paramétré selon les relations de Cohen et Coon (Tableau 2)**

De façon globale, quelles que soient les performances du correcteur PID issu de l'étape N°3.1, une optimisation du critère IAE ou ITSE est réalisée par recherche aléatoire à l'aide d'un plan de 100 expériences de type hypercube latin, à minimisation de discrédance et dont les paramètres d'entrée sont les coefficients  $\{K_r, K_i, K_d\}$  (plan d'expériences noté PE2). Il s'agit de l'étape N°3.2. Le transitoire pour lequel a lieu l'optimisation est celui défini par l'utilisateur lors de l'étape N°2, pour lequel chaque consigne de régulation est fixée à une valeur arbitraire choisie par l'utilisateur. Ainsi, le critère IAE ou ITSE est uniquement optimisé par les contributions des coefficients  $\{K_r, K_i, K_d\}$ . Les bornes d'exploration du plan PE2 sont fixées arbitrairement en multipliant et en divisant les paramètres issus de la méthode de Broïda et des relations de Cohen et Coon par 1000 pour assurer une recherche large sur la plage de variation  $P = [\frac{K}{1000}; 1000 \cdot K]$  avec K un des trois paramètres  $\{K_r, K_i, K_d\}$ . L'application d'un plan d'expériences de type hypercube latin à minimisation de discrédance sur la plage de variation P n'assure pas une répartition homogène des points du plan d'expériences sur les valeurs inférieures et supérieures au paramétrage issus de la méthode de Broïda. Pour proposer une répartition plus homogène, le choix des coordonnées du plan PE2 porte sur le logarithme en base 10 des valeurs des paramètres. Une fois le plan d'expériences PE2 réalisé à l'aide de l'OCS, le correcteur PID associé à l'expérience du plan PE2 pour laquelle le critère IAE ou ITSE est le plus faible est retenu.

Pour le cas d'application, malgré une réponse proche du comportement d'un premier ordre, le paramétrage proposé par Cohen et Coon induit un caractère oscillant à la température régulée au lieu de respecter la consigne de 30 °C (cf. Figure 25). Une optimisation est conduite selon les principes présentés ci-dessus. Pour ce cas d'application le transitoire support de l'optimisation

est uniquement défini par la régulation de la température du gaz. La Figure 26 illustre l'ensemble des 100 variations de température pour chaque expérience constitutive du plan PE2. La variation de température associée au suivi de consigne de plus faible IAE est représentée en rouge sur la Figure 26 et le correcteur associé est détaillé dans le Tableau 3. Un gain significatif est alors observé entre la qualité du suivi de consigne issu du paramétrage de l'étape 3.1 (courbe bleue) et la meilleure qualité du suivi de consigne du plan PE2.

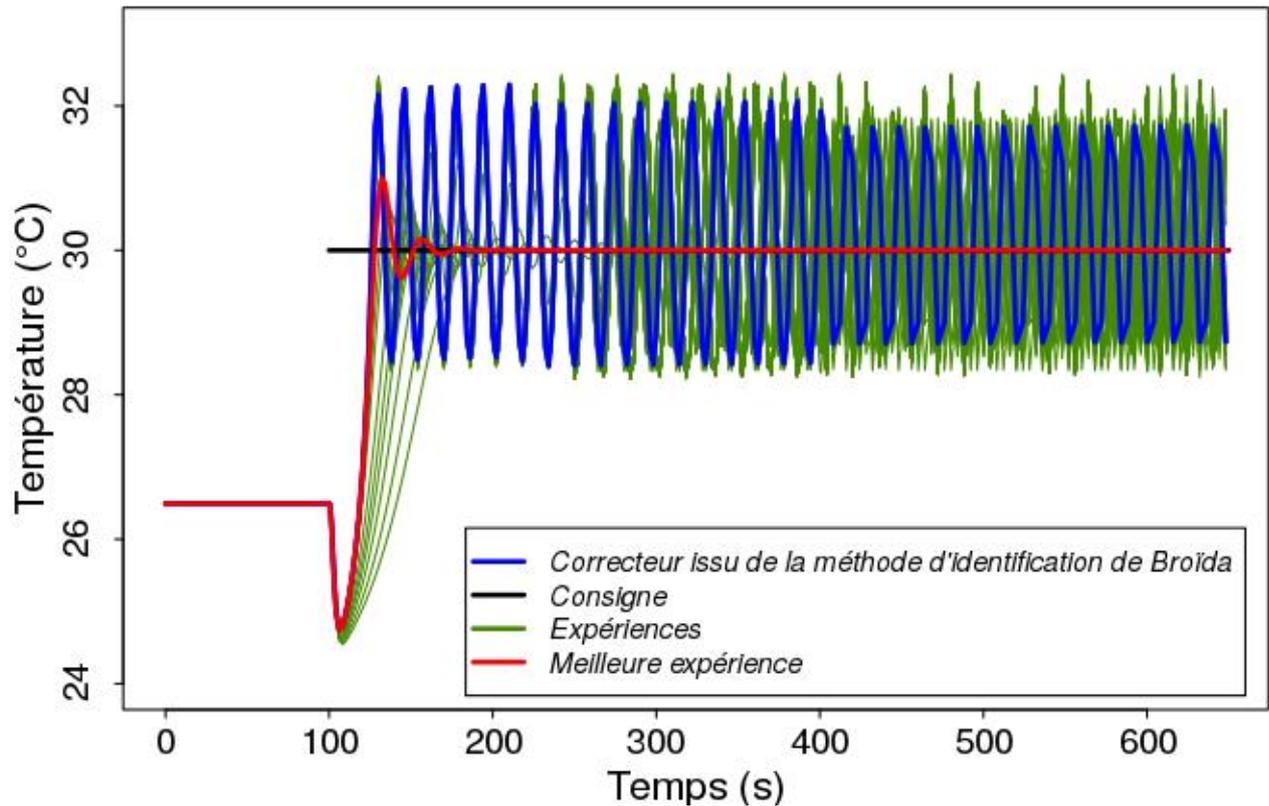


Figure 26. Plan d'expériences PE2 support de l'optimisation du critère IAE de la régulation de la température du gaz à l'entrée du compresseur basse pression

Paramètres PID optimum	Valeurs
$K_r$ (kg.s-1.°C-1)	110
$\tau_i$ (s)	1.2.10-5
$\tau_d$ (s)	0.5

Tableau 3. Paramétrage du correcteur PID associé au critère IAE minimum obtenu lors de l'optimisation par recherche aléatoire.

Le nouveau paramétrage obtenu ne garantit pas le caractère optimal du suivi de consigne. Il revient à l'utilisateur de juger de la qualité de ce correcteur (vérification n°1 de la Figure 27). Dans l'hypothèse où cette qualité est jugée insuffisante, un algorithme d'optimisation mono-objectif de type *Expected Global Optimization* (cf. section II.4.5) est utilisé pour optimiser le critère de qualité de suivi de consigne sur 50 itérations. Le plan d'expériences PE2 de la recherche aléatoire de l'étape 3.2 sert alors de base d'apprentissage pour le conditionnement

d'un processus gaussien reproduisant le critère IAE ou ITSE, en fonction du paramétrage du correcteur PID. La construction du métamodèle, sa validation et l'optimisation du critère quantifiant la qualité du suivi de consigne constituent l'étape 3.3 de la méthode développée (cf. Figure 27). Un exemple d'application de l'étape 3.3 est proposé dans la section V.2 pour un autre cas d'application que celui présenté ci-dessus.

Ainsi, Les résolutions de  $p_{PID}$  problèmes d'optimisation simple-objectifs permettent de définir  $p_{PID}$  jeux de paramètres des contrôleurs PID impliqués dans la conduite du réacteur. Afin de réduire le nombre de variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif défini dans l'étape N°2, les  $p_{PID}$  jeux de paramètres impliqués dans la conduite du réacteur sont fixés aux valeurs définies par l'étape N°3 et ne sont plus considérés comme des variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif défini dans l'étape N°2. Cette stratégie définit un problème d'optimisation qualifié dans le document de 4.A (cf. Figure 27) et caractérisé par :

- $p_c$  variables de décision (les consignes des régulations) ;
- N objectifs ;
- M contraintes.

La sélection des paramètres des correcteurs PID est issue d'une étude à consigne imposée. La résolution du problème d'optimisation de type 4.A étant portée par  $p_c$  consignes, une étape de vérification de la qualité des suivis de consigne pour le jeu de paramètres d'un correcteur PID issu de l'étape 3.2 (ou de l'étape 3.3 le cas échéant) et des consignes différentes de celles retenues lors des étapes 3.2 et 3.3 est nécessaire. L'étape de vérification consiste à réaliser plusieurs transitoires avec les PID issus de l'étape 3.2 (ou de l'étape 3.3 le cas échéant), caractérisés par des consignes différentes. Les paramètres descriptifs des consignes sont les paramètres d'entrée d'un plan de  $N_3$  expériences qui minimisent le critère de discrédance (cf. section II.3). Pour chaque transitoire constitutif de ce nouveau plan d'expériences (noté PE3), il convient de s'assurer que le critère d'évaluation de la qualité du suivi de consigne reste inférieur à une limite de référence pour l'ensemble des transitoires du plan PE3. Cette étape est qualifiée de vérification N°2 dans la Figure 27. Une illustration de cette étape de vérification est présentée dans la section V.1. Si cette étape de vérification est concluante, les correcteurs PID sont effectivement fixés aux valeurs issues de l'étape N°3, puis les N objectifs (formulés lors de l'étape N°2) seront optimisés lors de l'étape N°4 en respectant les M contraintes (formulées lors de l'étape N°2). Ce type de problème d'optimisation est qualifié dans le document de 4.A (cf. Figure 27) et un exemple de résolution est proposé dans la section V.1.

En revanche, si la vérification est négative, les critères d'évaluation des suivis de consignes sont à intégrer aux M contraintes formulées par l'utilisateur. Les N objectifs sont optimisés lors de l'étape N°4, en respectant les M et  $p_{PID}$  nouvelles contraintes et l'espace de recherche intègre les paramétrage des correcteurs PID. Ce type de problème est qualifié dans le présent document de 4.B (cf. Figure 27) et se caractérise par :

- $p$  variables de décision (les consignes des régulations et les paramètres de correcteurs PID, définit selon l'équation (41) page 76) ;
- N objectifs ;
- $M + p_{PID}$  contraintes (incluant les critères de qualité de suivi de consigne).

La qualité des métamodèles reproduisant les critères de qualité des suivis de consigne ne permet pas d'optimiser ces critères. Une illustration de cette limite est proposée dans la section V.2.3.4 et justifie en partie le fait que ces critères soient considérés comme des contraintes et non comme des objectifs d'optimisation.

L'intérêt de l'étape N°3 est de réduire la dimension de l'espace de recherche en passant d'un problème d'optimisation multiobjectif de type 4.B à un problème d'optimisation multiobjectif de type 4.A. Le nombre de contraintes pris en compte lors de la résolution du problème d'optimisation multiobjectif se trouve également réduit. La résolution du problème d'optimisation lors de l'étape N°4 s'en trouve ainsi simplifiée. L'étape N°3 apporte donc une réponse aux fonctions principales FP2 et FP3, à savoir quelles variables de décision, quels objectifs et quelles contraintes sont à retenir dans la définition d'un problème d'optimisation multiobjectif et contraint en lien avec la définition de la conduite d'un réacteur. Bien que la stratégie de réduction de l'espace de recherche puisse être suffisamment efficace pour définir un problème d'optimisation avec peu de variables de décision, il reste néanmoins envisageable que le nombre de variables de décision soit suffisamment élevé pour empêcher une résolution directe avec l'OCS. La section suivante présente les sous-étapes constitutives de l'étape N°4 de la méthode pour résoudre un problème d'optimisation multiobjectif et contraint quel que soit le nombre de variables de décision.

### III.4 Etape N°4 : Résolution des problèmes d'optimisation multiobjectifs

L'objectif de l'étape N°4 est de résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint défini à l'issue de l'étape N°3 de la méthode. Dans le cas où les paramètres des correcteurs PID sont fixés à l'issue de l'étape N°3 (problème d'optimisation de type 4.A) et que le nombre de variables de décision retenues est inférieur ou égal à 3, le problème d'optimisation peut être résolu directement avec le plan d'expériences PE3. Dans ce cas précis, ce plan de type *space filling* assure un bon recouvrement du front de Pareto associé à l'espace de recherche (une illustration de ce cas d'étude est présentée à travers l'optimisation d'une séquence de manque de tension externe dans la section V.1).

Toujours pour un problème d'optimisation de type 4.A, mais dans le cas où le nombre de variables de décision est supérieur à 3, le recouvrement de l'espace de recherche par les N3 expériences du plan PE3 risque d'être insuffisant pour assurer l'obtention d'un nombre de conduites optimales qui décrirait avec précision le front de Pareto associé à l'espace de recherche. Le plan d'expériences PE3 constitue alors les bases d'apprentissage nécessaires à la construction et au conditionnement de métamodèles pour chaque objectif et contrainte du problème d'optimisation (étape 4.2 de la Figure 27). Ces métamodèles sont ensuite appelés par un algorithme génétique de type *Non dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA) [25] (cf. Annexe E pour les principes de fonctionnement de cet algorithme) (étape 4.3, cf. Figure 27) pour résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint dans un espace de recherche de dimension supérieure à 3.

Dans le cas où les paramètres des correcteurs PID ne sont pas fixés à l'issue de l'étape N°3, un nouveau plan de N4 expériences, noté PE4, de type hypercube latin à minimisation de discrédance (cf. section II.3) est réalisé sur les variables de décision incluant les  $p_{PID}$  paramètres

des correcteurs PID (étape 4.1, cf. Figure 27), pour construire les bases d'apprentissage requises à la construction de métamodèles (étape 4.2, cf. Figure 27) reproduisant les objectifs et les contraintes du problème d'optimisation multiobjectif.

Pour les budgets de calcul et le nombre de variables de décision éprouvés lors des applications du Chapitre V, les métamodèles de type moyenne de processus gaussien conditionné sur les bases d'apprentissage (cf. section II.2.1) des objectifs montrent de très bonnes performances (cf. Chapitre V). En revanche, des difficultés sont observées pour substituer efficacement les critères de suivi de consigne (cas des problèmes de type 4.B). Ces difficultés sont induites par la construction de bases d'apprentissages qui ne permettent pas d'éprouver à la fois le respect et le non-respect des contraintes associées aux critères de suivi de consigne (cf. section V.2.3.4.1 pour plus de détails). Face à cette difficulté, deux solutions ont été éprouvées :

- 1- Les moyennes des processus gaussiens conditionnés utilisées comme métamodèles sont remplacées par des métamodèles fonctionnels basés sur une analyse en composante principale (cf. section II.2.2) ;
- 2- Une contrainte à vérifier sur un critère de qualité de suivi de consigne est remplacée par le fait que la probabilité que ce critère soit inférieur à un seuil est supérieure à un certain taux. Ce calcul de probabilité est rendu possible par la fonction de covariance conditionnée d'un métamodèle de type processus gaussien.

La section V.2 présente des résultats très encourageants pour cette seconde solution qui est alors retenue dans la méthode développée pour l'intégration des contraintes de suivi de consigne dans un problème d'optimisation de type 4.B.

Enfin, ces modèles de substitution sont appelés par un algorithme d'optimisation de type *Non dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA) [25] (cf. Annexe E pour les principes de fonctionnement de cet algorithme) (étape 4.3, cf. Figure 27) pour résoudre le problème d'optimisation multiobjectif et contraint dans un espace de recherche de grande dimension (de l'ordre de la dizaine).

La Figure 27 est un diagramme synthétique de l'ensemble des étapes constitutives de la méthode développée. Le chapitre suivant présente les résultats de l'application de l'étape N°1 de la méthode pour le réacteur ASTRID équipé d'un SCE-gaz.

### III.5 A retenir du chapitre III

La Figure 27 propose un **diagramme synthétique** de l'ensemble des étapes constitutives de la méthode développée.

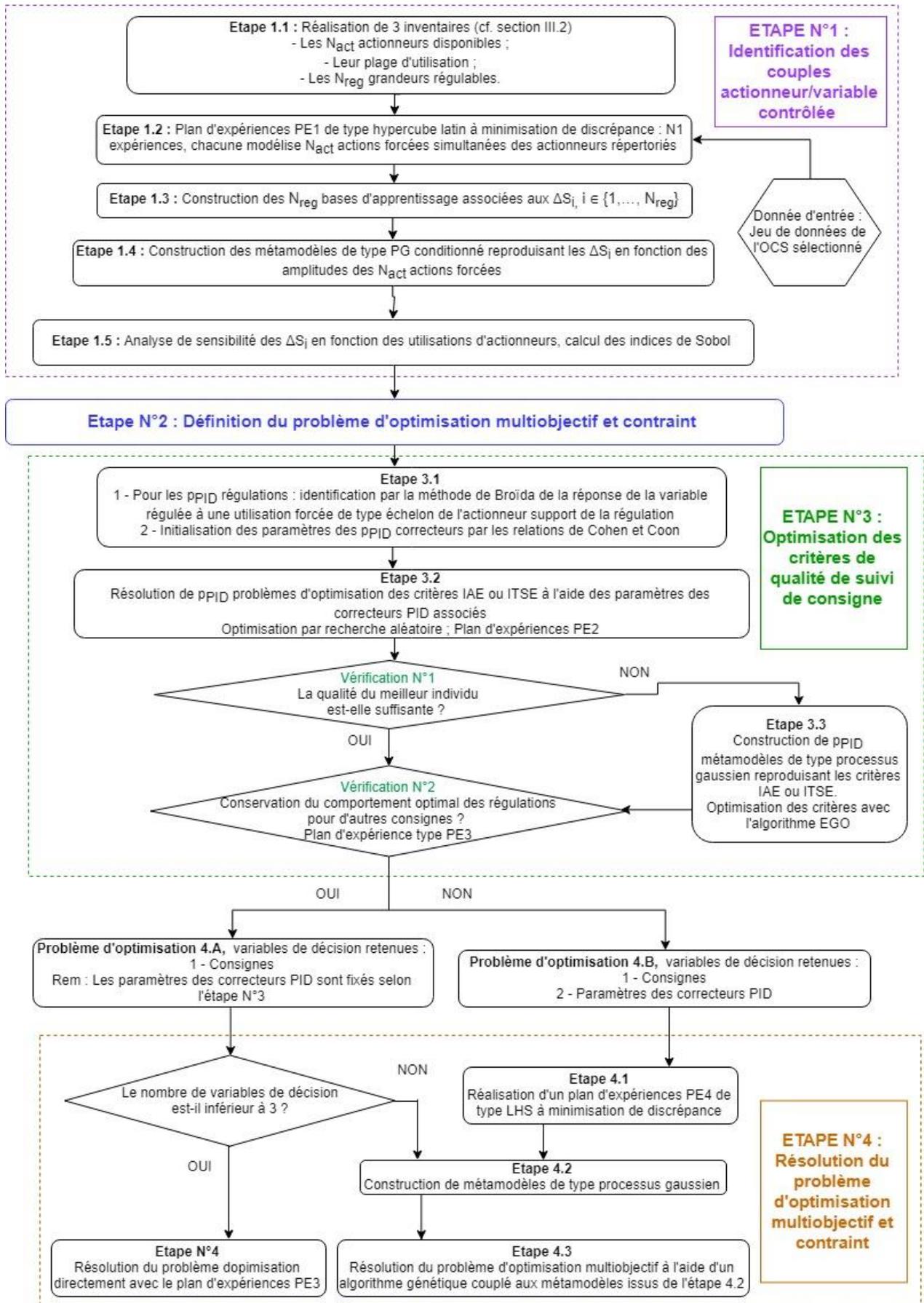


Figure 27. Diagramme synthétique de la méthode

La **méthode développée** pour résoudre un problème d'optimisation multiobjectif et contraint associé à la définition de la conduite d'un réacteur nucléaire est **confrontée** à la difficulté de rechercher les **zones optimales dans un espace de recherche de grande dimension**. Pour pallier cette difficulté la méthode développée utilise :

- **Une stratégie de réduction de la dimension de l'espace de recherche** associé à la résolution du problème d'optimisation. Cette stratégie consiste à :
  - **Choisir les actionneurs supports des régulations** sur la base des résultats des analyses de sensibilité caractérisant l'impact de l'utilisation des actionneurs sur les grandeurs à contrôler (étape N°1 de la méthode). L'optimisation de la conduite ne compare donc pas différentes stratégies de conduite qui se différencieraient les unes des autres par l'usage d'actionneurs différents pour réguler une même variable ;
  - **Définir les variables régulées** selon un jugement d'ingénieur (étape N°2 de la méthode) ;
  - **Définir les paramètres des correcteurs PID** impliqués dans la conduite du réacteur par l'optimisation des critères de qualité des suivis de consigne (étape N°3 de la méthode).
- **Une stratégie de résolution du problème d'optimisation efficace** (étape N°4 de la méthode) et dépendante du nombre de variables de décision issu de la stratégie de réduction de ce nombre :
  - Dans le cas où le nombre de variables de décision est inférieur ou égal à 3, le problème d'optimisation est résolu à l'aide d'un **plan d'expérience** avec minimisation de son critère de discrédance ;
  - Dans le cas où le nombre de variables de décision est supérieur à 3, des **moyennes de processus gaussiens conditionnés servent de métamodèles** pour reproduire les objectifs et les contraintes du problème d'optimisation qui est résolu par l'utilisation d'un **algorithme génétique** NSGA.

Une **vérification** de la conservation du caractère optimal des paramètres des correcteurs PID issus de l'étape N°3 est requise pour l'ensemble des plages de variation des consignes considérées comme variables de décision (vérification N°2). Dans le cas où cette **vérification n'est pas concluante**, les **paramètres des correcteurs PID** sont retenus comme des **variables de décision** du problème d'optimisation et les **critères de qualité de suivis de consigne sont intégrés aux contraintes** du problème (problème de type 4.B). La solution retenue dans la méthode développée pour **prédire efficacement le respect d'une contrainte** utilise la **fonction de covariance d'un processus gaussien conditionné**. La justification de cette solution est présentée dans la section V.2.3.4.4, page 158.

## **Chapitre IV Caractérisation d'un réacteur à neutrons rapides à caloporteur sodium et équipé d'un système de conversion d'énergie au gaz**

---

Les développements et l'application de la méthode sont mis en œuvre sur le concept de RNR-Na ASTRID avec un système de conversion d'énergie au gaz. Ce chapitre présente à la section IV.1 le système de conversion d'énergie au gaz, ainsi que les systèmes (actionneurs) présents sur le réacteur et impliqués dans la conduite du réacteur. Cette section présente également les grandeurs d'intérêt à contrôler lors de la conduite d'un RNR-Na. Comme énoncé au Chapitre III, les variables de décision des problèmes d'optimisation résolus par la méthode développée sont les consignes et les paramètres des correcteurs PID associés aux régulations et n'incluent pas le choix des variables à réguler, ni le choix des actionneurs supports des régulations. Il revient à l'utilisateur de la méthode de proposer une stratégie de régulation définie par les variables à réguler et les actionneurs associés. Plusieurs actionneurs sont envisageables pour contrôler une même variable physique, dans l'objectif d'associer un actionneur à une régulation, une aide est proposée à l'utilisateur. Il s'agit d'une analyse de sensibilité des amplitudes de variation des grandeurs physiques à réguler en fonction d'utilisations forcées d'actionneurs. Elle constitue la première étape de la méthode (cf. section III.1). Cette analyse de sensibilité est effectuée sur la base de calculs d'indices de Sobol et requiert la construction de modèles de substitution à l'outil de calcul scientifique CATHARE2, ces derniers sont présentés dans la section IV.2. Les résultats de l'analyse de sensibilité appliquée au réacteur ASTRID équipé d'un SCE-gaz sont ensuite présentés dans la section IV.3.

### **IV.1 Présentation de l'objet d'étude**

Le concept de réacteur nucléaire sur lequel les travaux de thèse portent est un RNR-Na avec un SCE-gaz. Les principes de conception et le dimensionnement du réacteur d'étude reprennent la configuration du réacteur ASTRID à la fin de la seconde phase d'avant-projet sommaire (fin 2015) (référence [82]).

Premièrement, des éléments de conception du réacteur ASTRID et de son système de conversion d'énergie au gaz sont renseignés dans la section IV.1.1 afin d'introduire les actionneurs utilisables lors de la conduite du réacteur et de présenter les composants associés aux objectifs d'optimisation des études du Chapitre V. L'OCS CATHARE2 et le JDD utilisé dans ces travaux sont ensuite présentés dans la section IV.1.2 ; puis les grandeurs d'intérêt à réguler sont introduites dans la section IV.1.3.

## IV.1.1 Le réacteur ASTRID et le système de conversion d'énergie au gaz

### IV.1.1.1 La chaudière nucléaire et les circuits intermédiaires

Le circuit primaire du réacteur ASTRID est de type intégré. L'espace de la cuve principale est divisé en deux sous-volumes, séparés par une cuve interne également nommée redan. Le collecteur chaud représente le volume de sodium inclus entre la sortie du cœur et l'entrée dans les échangeurs intermédiaires, il est caractérisé par une température de 550°C en fonctionnement nominal. Le collecteur froid quant à lui désigne le volume de sodium inclus entre la sortie des échangeurs intermédiaires et l'entrée du cœur. Le sodium est mis en mouvement par trois pompes primaires mécaniques qui alimentent ainsi le cœur du réacteur. Les vitesses de rotation des pompes primaires sont adaptables et constituent de potentiels actionneurs supports de la conduite du réacteur.

Le circuit primaire est refroidi par quatre Echangeurs Intermédiaires (EI) assurant l'extraction des 1500 MW thermiques produits dans le cœur vers quatre boucles secondaires, chacune équipée d'une pompe mécanique dont la vitesse de rotation est également contrôlable. Les pompes secondaires sont également de potentiels actionneurs supports de la conduite du réacteur. Les points de fonctionnement du réacteur sont présentés dans le Tableau 4 ci-après et présenté sur le schéma de la Figure 31 page 94.

<b>Circuit primaire</b>	
Débit du cœur (kg/s)	7900
Débit primaire (kg/s)	8500
Températures entrée/sortie du cœur (°C)	400/550
Pression entrée/sortie du cœur (bar)	4,5/1,9
<b>Circuit secondaire</b>	
Débit secondaire (kg/s)	6375
Températures entrée/sortie des EI (°C)	345/530
Pression entrée/sortie des EI (bar)	1,9/7,1

**Tableau 4 : Points de fonctionnement des circuits primaire et secondaire**

La configuration du cœur retenue pour les cas d'application est de type CFV-V1. Sa réactivité est contrôlée par des barres de contrôle situées au-dessus du cœur et qui peuvent être insérées à travers le cœur. En cas d'arrêt du réacteur, ces barres de contrôle ainsi que des barres de sûreté sont complètement insérées dans le cœur pour stopper la réaction en chaîne. Deux options de conduite sont retenues pour arrêter le réacteur :

- Une séquence d'arrêt rapide, pour laquelle les barres de sûreté et de contrôle sont

insérées à une vitesse de 4 mm/s ; cet arrêt a lieu pour des dépassements de seuil associés au SCE ;

- Une séquence d'arrêt automatique, pour laquelle les barres de sûreté et de contrôle chutent par gravité à la suite du dépassement d'un seuil de sûreté associé à un paramètre du circuit primaire.

Un arrêt automatique par chute de l'ensemble des barres intervient lors de la séquence de manque de tension externe (MdTE) étudiée dans la section V.1. Après l'arrêt de la réaction en chaîne, les produits de fission présents dans le combustible continuent à produire une puissance thermique, nommée puissance résiduelle, qui doit être extraite pour éviter un échauffement des assemblages et des matériaux du circuit primaire. Une des principales innovations proposées par le projet ASTRID est l'amélioration de la fiabilité des systèmes d'évacuation de la puissance résiduelle, induite notamment par une diversification et une redondance des moyens [83]. Pour le réacteur ASTRID, trois systèmes dédiés à la fonction EPuR coexistent et sont représentés sur la Figure 28 :

- Deux boucles sodium, nommées RRA, refroidies par des échangeurs de chaleur sodium/air. Un échangeur sodium/sodium est présent dans le collecteur froid et une pompe mécanique est utilisée pour la mise en mouvement du sodium, cette pompe est secourue lors d'un incident de manque de tension externe par des groupes électrogènes ;
- Deux boucles sodium, nommées RRB, refroidies par des échangeurs de chaleur sodium/air. Un échangeur sodium/sodium est présent dans le collecteur chaud et le sodium du système est mis en mouvement par convection naturelle. Ce système est classé en catégorie D d'après la classification de l'agence internationale de l'énergie atomique [84] des systèmes passifs ;
- Un circuit, nommé RRC, positionné en dehors du circuit primaire et utilisant la surface du puits de cuve comme aire d'échange. La puissance résiduelle est extraite par rayonnement de la cuve principale à l'aide d'un circuit d'huile équipé d'une pompe mécanique. Ce circuit d'huile est refroidi par un circuit d'eau également équipé d'une pompe mécanique et lui-même refroidi par un circuit d'air.

Une modélisation simplifiée des systèmes RRA et RRB est implémentée dans le JDD CATHARE2 (cf. partie IV.1.2).

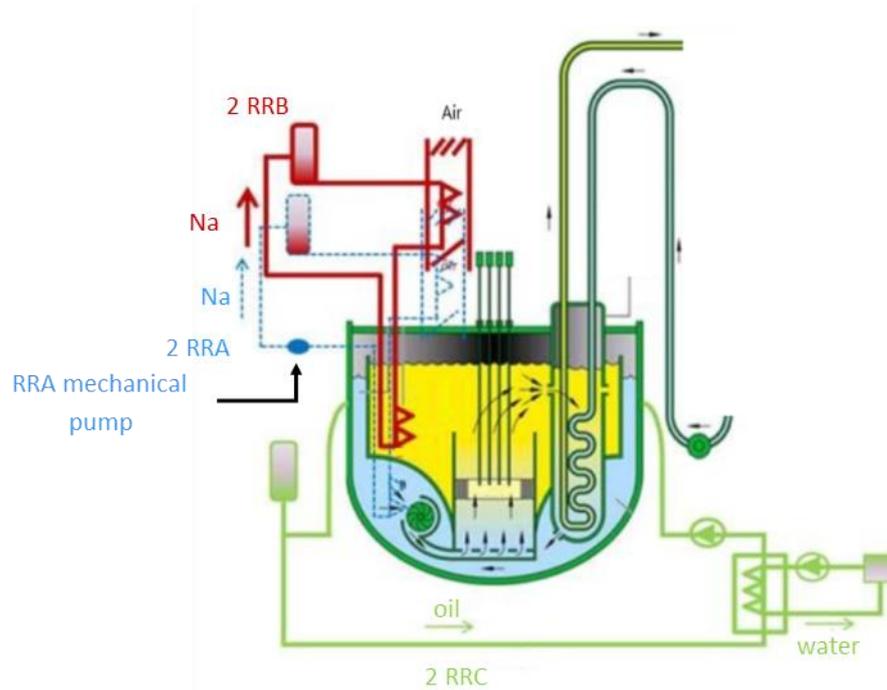


Figure 28. Localisation des moyens d'évacuation de la puissance résiduelle du réacteur ASTRID

Il est possible d'observer sur les figures 28 et 29 la proximité entre le collecteur chaud et la Cuve Principale (CP) qui induit un échauffement de la partie haute de celle-ci. Cet échauffement induit une hétérogénéité de la température de la CP, source dans un premier temps de déformations élastiques voire de fluage. Un système de refroidissement de la partie supérieure de la cuve principale est donc développé pour éviter cet échauffement. Le refroidissement a pour fonction de conserver une température de la CP inférieure à la limite de 450°C, au-delà de laquelle l'acier inoxydable austénitique 316L(N), qui compose principalement la CP, devient sensible au fluage [85]. Cette limite de température est issue du code RCC-MRx [16], présenté dans la référence [86]. Ce système est composé d'un collecteur de fuite (visible sur la Figure 29) qui détourne une partie du débit de sodium froid entrant dans le cœur vers les parties supérieures de la cuve principale. Le sodium est mis en mouvement dans ce collecteur par les trois pompes primaires qui alimentent le cœur. Ce collecteur alimente un système nommé déversoir qui assure l'écoulement du sodium froid le long de la partie supérieure de la cuve principale et son retour dans le collecteur froid. Une schématisation du déversoir est proposée à la Figure 30.

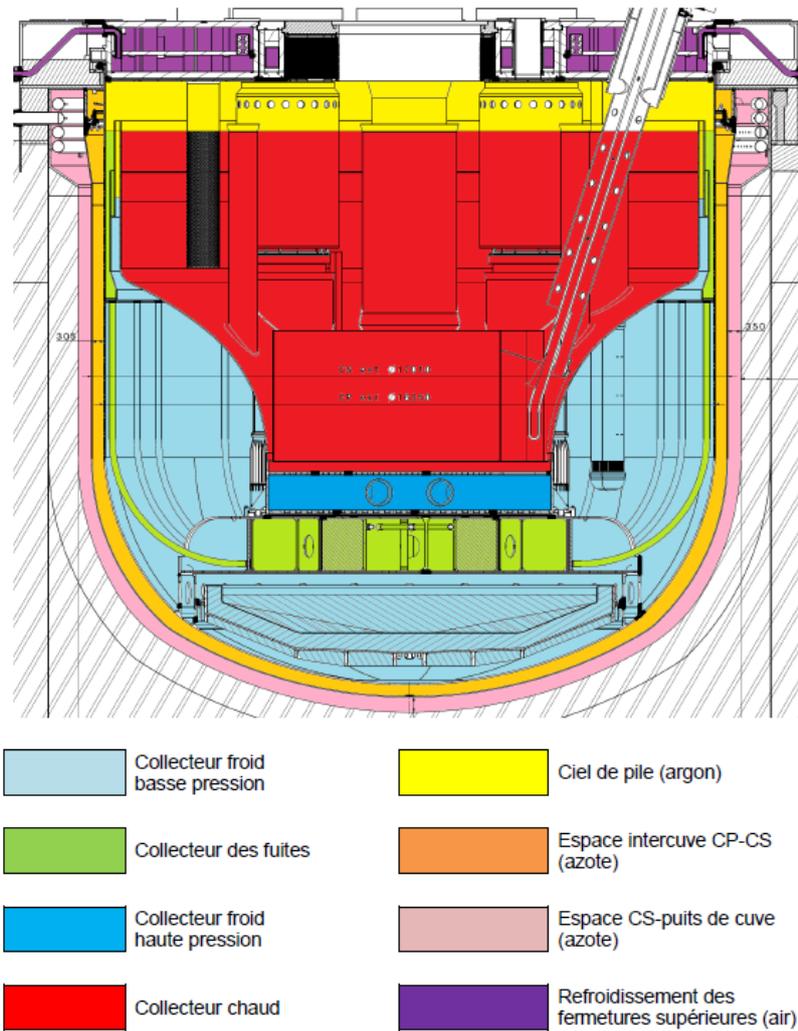


Figure 29. Schématisation du circuit primaire du réacteur ASTRID

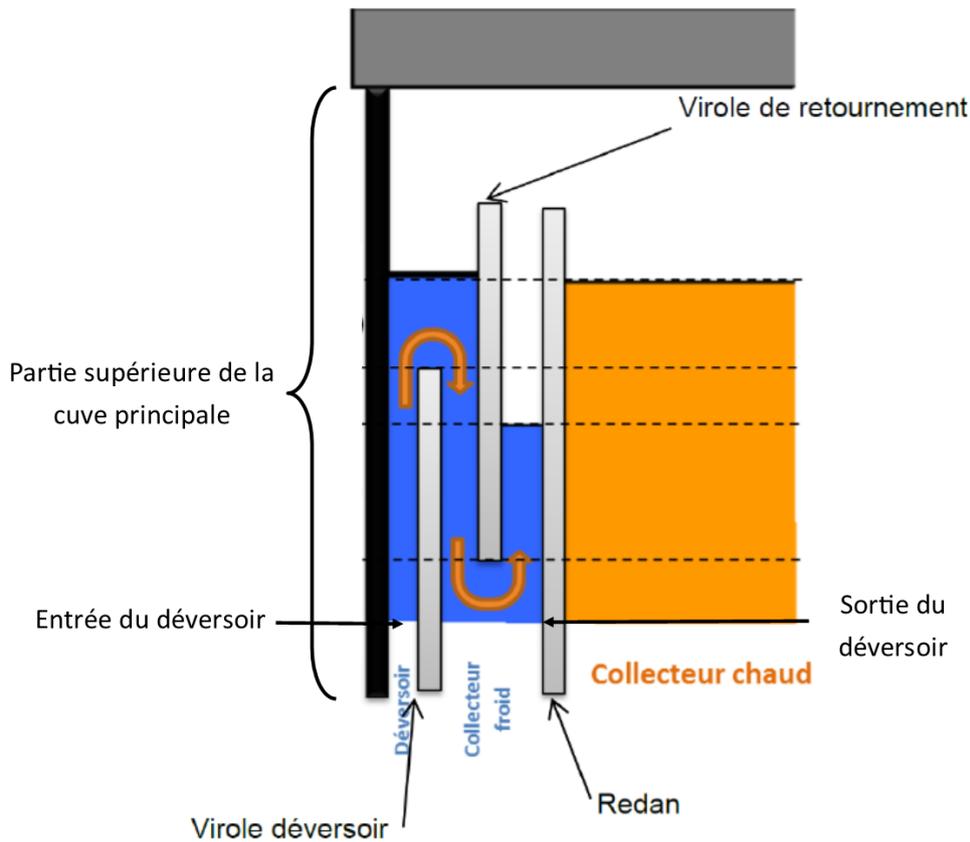
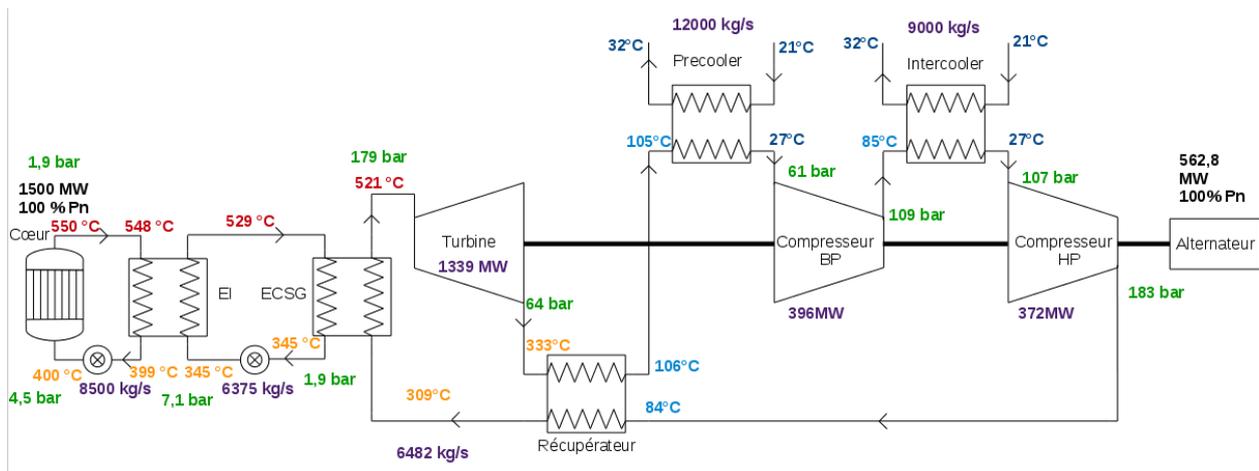


Figure 30. Schématisation du déversoir et de la zone de restitution du débit dans le réacteur ASTRID [11]

Le circuit secondaire est refroidi par huit Echangeurs Sodium/Gaz (ECSG) (deux par Boucle du Circuit Secondaire (BCS)). Ces échangeurs sont des échangeurs à plaque de type micro-canaux, la référence [87] illustre cette technologie pour un échangeur gaz/gaz avec du  $\text{CO}_2$  supercritique. Leur structure est très rigide et donc sensible aux chargements thermiques, l'étude présentée au V.2 propose de considérer les chargements thermiques à travers cette structure. La puissance échangée à travers les ECSG est ensuite utilisée par le SCE-gaz selon un cycle de Brayton présenté dans la partie suivante.

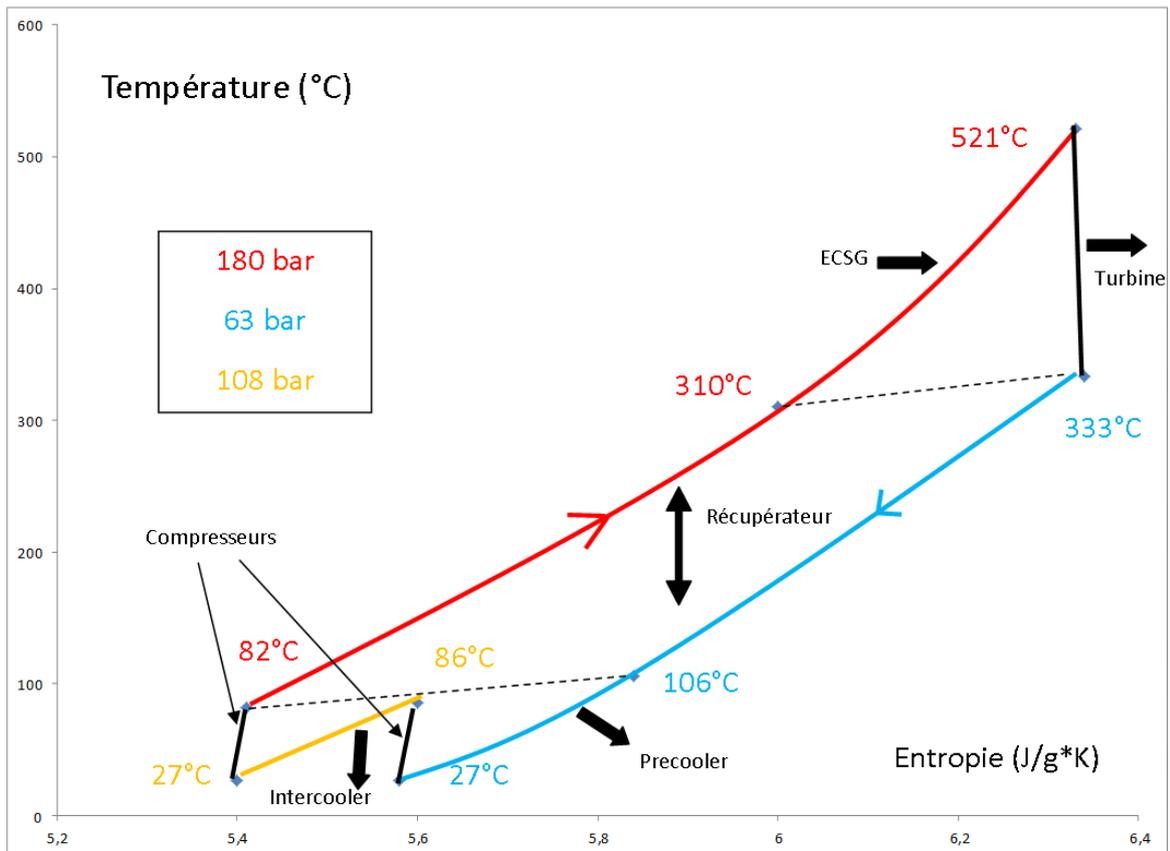
#### IV.1.1.2 Le cycle de Brayton

Le SCE-gaz met en œuvre un cycle de Brayton dont une schématisation est proposée dans la Figure 31.



**Figure 31. Schématisation du RNR-Na ASTRID avec SCE au gaz**

Le SCE au gaz est composé de deux cycles de Brayton identiques. L'ensemble du manuscrit traite du comportement des deux circuits constitutifs du SCE (chacun d'eux est couplé à deux boucles secondaires, chacune équipée de deux ECSG). Le gaz caloporteur est du diazote. Ce dernier est chauffé lors de son passage dans les huit ECSG, puis détendu dans deux turbines implantées dos-à-dos et disposées sur une même ligne d'arbre. Ces deux turbines sont couplées à un alternateur, un compresseur basse pression et un compresseur haute pression ; cet ensemble forme un Groupe Turbo-Alternateur (GTA). Afin de fermer le cycle thermodynamique, un refroidissement du gaz a lieu avant chaque étage de compression. La compression et le refroidissement sur deux étages permettent de minimiser le travail de compression nécessaire en approchant une compression isotherme qui améliore le rendement thermodynamique du cycle. Enfin, un échangeur de chaleur gaz/gaz, nommé récupérateur, permet d'améliorer le rendement thermodynamique du cycle en réchauffant le gaz en entrée de l'ECSG et en minimisant les pertes thermiques vers la source froide. Une représentation des transformations thermodynamiques du SCE au gaz est disponible dans un diagramme température-entropie en Figure 32.



**Figure 32. Diagramme température-entropie du cycle de Brayton du SCE au gaz**

Le rendement escompté pour ce cycle de Brayton est de l'ordre de 37,4% [88]. Ce dernier est inférieur au rendement des RNR-Na équipés d'un SCE eau/vapeur ; pour mémoire, le rendement de Superphénix était de 40% [8].

La conduite du réacteur intègre l'adaptation du comportement du SCE-gaz dans l'objectif de répondre aux spécifications techniques d'exploitation. Plusieurs actionneurs sont disponibles sur le SCE-gaz pour ajuster son fonctionnement à travers la mise en place de régulations.

Ces actionneurs sont pour le SCE au gaz :

- Les vannes qui équipent des lignes de by-pass ;
- Un système de gestion de l'inventaire en gaz du SCE.

Le principe de fonctionnement des lignes de by-pass est simple. Une telle ligne connecte deux points du SCE ; l'ouverture de la vanne associée à une ligne de by-pass permet d'augmenter le débit dans cette ligne, ce qui diminue le débit dans la partie du circuit contournée. Il s'agit d'un moyen simple et efficace pour contrôler différentes variables d'intérêt, telles que la puissance produite par l'alternateur ou des températures. Différentes lignes de by-pass sont envisageables pour le SCE-gaz et sont représentées sur la Figure 33. En régime nominal toutes ces vannes sont fermées.

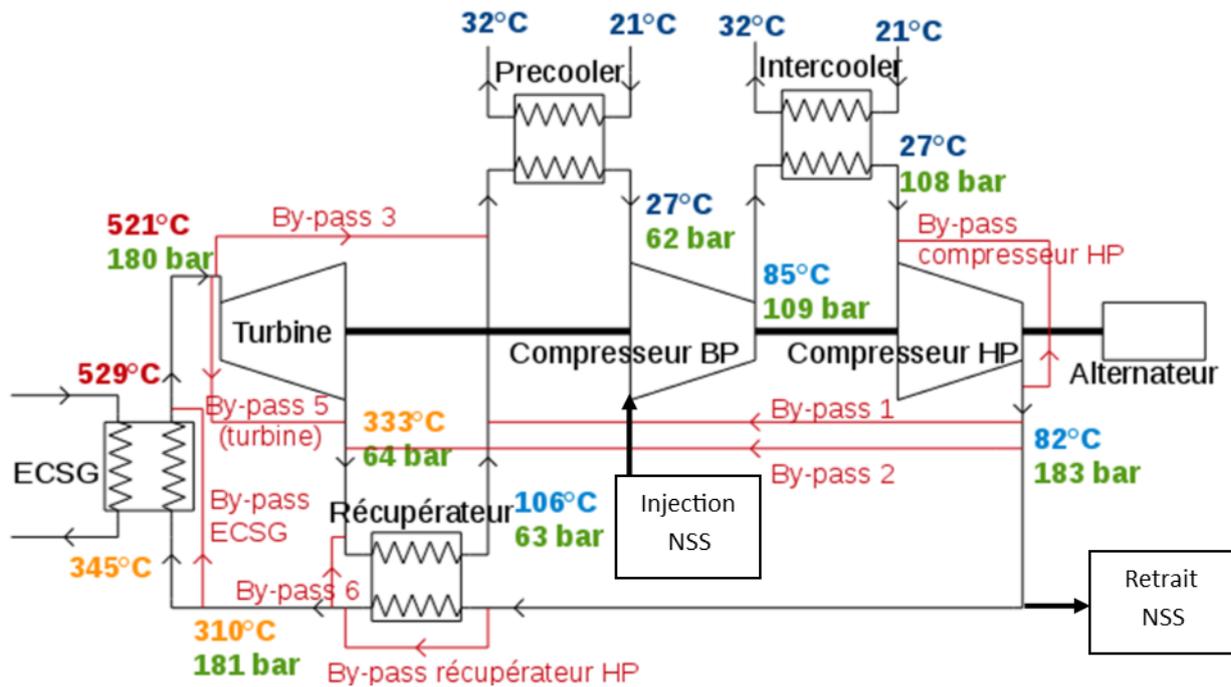


Figure 33. Implantation des lignes de by-pass du SCE gaz

Le Tableau 5 définit les entrées et sorties de ces lignes de by-pass.

Nom du by-pass	Entrée	Sortie
1	Aval du compresseur haute pression	Aval du récupérateur côté basse pression
2	Aval du compresseur haute pression	Amont du récupérateur côté basse pression
3	Amont turbine	Aval du récupérateur côté basse pression
5 ou turbine	Amont turbine	Aval turbine
Compresseur HP	Aval compresseur HP	Amont compresseur HP
Récupérateur HP	Amont du récupérateur côté haute pression	Aval du récupérateur côté haute pression
ECSG	Amont de l'ECSG	Aval de l'ECSG

Tableau 5. Définition des lignes de by-pass

La ligne de by-pass ECSG permet au gaz de contourner l'ECSG. L'ouverture (respectivement la fermeture) de la vanne associée va diminuer (respectivement augmenter) le débit de gaz traversant l'ECSG et ainsi modifier les échanges thermiques en son sein.

La ligne de by-pass récupérateur HP (haute pression) permet au gaz de contourner la partie

haute pression de l'échangeur récupérateur. L'ouverture (respectivement la fermeture) de la vanne associée réduit (respectivement augmente) la température du gaz en entrée de l'ECSG.

L'utilisation de ces deux lignes de by-pass génère une perte de rendement global du réacteur. Le by-pass ECSG modifie la température d'entrée turbine et donc son rendement, suite à la recombinaison du débit traversant l'ECSG et du débit traversant la ligne de by-pass ECSG. Le by-pass récupérateur quant à lui modifie le rendement du récupérateur et impacte le rendement global du cycle de Brayton plus fortement encore que l'utilisation du by-pass ECSG. Une des variables d'optimisation (fonction de coût) d'une séquence normale telle que le suivi de fréquence, ou un transitoire entre deux régimes partiels, pourrait être le rendement du réacteur. La baisse du rendement provoquée par l'utilisation de ces deux by-pass est donc à prendre en compte.

Dans l'hypothèse selon laquelle ces deux vannes de by-pass sont fermées en régime nominal, il apparaît que la ligne de by-pass ECSG ne peut être utilisée que pour augmenter la température du sodium à la sortie des ECSG alors que la ligne de by-pass récupérateur ne peut quant à elle qu'induire une réduction de la température du sodium à la sortie des ECSG.

L'ouverture du by-pass 1 diminue le débit de gaz traversant les ECSG et par conséquent les échanges thermiques entre circuits secondaires et tertiaires, provoquant une augmentation de la température du sodium en sortie des ECSG. Cette ouverture provoque également une diminution du débit à travers la turbine et une augmentation du débit de gaz traversant les compresseurs, induisant ainsi une réduction du rendement global du réacteur.

La vanne du by-pass turbine modifie quant à elle uniquement le débit de gaz traversant la turbine et ainsi les performances de la TurboMachine (TM). Il est à noter que cette ligne de by-pass renvoie un gaz en amont de la turbine avec une température relativement plus froide (333°C en aval turbine, contre 521°C en amont turbine) et induit ainsi des contraintes thermiques sur la tuyauterie du SCE. Ce mélange de gaz à des températures différentes n'est pas observé avec l'utilisation de la ligne de by-pass 1.

Ces lignes de by-pass équipées de vannes contrôlables peuvent donc être utilisées au cours de la conduite du réacteur en fonctionnement normal. En outre, l'élimination à la source du risque de réaction sodium/eau rend possible l'utilisation du SCE-gaz au cours de séquences incidentelles et accidentelles. Dans le cas d'une présence d'un SCE eau/vapeur cette solution n'est pas envisageable, la conduite du réacteur impliquant une vidange des BCS dans l'objectif d'éviter le risque de sur-accident causé par une éventuelle réaction sodium/eau. La source froide du SCE-gaz peut être valorisée en alternative aux systèmes EPuR. Le comportement du SCE-gaz et des pompes de la source froide doit alors être adapté pour refroidir le réacteur. La modification du débit d'eau traversant les precoolers et les intercoolers permet de modifier les puissances échangées entre le gaz et l'eau. Les pompes de la source froide peuvent donc être les actionneurs d'une régulation d'une température d'intérêt au niveau du SCE. Une augmentation de la température du gaz en entrée des compresseurs provoque également une augmentation du travail consommé par ces derniers pour atteindre les rapports de compression requis par le cycle nominal. Une variation des débits d'eau de la source froide sur le bilan mécanique de l'arbre d'un GTA est donc à prendre en compte.

A la différence du SCE eau/vapeur, équipé de pompes alimentaires contrôlables, il est difficile de

faire varier le débit tertiaire d'une manière homogène dans l'ensemble du SCE-gaz. En effet, le débit est principalement imposé par la vitesse de rotation de la turbomachine qui, lorsque l'alternateur est couplé au réseau, est fixée à 3000 tr/min. Un moyen pour faire varier le débit est alors l'ajout ou l'extraction de gaz par un système d'appoint et d'extraction. Un tel système a pour fonctions :

- De remplir et vidanger le SCE-gaz lors des opérations de démarrage et d'arrêt ;
- De modifier l'inventaire en diazote au cours de la conduite du réacteur.

Ce système est constitué d'une ligne d'injection de gaz localisée au point de plus basse pression du SCE-gaz en entrée du compresseur basse pression et d'une ligne de soutirage localisée au point de plus haute pression du SCE-gaz en sortie du compresseur haute pression (cf. Figure 31).

Afin de modéliser le comportement thermohydraulique du réacteur ASTRID, un JDD de l'OCS CATHARE2 modélise l'ensemble du réacteur. Ce JDD est présenté dans la partie suivante.

## **IV.1.2 La modélisation du réacteur ASTRID avec l'outil de calcul scientifique CATHARE2**

### **IV.1.2.1 Présentation de l'outil de calcul scientifique CATHARE2**

L'outil de calcul scientifique utilisé pour modéliser le comportement thermohydraulique d'un réacteur nucléaire dans ces travaux de thèse est CATHARE2. Cette section présente cet OCS.

Le logiciel CATHARE2 (Code Avancé de THermohydraulique pour les Accidents des Réacteurs à Eau) est un outil de calcul scientifique de thermohydraulique système diphasique développé par le CEA dans le cadre d'un accord avec EDF, Framatome et l'IRSN [33]. Initialement conçu pour les REP, il permet de simuler le comportement dynamique de réacteurs avec différents fluides caloporteurs tels que l'eau, des métaux liquides (sodium, plomb) ou du gaz (azote hélium). Cet OCS est utilisé pour la conception et les études de sûreté, il permet de réaliser des simulations de conditions de fonctionnement normales en régime permanent ou transitoire, ainsi que des simulations de conditions de fonctionnement accidentelles.

Sur le plan numérique, l'OCS CATHARE2 utilise la méthode itérative de Newton et résout, pour chacune des phases liquide et vapeur, trois équations de conservation : celle de la masse, celle de la quantité de mouvement et celle de l'énergie. Soit un total de six équations et six variables principales que sont : l'enthalpie et la vitesse de chaque phase, la pression et le taux de vide.

Le modèle bi-fluide, à six équations, permet de prendre en considération les différents régimes d'écoulement et de transferts de chaleur impactant un fluide soumis à des conditions variables de pression, de puissance et de température. Il intègre également l'influence de structures environnantes sur les variables d'état du fluide, ainsi que les déséquilibres mécanique et thermique entre chaque phase. L'OCS restitue alors les conditions thermodynamiques moyennes de l'écoulement d'un fluide dans chaque localisation d'un système en un temps compatible avec le temps réel.

Un système entier peut être maillé, selon deux types de modules :

- Des modules 0D (point) dits VOLUME ;
- Des modules 1D (ligne) dits AXIAL.

Les équations de conservation sont résolues, de manière implicite, dans des volumes finis en deux types de points :

- Les points scalaires pour décrire l'état des phases ;
- Les points vecteurs pour décrire le mouvement.

CATHARE2 intègre également un modèle de cinétique point pour simuler la neutronique du cœur [89]. Cet OCS système modélise avec précision et exhaustivité les différents phénomènes thermohydrauliques intervenant au cours de la conduite d'un réacteur nucléaire. Les temps de calcul varient entre une dizaine de minutes et jusqu'à plusieurs heures selon le transitoire modélisé.

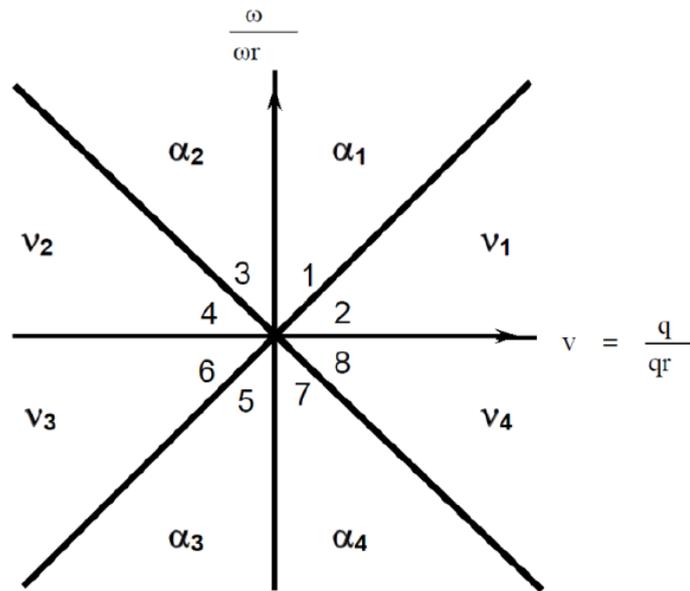
#### **IV.1.2.2 Présentation du jeu de données utilisé lors des travaux de thèse**

Pour modéliser le comportement en transitoire du réacteur ASTRID, l'OCS CATHARE2 utilise un fichier appelé Jeu De Données (JDD) qui intègre une modélisation de la chaudière nucléaire, des circuits intermédiaires et du système de conversion d'énergie au gaz. L'ensemble des composants constitutifs des trois circuits ne sont modélisés qu'une seule fois et affectés d'une pondération. L'objet de ce chapitre est de présenter les éléments de modélisation associés aux objectifs d'optimisation et aux systèmes utilisés lors des transitoires étudiés au Chapitre V.

##### **Modélisation des pompes mécaniques :**

Les trois pompes mécaniques primaires et les quatre pompes mécaniques secondaires sont modélisées par un modèle 0D. Au cours d'un transitoire, les vitesses de rotation des pompes sont imposées par l'utilisateur. Seuls les octants de fonctionnement numérotés de 1 à 4 sur la Figure 34 sont renseignés dans les cartes de performance des pompes primaires et secondaires, les octants numéro 5 à 8 étant définis par des vitesses de rotation négatives, ces modes de fonctionnement ne sont pas utilisés.

En cas d'arrêt des pompes mécaniques primaires ou secondaires, les débits massiques des circuits diminuent selon la loi de décroissance décrite par l'équation (43). En accord avec la référence [90], les temps de demi-débit des pompes mécaniques sont de 10 secondes.



**Figure 34. Convention de numérotation des octants pour le code CATHARE2**

$$Q(t) = \frac{Q_0}{1 + \frac{t}{\tau_{\frac{1}{2}}}} \quad (43)$$

Avec :

- $Q_0$  : Débit nominal (kg/s);
- $\tau_{\frac{1}{2}}$  : Temps de demi-débit (s).

#### **Modélisation des barres d'absorbant :**

Deux groupes de barres d'absorbant modélisent un potentiel d'anti-réactivité total de 6100 pcm. Un groupe représente le potentiel de 15 barres de sûreté pour un total de 5083 pcm, et un second groupe représente le potentiel de 3 barres de contrôle pour un total de 1017 pcm. L'utilisateur du JDD peut choisir d'insérer progressivement l'un des deux groupes ou les deux groupes simultanément, pour une vitesse maximale de 4mm/s. Une chute par gravité des deux groupes de barres peut également être modélisée.

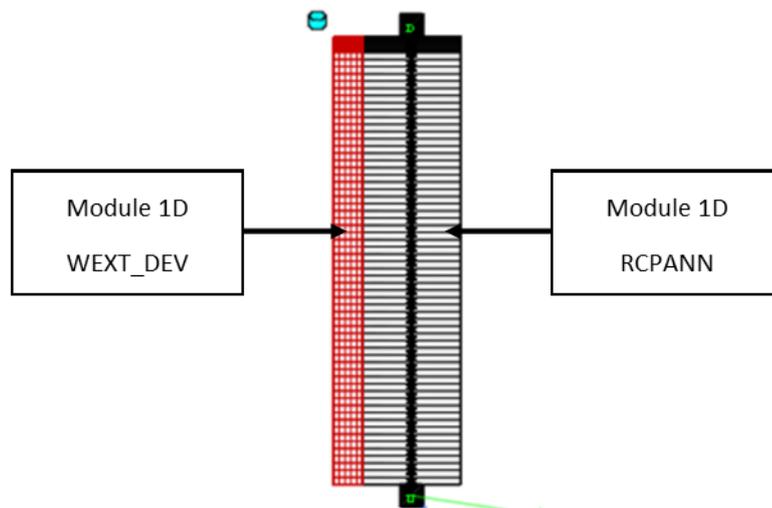
#### **Modélisation de la cuve principale et du déversoir :**

Les variations de températures au sein de la cuve principale sont modélisées par un modèle de conduction 1D, dont les conditions limites en température et en flux de chaleur sont renseignées par des variables calculées pour les modules 0D ou 1D représentant les volumes de sodium voisins de la cuve principale.

Deux modules 0D (volumes CFRVP et CFRRD cf. Figure 82 de l'Annexe C) modélisent les volumes de sodium du collecteur froid en contact avec la cuve principale, auxquels sont associés deux

modèles de conduction 1D. Ces deux volumes représentent de grands volumes de sodium (respectivement 114 m<sup>3</sup> et 461 m<sup>3</sup>) et ne modélisent pas les phénomènes de convection qui modifient les températures de la cuve principale. Un module 1D, nommé WEXT\_DEV modélise la partie supérieure de la CP en contact avec le sodium inclus dans le déversoir, lui-même modélisé par un module 1D nommé RCPANN (cf. Figure 35 et Figure 82 de l'Annexe C).

Un des objectifs d'optimisation considéré dans les applications du Chapitre V est la minimisation des chargements thermiques supportés par la cuve principale. L'absence de la prise en compte des phénomènes de convection dans les volumes du collecteur froid implique d'étudier les chargements thermiques à travers la cuve principale au niveau du déversoir. Le calcul de ces chargements thermiques utilise alors le module 1D WEXT\_DEV.



**Figure 35. Représentation CATHARE2 de la modélisation du déversoir**

#### **Modélisation des systèmes RRA et RRB :**

Les quatre systèmes EPuR RRA et RRB (cf. IV.1.1.1) sont modélisés dans le JDD CATHARE2 par un unique puit de chaleur localisé dans le collecteur chaud. La puissance extraite par les quatre systèmes est calculée comme une fonction linéaire dépendante de la température du sodium dans le collecteur chaud (44). Cette modélisation est justifiée par observation au cours de tests d'évacuation de la puissance résiduelle conduits sur les réacteurs Phénix et SuperPhénix [91]. Chaque système RRB et RRA est dimensionné pour extraire une puissance thermique de 12,5 MW pour une température du sodium du collecteur chaud de 530°C et une température d'air de la source froide des RRB et RRA de 35°C. Les systèmes RRA et RRB sont activés uniquement en cas de dépassement d'une température seuil en entrée du cœur de 470 °C.

$$\dot{Q}_{DHR} = 50 * \frac{T_H - 35}{530 - 35} \quad (44)$$

Avec :

- $\dot{Q}_{DHR}$  : La puissance extraite par les RRB (MW) ;

- $T_H$  : La température du sodium dans le collecteur chaud (°C).

#### **Modélisation des groupes turbo-alternateurs :**

Les comportements de la turbine, des compresseurs basse pression et haute pression sont modélisés par des cartes de performance en couple et en hauteur manométrique réduite. A l'aide de ces cartes, le module turbomachine disponible dans CATHARE2 résout l'équation des masses tournantes (45).

$$I * \frac{d\omega}{dt} = C_{\text{turb}} - C_{\text{comp}} - C_{\text{frot}} - C_{\text{alt}} \quad (45)$$

Avec :

- $\omega$  : vitesse de rotation de la TM (tr/min)
- $I$  : moment d'inertie de l'arbre (kg.m<sup>2</sup>)
- $C_{\text{turb}}$  ;  $C_{\text{comp}}$  ;  $C_{\text{frot}}$  ;  $C_{\text{alt}}$  : les couples hydrauliques moteurs et résistifs (kg.m<sup>2</sup>.s<sup>-2</sup>) générés par les turbines, les compresseurs, les frottements et l'alternateur.

L'OCS CATHARE2 permet de vérifier que les points de fonctionnement des groupes turbo-alternateur restent dans les cartes de performance, à l'aide d'indices notés IMAP. Le nombre d'indices à tracer est de 12 (4 pour la turbine et 4 pour chaque compresseur). Ces indices se nomment IMAPALN1, IMAPALN2, IMAPXNU1 et IMAPXNU2. Les indices 1 et 2 se réfèrent respectivement aux cartes de hauteur et de couple. Avec les cartes fournies, en cas de fonctionnement non pris en compte par les cartes, on devrait logiquement sortir de celles-ci à chaque fois pour les indices 1 et 2 en même temps, les plages de points constitutifs des cartes de performance étant les mêmes pour le couple et la hauteur. Les variables IMAPALN se réfèrent aux vitesses de rotation. Les variables IMAPXNU se réfèrent aux débits. Enfin, une variable qui passe à +1 traduit la sortie de la carte par valeurs trop élevées (vitesse de rotation ou débit de gaz plus grand que ce que la carte contient) et une variable qui passe à -1 indique la sortie de la carte par valeurs trop faibles (vitesse de rotation ou débit de gaz plus petit que ce que la carte autorise).

#### **Modélisation des lignes de by-pass du SCE-gaz :**

Les lignes de by-pass présentées dans la partie IV.1.1.2 sont toutes affectées d'un poids 8. Elles sont modélisées comme suit : une jonction d'entrée rattachée à un volume 0D du SCE, un AXIAL 1D, une jonction de sortie rattachée à un volume 0D du SCE.

Chaque ligne de by-pass est équipée d'une vanne de régulation. Une loi décrivant le lien entre la position de la tige de vanne (i.e. degré d'ouverture de la vanne, noté PU) et la capacité normalisée de la vanne (ou coefficient de débit ; noté Cv) est attachée à ce composant. En unités SI, une unité de Cv correspond à une capacité de 865 litres d'eau par heure avec une chute de pression de 1 bar. Dans le JDD CATHARE2, trois lois linéaires reliant le PU et le Cv sont

disponibles et définies par les  $C_v$  maximum respectifs ; un PU égal à 0 implique un  $C_v$  égal à 0 ; un PU égal à 1 implique un  $C_v$  maximal ( $C_{v\_max\_1} = 1105$  SI ;  $C_{v\_max\_2} = 4420$  SI ;  $C_{v\_max\_3} = 8840$  SI).

Les lois linéaires sont du type :

$$C_v = C_{v\_max} * PU \quad (46)$$

Dans le cas des fluides compressibles, le coefficient de débit maximum est donné par l'équation (47) :

$$C_{v\_max} = 2,39 \cdot 10^{-3} P \cdot Y \cdot Q \cdot \sqrt{\frac{G \cdot T \cdot Z}{X}} \quad (47)$$

Avec :

- $Q$  ( $m^3 \cdot h^{-1}$ ) : Débit volumique maximal aux conditions normales de température et de pression ;
- $P$  (bar) et  $T$  (K) : Pression et température du fluide à l'amont de la vanne ;
- $G$  : Densité du fluide par rapport à celle de l'air aux conditions normales ;
- $X = \Delta P / P$  : Taux de détente ;
- $Z$  : Facteur de compressibilité (écart à la loi des gaz parfaits) ;
- $Y$  : Facteur d'expansion,  $Y = 1 - \frac{X}{3F_K X T}$  ;
- $F_K = \frac{\gamma}{1,4}$  ;
- $\gamma = \frac{c_p}{c_v}$  : Rapport des capacités thermiques ( $\gamma = 1,4$  pour l'azote ;  $F_K \sim 1$ ).

Un temps d'ouverture de la vanne est à renseigner dans le JDD du transitoire.

### Modélisation du système d'injection et de retrait de gaz (NSS) :

La ligne d'extraction du *Nitrogen Supply System* (NSS) est modélisée par un orifice de diamètre 10 cm, et une condition limite en pression fixée à la pression atmosphérique ( $P=1,013$  bar). La différence de pression entre la sortie du compresseur haute pression et la pression atmosphérique induit un débit sonique. La relation (48), issue des relations d'écoulement isentropique a été implémentée, lors de la thèse, dans le JDD CATHARE2 pour calculer le débit sonique à travers la ligne d'extraction.

$$Q_{cr} = \frac{1}{2} \cdot \pi \cdot \frac{D^2}{4} \cdot P_{CHP} \cdot \sqrt{\frac{M_{N_2} \cdot \gamma}{R \cdot T_{HCP}}} \cdot \left( \frac{2}{\gamma + 1} \right)^{\frac{\gamma+1}{2(\gamma-1)}} \quad (48)$$

Avec :

- $Q_{cr}$  : Débit critique (kg/s) ;
- $D$  : Diamètre de la section d'extraction (m) ;
- $P_{CHP}$  : Pression à la sortie du compresseur haute pression (Pa) ;
- $M_{N_2}$  : Masse molaire du diazote (kg/mol) ;
- $\gamma$  : Coefficient de Laplace (1,4 pour un gaz diatomique) ;
- $R$  : Constante des gaz parfait (J/mol/K) ;
- $T_{HCP}$  : Température à la sortie du compresseur haute pression (K).

La ligne d'injection est quant à elle modélisée par une simple ouverture de même diamètre que la ligne d'extraction à travers laquelle est imposé un débit de gaz. Ce débit est borné par un débit de 100 kg/s et les variations de débit à travers cette ouverture sont bornées à 33 kg/s.

#### **Modélisation des sources froides du SCE-gaz :**

La source froide associée au SCE dans le JDD est modélisée par deux conditions aux limites aux bornes du precoolers et de l'intercooler. La condition aux limites en entrée des coolers est définie par une température de l'eau imposée à 21°C et des débits massiques de 12000 kg/s pour l'échangeur en amont du compresseur basse pression et de 9000 kg/s pour l'échangeur en amont du compresseur haute pression. La condition aux limites en sortie des coolers est définie par une pression imposée de 10 bar.

Les représentations CATHARE2 des circuits primaire, secondaires et tertiaires sont disponibles en annexe C.

La version de l'OCS CATHARE2 utilisée dans l'ensemble de cette thèse est la V2.5\_3 mod5.1.

Grâce à ce JDD CATHARE2, plusieurs options de conduite du réacteur peuvent être modélisées en réponse à différents transitoires. Ces options de conduite font intervenir les régulations des variables introduites dans la section suivante.

### **IV.1.3 Les grandeurs à réguler**

Le retour d'expérience acquis sur la conduite des RNR-Na avec un système de conversion d'énergie de type eau-vapeur montre qu'à minima quatre variables doivent être régulées lors du fonctionnement normal. Ces variables et les actionneurs associés pour un RNR-Na avec un système de conversion d'énergie eau/vapeur sont :

- La température du sodium à la sortie du cœur régulée par des barres de commande ;
- La température du sodium à la sortie des générateurs de vapeur (GV) entre les circuits secondaire et tertiaire, régulée par les turbopompes alimentant en eau les GV ;

- La puissance électrique produite à l'alternateur, régulée par les pompes des circuits secondaires ;
- La pression de la vapeur à la sortie des GV, régulée à l'aide d'une soupape présente à l'entrée des turbines qui modifie le débit d'admission de la turbine.

Le fait de considérer un système de conversion d'énergie au gaz modifie les actionneurs disponibles pour réguler la température du sodium dans les boucles secondaires et la puissance électrique. De plus, la régulation d'une nouvelle variable devra reproduire la fonction remplie par la régulation de la pression de la vapeur à la sortie des GV. Il est alors proposé de reproduire le rôle de cette régulation en régulant une des quatre variables suivantes :

- La température du diazote à la sortie des échangeurs entre les circuits secondaire et tertiaire ;
- La pression en sortie du compresseur haute pression ;
- La température d'entrée du compresseur basse pression ;
- La température d'entrée du compresseur haute pression ;

La première étape de la méthode développée consiste à caractériser l'action des vannes de by-pass sur les grandeurs à réguler via une analyse de sensibilité. La partie suivante présente le plan d'expériences et les métamodèles construits en substitution à l'OCS CATHARE2 pour réaliser cette analyse de sensibilité.

## IV.2 Application de l'étape N°1 de la méthode au réacteur ASTRID avec un SCE-gaz

Comme vu à la partie III.1, la première étape de la méthode analyse les sensibilités des amplitudes de variation des variables à réguler lors de la conduite du réacteur induites par des utilisations forcées d'actionneurs présentés dans la section IV.1.1. Ces analyses de sensibilité ont pour objectif d'aider l'utilisateur à choisir des actionneurs supports des régulations.

Pour réaliser ces analyses de sensibilité, un plan d'expériences de type *latin hypercube* à minimisation de discrédance constitue la base d'apprentissage des modèles de substitution à l'OCS CATHARE2 qui reproduisent et interpolent les variables d'étude des analyses de sensibilité.

### IV.2.1 Le plan d'expériences PE1 : la base d'apprentissage

#### IV.2.1.1 Les entrées et les sorties du plan d'expériences

Dans cette partie six analyses de sensibilité portent sur six sorties/variables d'intérêt :

- La température du diazote à la sortie des échangeurs entre les circuits secondaire et tertiaire, notée  $T_{N_2^{s_{ECSG}}}$  ;

- La pression en sortie du compresseur haute pression, notée  $P_{s_{C\text{P}HP}}$  ;
- La température d'entrée du compresseur basse pression, notée  $T_{e_{C\text{P}BP}}$  ;
- La température d'entrée du compresseur haute pression, notée  $T_{e_{C\text{P}HP}}$  ;
- La température du sodium à la sortie des ECSG, notée  $T_{Na_{E\text{CSG}}}$  ;
- La puissance électrique produite à l'alternateur, notée  $P_{alt}$ .

Comme vu dans la partie III.1, les analyses de sensibilité portent sur les amplitudes de variation (notée  $\Delta S$  cf. Figure 21) des six sorties/variables d'intérêt, entre l'état initial du réacteur et l'atteinte d'un nouvel état stable, induit par les utilisations simultanées d'actionneurs.

La sensibilité des six variables introduites ci-dessus est étudiée vis-à-vis des contributions respectives de cinq actionneurs :

- La vanne du by-pass 1 ;
- La vanne du by-pass ECSG ;
- La vanne du by-pass récupérateur HP ;
- Le débit en eau de la source froide ;
- Le NSS.

La séquence support de la base d'apprentissage est la suivante :

- De  $t = 0$  s à  $t = 100$  s le réacteur est en régime nominal ;
- A  $t = 100$  s, désactivation du module de neutronique, dans l'objectif de ne caractériser que le comportement thermohydraulique du réacteur, indépendamment des contre-réactions neutroniques ;
- A  $t = 100$  s, six actions simultanées définies par les coordonnées du plan d'expériences de la base d'apprentissage sont réalisées (l'espace des entrées du plan est à six dimensions) :
  - Une ouverture de la vanne du by-pass 1 ;
  - Une ouverture de la vanne du by-pass ECSG ;
  - Une ouverture de la vanne du by-pass récupérateur côté HP ;
  - Une modification du débit d'eau de la source froide ;
  - L'augmentation de l'inventaire en gaz du SCE à l'aide du système de charge (NSS) ;
  - La diminution de l'inventaire en gaz du SCE à l'aide du système de charge (NSS).

Les bornes de variation des 6 actions sont répertoriées dans le Tableau 6 et constituent les

bornes du plan d'expériences noté PE1 dans la Figure 27, page 86 (étape N°1 de la méthode développée, cf. section III.1).

Actionneur	Borne minimale	Borne maximale
Débit d'eau de la source froide (% du débit nominal)	80%	120%
Vanne du BP RECUP	0	25%
Vanne du BP ECSG	0	25%
Vanne du BP1	0	10%
Temps d'ouverture de la vanne de charge du NSS	0	200s
Temps d'ouverture de la vanne de décharge du NSS	0	200s

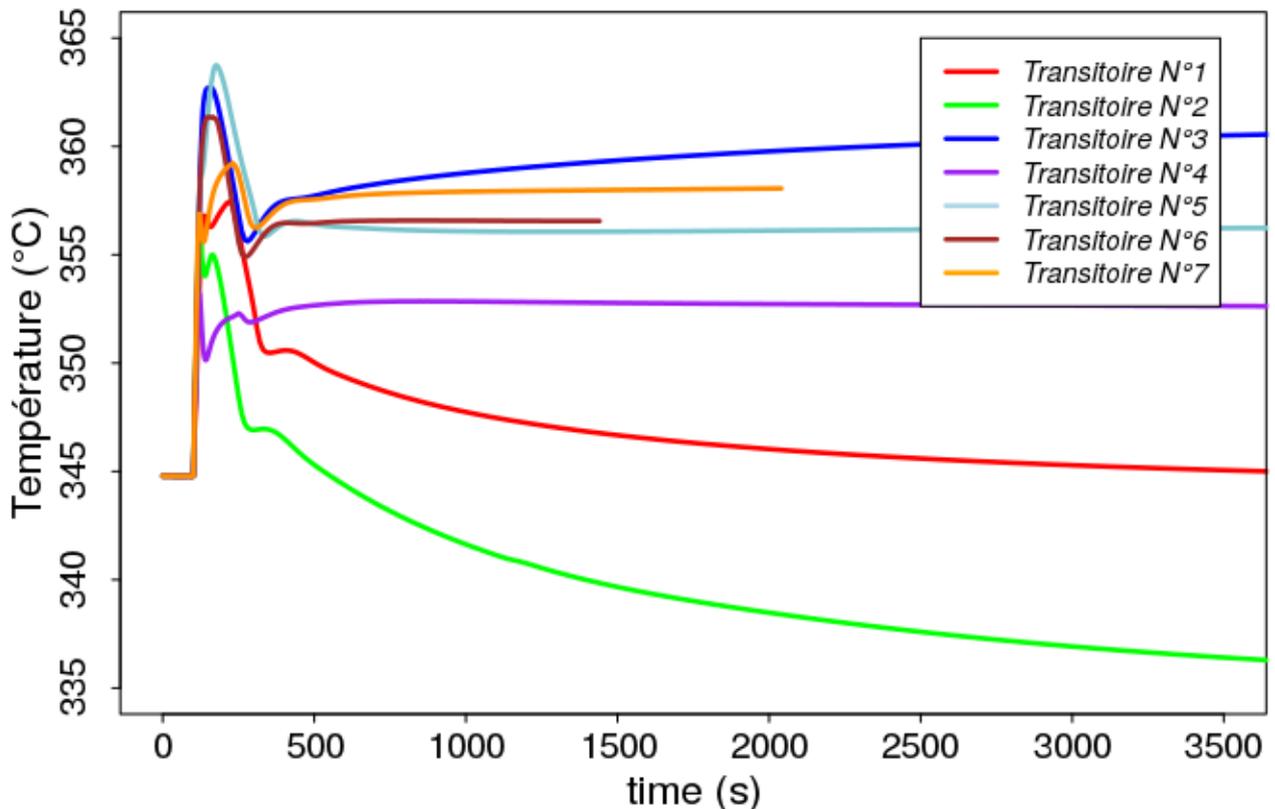
**Tableau 6 : Bornes des variables d'action définissant le plan d'expériences support de l'analyse de sensibilité**

#### IV.2.1.2 Temps de simulation des transitoires

Le plan est constitué de 1400 expériences et le temps de simulation est fixé à 20000 secondes dans le JDD CATHARE2, ce qui correspond à un temps de calcul d'environ 90 minutes. Le plan d'expériences est réparti sur quatre processeurs de 3.5GHz et requiert ainsi 22 jours de temps de calcul. Pour réduire ce temps, chaque transitoire est arrêté une fois l'atteinte d'un nouvel état stable du réacteur. Cet état est considéré atteint lorsque deux critères d'arrêt sont vérifiés simultanément :

- Un critère sur la convergence de la température du sodium à la sortie de l'ECSG : la vitesse de variation de cette température entre deux pas de temps du calcul CATHARE2 doit être inférieure à  $2,2 \cdot 10^{-4} \text{C/s}$  ;
- Un critère sur la convergence de la température de l'azote à la sortie de l'ECSG : la vitesse de variation de cette température entre deux pas de temps du calcul CATHARE2 doit être inférieure à  $2,2 \cdot 10^{-4} \text{C/s}$

Ces vitesses de variation de température sont issues de comparaisons entre des séquences convergées et non convergées. Une fois les deux critères vérifiés, une nouvelle vérification a lieu 200 secondes plus tard, afin d'éviter l'arrêt d'un calcul sur un faux état convergé (cf. les paliers observés des transitoires numéros 1 et 2 de la Figure 36). Si les deux critères restent vérifiés le calcul est considéré comme convergé et est arrêté (cf. les transitoires numéros 6 et 7 de la Figure 36) . Ainsi, le temps de calcul de chaque transitoire constitutif du plan d'expériences est variable.



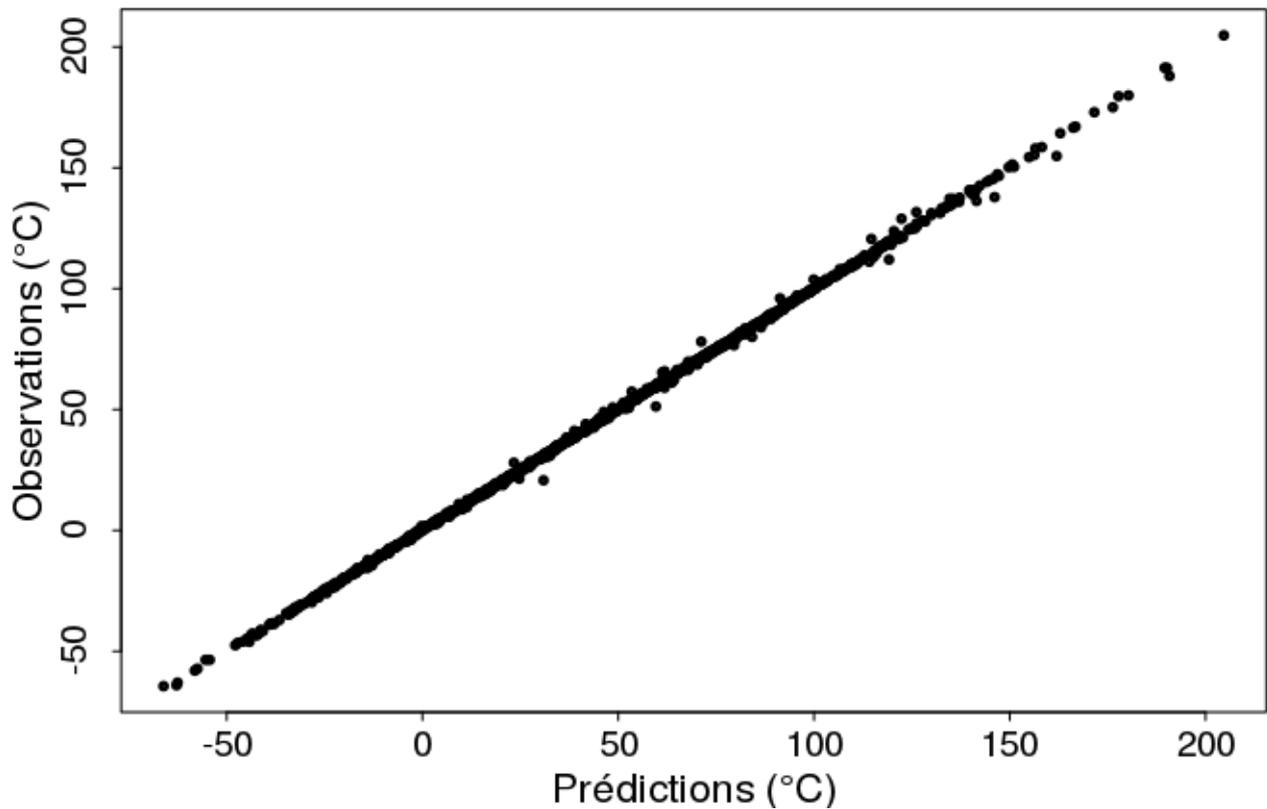
**Figure 36 – Exemple de la variation de la température du sodium à la sortie des ECSG pour sept individus du plan d'expériences**

De plus, le transitoire est arrêté si la puissance de l'alternateur passe sous le seuil du pourcent de la puissance électrique nominale. Dans ce cas, les individus ne sont pas retenus dans la base d'apprentissage des modèles de substitution requis par les analyses de sensibilité. Les individus dont les points de fonctionnement des machines tournantes sortent de leurs cartes de performance (cf. indices IMAP définis dans la partie IV.1.2.2) sont également exclus de la base d'apprentissage. Enfin, les individus qui n'auraient pas convergé à l'issue du temps maximal de simulation fixé à 20000s ne seront pas retenus dans la base d'apprentissage.

Le plan d'expérience PE1 de type *space filling*, dont les bornes sont définies dans le Tableau 6 est initialement constitué de 1400 individus. Aucun calcul n'est rejeté du fait que le comportement de la TM sorte de ces cartes de performance ou que la puissance électrique produite à l'alternateur passe sous le seuil du pourcent. En revanche, 84 calculs n'ont pas convergé selon les deux critères énumérés ci-dessus. La base d'apprentissage est donc constituée de 1316 individus. A l'aide des critères d'arrêt imposés sur les transitoires constitutifs du plan d'expériences PE1, le temps total d'obtention de PE1 est de 9 jours et 6 heures. Ce temps pourrait être réduit en définissant un nombre d'expériences constitutives du plan d'expériences PE1 plus faible et qui permettrait de construire des métamodèles caractérisés par de bonnes capacités de prédiction. La définition de ce nombre est une perspective d'amélioration des travaux.

### IV.2.2 Performances des modèles de substitution

Sur la base de ce plan d'expériences, six processus gaussiens sont conditionnés et leur moyenne sont utilisées comme métamodèles pour estimer les six grandeurs d'intérêt. Leur coefficient de prédictivité est calculé sur la même base d'apprentissage par *leave-one-out* (cf. II.2.3). Les six coefficients de prédictivité sont tous supérieurs à 0,99, de plus les tracés des valeurs observées  $\Delta S_i$  en fonction des valeurs prédites par *leave-one-out* montrent des capacités de prédictions très élevées (exemple Figure 37).



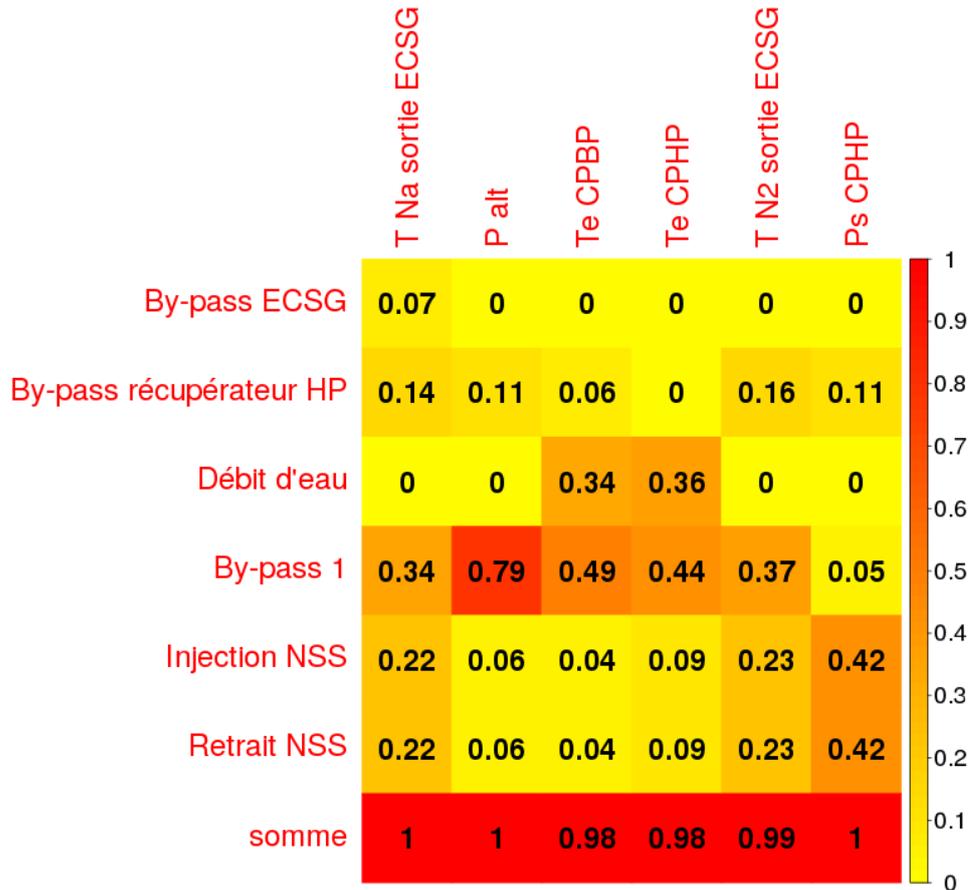
**Figure 37. Tracé des amplitudes de variation de la température du sodium à la sortie des ESGC prédites par les modèles de substitution construits par *leave-one-out* en fonction des valeurs observées**

L'ensemble des tracés de prédiction en fonction des observations pour les autres métamodèles reproduisant les amplitudes de variation des cinq autres variables d'intérêt sont disponibles dans l'Annexe D. La qualité de ces métamodèles est jugée suffisamment bonne pour les utiliser lors des calculs d'indices de Sobol.

### IV.3 Résultat de l'analyse de sensibilité

Les analyses de sensibilité des amplitudes de variation  $\Delta S$  des six variables d'études sont réalisées à l'aide de calculs d'indices de Sobol décrits dans la partie II.5.2. Pour chaque analyse de sensibilité, 200000 appels au métamodèle (présenté dans la partie IV.2) de la variable d'étude sont réalisés pour calculer les indices de Sobol associés à chaque actionneur.

Les indices d'ordre 1 sont synthétisés dans la Figure 38. Plus un indice est proche de 1 et plus l'actionneur associé impacte la variabilité de la grandeur d'intérêt. Pour rappel, les grandeurs d'intérêt sont les amplitudes de variation de la variable stabilisée.



**Figure 38. Matrice synthétique des indices de Sobol du premier ordre et somme des indices pour chaque variation de grandeur d'intérêt**

Les indices observés permettent de tirer les conclusions suivantes :

- L'utilisation du by-pass 1 est la cause principale des variabilités observées pour l'ensemble des grandeurs d'intérêt à l'exception du niveau de pression à la sortie du compresseur haute pression ;
- Les actions de retrait ou d'insertion de gaz impactent de façon similaires les six variables d'intérêt ;
- La variabilité observée du niveau de pression à la sortie du compresseur haute pression est principalement expliquée par l'utilisation du système d'ajout et de retrait de gaz (NSS) ;
- Les niveaux de température en entrée des compresseurs basse et haute pression sont fortement impactés par le débit d'eau de la source froide ;
- La puissance électrique produite à l'alternateur est majoritairement impactée par

l'utilisation du by-pass 1 ;

- La température du sodium à la sortie des ECSG est la seule variable sensible à l'utilisation du by-pass ECSG. Elle est également sensible à l'utilisation du by-pass récupérateur HP ;
- La température du gaz à la sortie des ECSG n'est en revanche pas sensible à l'utilisation du by-pass ECSG sur la plage d'utilisation explorée.

Un autre résultat important est l'égalité entre les indices de Sobol du premier ordre et les indices totaux (cf. partie II.5.2). Ce résultat est également décelé par le fait que la somme des indices du premier ordre pour chaque analyse de sensibilité est égale à 1. Ainsi, chaque actionneur impacte l'amplitude de variation d'une variable d'intérêt indépendamment des valeurs prises par les autres actionneurs.

Comme cela est présenté dans la partie III.1, la méthode propose de sélectionner les actionneurs qui possèdent les indices de Sobol les plus élevés pour réguler les variables sélectionnées. A la suite de ces analyses de sensibilité, deux stratégies de conduite sont étudiées et optimisées dans les deux chapitres suivants, à l'aide de la méthode développée.

## IV.4 A retenir du chapitre IV

- Les applications de la méthode sont mises en œuvre pour le **réacteur ASTRID équipé d'un SCE-gaz** ;
- Un **JDD CATHARE2** est disponible pour appliquer la méthode, il permet entre autre de modéliser l'ensemble des actions nécessaires aux deux cas d'application présentés dans le Chapitre V, à savoir :
  - Une modélisation des pompes mécaniques primaires et secondaires, dont les vitesses de rotation sont imposées par l'utilisateur ;
  - Une modélisation des barres de contrôle de la réactivité du cœur et de leur insertion en cas d'arrêt du réacteur ;
  - Une modélisation de la cuve principale et de son déversoir ;
  - Une modélisation des systèmes d'évacuation de la puissance résiduelle RRA et RRB ;
  - Une modélisation des groupes turbo-alternateurs ;
  - Une modélisation des lignes de by-pass et de leur vanne de contrôle présentes sur le SCE-gaz ;
  - Une modélisation du système d'injection et de retrait de gaz (NSS) ;
  - Une modélisation du circuit d'eau refroidissant le SCE-gaz.
- **Les actionneurs** disponibles sur le SCE-gaz et pris en compte dans l'étape N°1 de la

méthode développée sont :

- La vanne du by-pass 1 ;
  - La vanne du by-pass ECSG ;
  - La vanne du by-pass récupérateur HP ;
  - Le débit en eau de la source froide ;
  - Le NSS.
- **L'étape N°1** de la méthode est mise en œuvre pour étudier le comportement de **6 variables** :
- La température du diazote à la sortie des échangeurs entre les circuits secondaire et tertiaire, notée  $T_{N_2^sECSG}$  ;
  - La pression en sortie du compresseur haute pression, notée  $P_{SCPHP}$  ;
  - La température d'entrée du compresseur basse pression, notée  $T_{eCPBP}$  ;
  - La température d'entrée du compresseur haute pression, notée  $T_{eCPHP}$  ;
  - La température du sodium à la sortie des ECSG, notée  $T_{Na^sECSG}$  ;
  - La puissance électrique produite à l'alternateur, notée  $P_{alt}$ .
- Les résultats issus de l'étape N°1 de la méthode développée sont **les indices de Sobol** du premier ordre synthétisés dans la Figure 38 qui conduisent aux conclusions suivantes :
- L'utilisation du by-pass 1 est la cause principale des variabilités observées pour l'ensemble des grandeurs d'intérêt à l'exception du niveau de pression à la sortie du compresseur haute pression ;
  - Les actions de retrait ou d'insertion de gaz impactent de façon similaire les six variables d'intérêt ;
  - La variabilité observée du niveau de pression à la sortie du compresseur haute pression est principalement expliquée par l'utilisation du système d'ajout et de retrait de gaz (NSS) ;
  - Les niveaux de température en entrée des compresseurs basse et haute pression sont fortement impactés par le débit d'eau de la source froide ;
  - La puissance électrique produite à l'alternateur est majoritairement impactée par l'utilisation du by-pass 1 ;
  - La température du sodium à la sortie des ECSG est la seule variable sensible à l'utilisation du by-pass ECSG. Elle est également sensible à l'utilisation du by-pass récupérateur HP ;

- La température du gaz à la sortie des ECSG n'est en revanche pas sensible à l'utilisation du by-pass ECSG sur la plage d'utilisation explorée.

## Chapitre V Applications de la méthode

---

Deux études d'optimisation du comportement thermohydraulique du réacteur ASTRID sont réalisées dans cette section et résolues par la définition des éléments de la conduite du réacteur. La première consiste à valoriser les capacités de refroidissement du réacteur ASTRID par son système de conversion d'énergie au gaz au cours d'une séquence de MdTE. Cette étude est présentée dans la section V.1. La seconde étude porte sur l'optimisation des chargements thermiques et du rendement thermodynamique du réacteur pour une séquence de réglage de fréquence. Cette étude est présentée dans la sous-section V.2. Chacune de ces deux études met en application la méthode présentée au Chapitre III.

### V.1 Optimisation multiobjectif d'une séquence de manque de tension externe

L'incident de MdTE se caractérise par une perte instantanée des alimentations électriques du réacteur qui induit un arrêt du réacteur et une évacuation de la puissance résiduelle à l'aide des systèmes RRA et RRB. Un descriptif détaillé de la séquence de référence pour le réacteur ASTRID est proposé dans la section V.1.1.1.

Une séquence alternative est proposée dans ces travaux de thèse. Celle-ci se base sur le contrôle du SCE-gaz en remplacement de l'utilisation des systèmes RRA et RRB pour évacuer la puissance résiduelle. L'étude des performances de cette séquence en termes de refroidissement du réacteur est justifiée par l'utilisation potentielle du SCE-gaz comme une nouvelle ligne de défense qui renforcerait la fiabilité du réacteur ASTRID pour remplir la fonction EPuR. La complexité de l'architecture du cycle de Brayton rend difficile sa qualification en tant que système « classé de sûreté ». Ainsi, cette étude n'a pas vocation à justifier le retrait des systèmes RRA et RRB de l'architecture du réacteur. L'application de la méthode à cette séquence alternative permet de définir la conduite qui optimise le comportement thermohydraulique du réacteur. L'étape N°2 de la méthode pour ce cas d'application est présentée dans la partie IV.2.

#### V.1.1 L'incident de manque de tension externe

##### V.1.1.1 Initiateur et séquence de référence

L'incident de MdTE est induit par la perte des alimentations électriques externes du réacteur. Cet initiateur induit la déconnexion de l'alternateur du groupe turbo-alternateur et l'arrêt de l'alimentation électrique des pompes mécaniques primaires et secondaires. Le débit primaire décroît jusqu'à atteindre 25% du débit nominal en 30 secondes (selon la relation (43) de la section IV.1.2.2), puis une alimentation de secours maintient ce niveau de débit. Les pompes secondaires ne sont quant à elles pas secourues. Les pompes alimentaires en eau des échangeurs de chaleur *precooler* et *intercooler* ne sont pas équipées de volants d'inertie et sont de ce fait arrêtées instantanément. Deux secondes après l'initiateur le seuil de protection défini par une

valeur du rapport de la puissance produite par le cœur sur le débit primaire est dépassé et induit une chute gravitaire de l'ensemble des barres d'absorbant qui arrête la réaction en chaîne de fission. Suite à l'arrêt du réacteur la puissance résiduelle est évacuée par les systèmes RRA et RRB dont la mise en service intervient 560 secondes après le début du transitoire, du fait du dépassement d'une température de 470 °C en entrée du cœur qui correspond au seuil de déclenchement de ces systèmes. La Figure 39 illustre la variation de température en entrée du cœur et la puissance évacuée par les systèmes RRA et RRB (par convention cette puissance est négative dans la Figure 39).

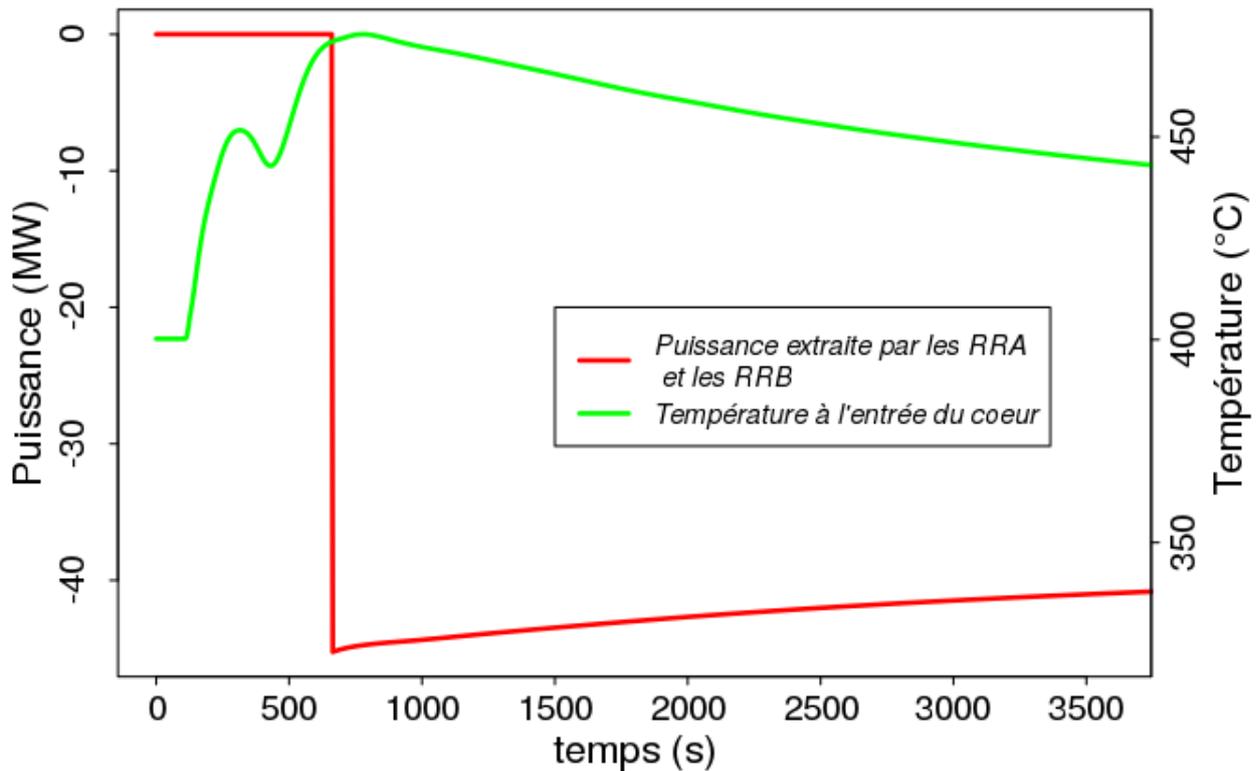


Figure 39. Variation de la température à l'entrée du cœur et puissance évacuée au cours d'une séquence de MdTE à l'aide des systèmes RRA et RRB

### V.1.1.2 Séquence alternative

Une stratégie alternative de conduite du réacteur lors de l'incident de manque de tension externe est proposée et décrite dans cette section (étape N°2 de la méthode développée). Celle-ci substitue l'utilisation des systèmes RRA et RRB par l'utilisation du SCE-gaz. Pour cela, les pompes primaires et secondaires sont secourues pour maintenir des débits égaux à 25 % des débits nominaux et trois régulations sont mises en place au cours de cette séquence. Le choix des actionneurs supports de ces régulations est justifié par les résultats des analyses de sensibilité présentées dans la section IV.3.

Afin de conserver une source froide efficace et un travail de compression du gaz minimal, les débits d'eau des échangeurs de chaleur *precooler* et *intercooler* sont utilisés pour contrôler les températures du gaz aux entrées des compresseurs à une consigne constante de 27 °C, à l'aide d'un correcteur proportionnel. Suite au découplage de l'alternateur du groupe turbo-alternateur, la vitesse de rotation de la TM est « libre ». Pour conserver un débit de gaz, la vitesse de rotation

de la TM est régulée à l'aide de la vanne de la ligne de by-pass 1 selon une consigne définie par deux paramètres (cf. Figure 40) :

- Une durée nommée  $t_{\text{ramp}}$ , pendant laquelle la vitesse de rotation de la TM décroît ;
- Une valeur constante nommée  $\omega_{\text{steady}}$  atteinte après la durée  $t_{\text{ramp}}$ , à laquelle la vitesse de rotation de la TM est maintenue jusqu'à la fin du transitoire.

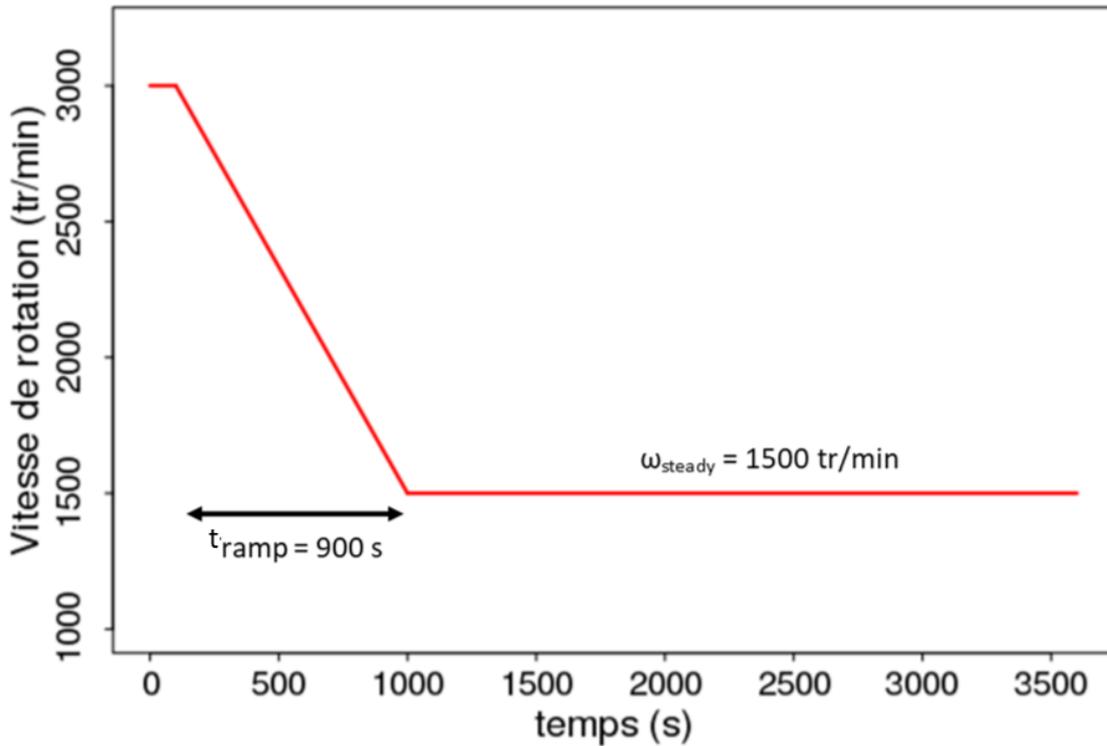


Figure 40. Allure de la consigne de la vitesse de rotation de la TM lors de la séquence alternative de MdTE

Afin d'éviter des refroidissements trop importants de la part du SCE-gaz, le NSS est utilisé pour réguler la température du sodium à la sortie des ECSG à une consigne constante de 180 °C à l'aide d'un correcteur proportionnel. La définition du problème d'optimisation (étape N°2) est présentée dans la section suivante.

### V.1.1.3 Définition d'un problème d'optimisation associé à la conduite du réacteur

La séquence alternative au cours de laquelle le refroidissement du réacteur est assuré par le contrôle du SCE-gaz offre l'opportunité d'optimiser simultanément l'efficacité du refroidissement du réacteur et les chargements thermiques induits sur la cuve principale.

La capacité de la conduite à refroidir le réacteur est évaluée par la durée nécessaire pour atteindre l'état d'arrêt à froid du réacteur. Ce temps sera nommé  $t_{\text{CSD}}$  et est défini par l'atteinte d'une température du sodium à l'entrée du cœur inférieure à 210 °C.

Les chargements thermiques induits sur la cuve principale sont évalués à l'aide d'un critère

nommé MTG (*Maximal Thermal Gradient*), défini par l'équation (49).

$$\text{MTG} = \max\left(\left|\frac{T_i - T_o}{e_{\text{CP}}}\right|\right) \quad (49)$$

Avec :

- $T_i$  : Température intérieure de la cuve principale ;
- $T_o$  : Température extérieure de la cuve principale ;
- $e_{\text{CP}}$  : Epaisseur de la cuve principale (4 cm) ;

L'étude de ce critère basé sur un gradient thermique est évaluée au niveau de l'entrée du déversoir à l'aide du module 1D WEXT\_DEV (cf. section IV.1.2.2, page 99). Le Figure 41 illustre les variations du gradient thermique à travers l'épaisseur de la cuve principale pour une séquence alternative. On peut alors observer que le gradient thermique prend de plus fortes valeurs à l'entrée du déversoir.

L'étape N°2 de la méthode consiste à définir un problème d'optimisation multiobjectif. Pour ce cas d'étude, deux objectifs sont optimisés simultanément : le temps  $t_{\text{CSD}}$  et le critère d'évaluation des chargements thermiques sur la cuve principale MTG. Les variables de décision sont les deux paramètres descriptifs de la consigne de la vitesse de rotation de la TM :  $t_{\text{ramp}}$  et  $\omega_{\text{steady}}$ . La section suivante présente l'application de l'étape N°3 de la méthode.

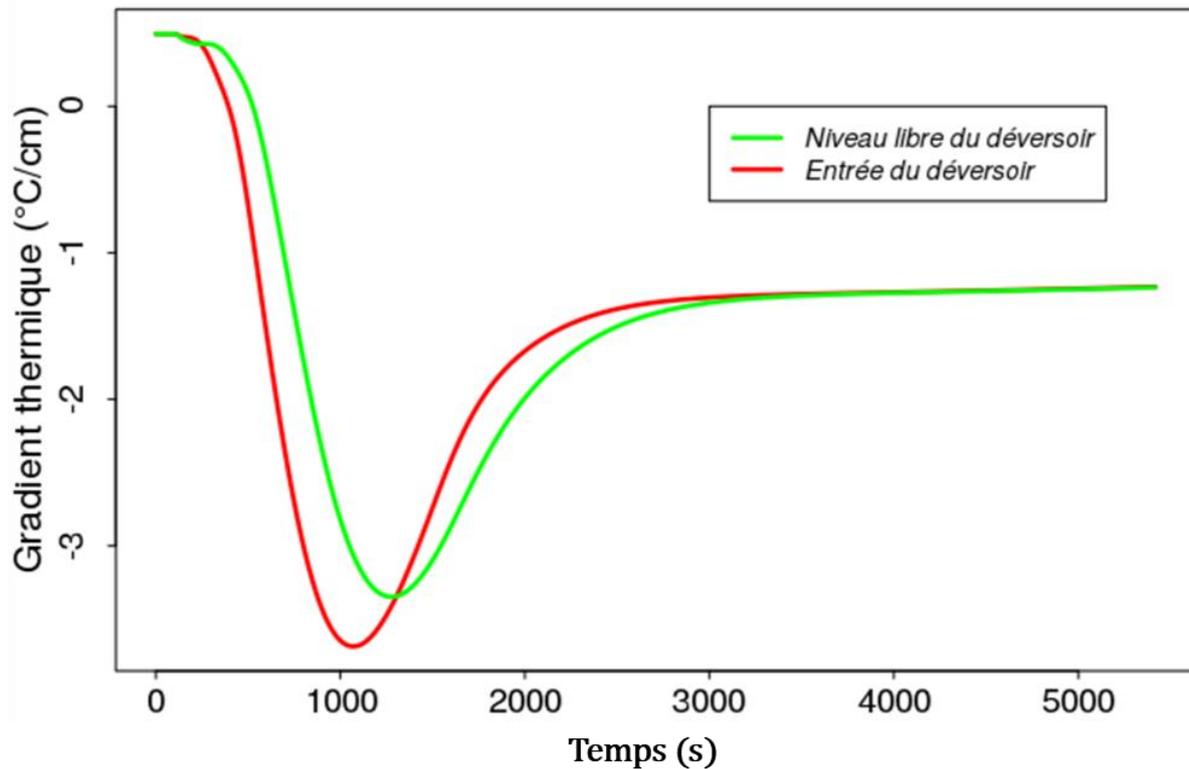


Figure 41. Variation du gradient thermique à travers l'épaisseur de la cuve principale pour deux localisations

## V.1.2 Résultats de l'optimisation multiobjectif

### V.1.2.1 Etape N°3 : Paramétrage du correcteur PID de la régulation de la vitesse de rotation de la turbomachine

La séquence alternative étudiée utilise un correcteur PID pour contrôler la vitesse de rotation de la TM. Selon la méthode mise en place, un premier paramétrage est obtenu par application des relations de Cohen et Coon basées sur une identification selon la méthode de Broïda. Dans le cas du paramétrage du correcteur PID de la régulation de la vitesse de rotation de la TM, l'application de cette méthode d'identification est rendue difficile par l'obtention d'un régime permanent du réacteur nécessaire avant l'utilisation forcée de la vanne de by-pass 1 sous la forme d'un échelon. Effectivement, ce régime permanent se caractérise par un état au cours duquel l'alternateur est découplé de la TM, ce qui modifie fortement les points de fonctionnement du SCE-gaz. Pour résoudre cette difficulté, un régime permanent du réacteur a été obtenu par la séquence suivante :

- Chute des barres de contrôle du réacteur à  $t = 100$  s ;
- Découplage de l'alternateur à  $t = 100$  s ;
- Repli du débit primaire à une valeur de 25% du débit nominal de  $t = 100$  s à  $t = 138$  s ;
- Repli du débit secondaire à une valeur de 10% du débit nominal de  $t = 100$  s à  $t = 360$  s ;

- Maintien de la puissance résiduelle à 3% de la Puissance nominale ( $P_n$ ) à partir de  $t=100$  s ;
- Repli du débit de la source froide à 2% du débit nominal ;
- Utilisation d'un correcteur PID issu de [92] pour instaurer une régulation à 600 tr/min de la vitesse de rotation de la TM ;
- Stabilisation des grandeurs descriptives de l'état du réacteur pendant 15000 s.

A l'issue de cette période de 15000 s qui permet d'obtenir un état du réacteur en régime permanent (nommé RP1), un échelon de fermeture de 1,5 % de la vanne de by-pass 1 est réalisé et la régulation sur la vitesse de la TM est arrêtée à  $t = 15100$ s. Les comportements de la vitesse de rotation de la TM et de l'ouverture de la vanne de by-pass 1 sont présentés sur la Figure 42. Un zoom du comportement de la vitesse de rotation de la TM pour les 850 s suivant la fermeture forcée est proposé sur la Figure 43.

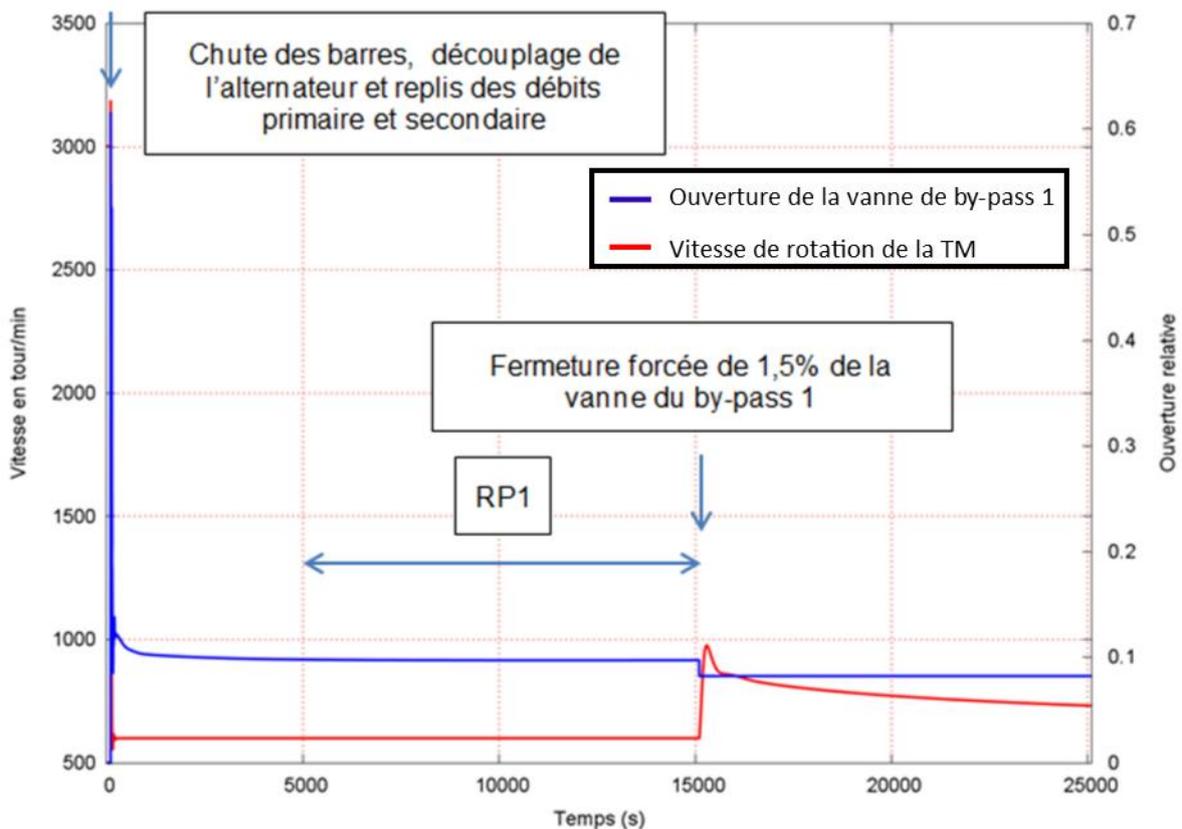
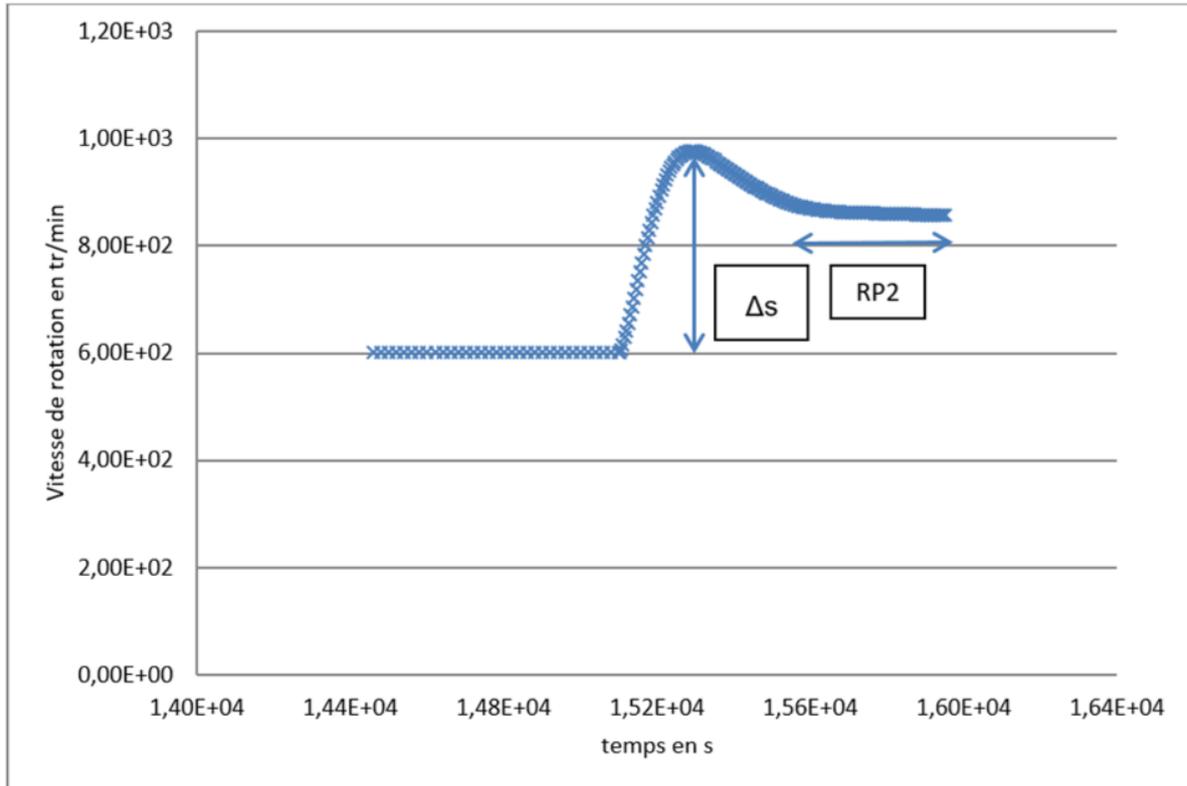


Figure 42. Séquence pour application de la méthode d'identification de Broïda de la vitesse de rotation de la TM en fonction de l'ouverture relative de la vanne de la ligne de by-pass 1



**Figure 43. Vitesse de rotation de la TM après une fermeture forcée de 1,5 % de la vanne de by-pass 1 ; zoom de la Figure 42 pour un temps compris entre 14460 s et 15950 s**

Bien que le régime obtenu entre 15600 s et 15850 s (cf. RP2 sur la Figure 43) ne corresponde pas à un régime permanent et qu'un comportement du second ordre avec dépassement semble décrire le comportement du SCE-gaz, la méthode d'identification de Broïda est appliquée en considérant la variation de sortie  $\Delta s$  comme indiquée sur la Figure 43. La détermination des paramètres par la méthode de Broïda s'applique mal au cas du by-pass 1 qui contrôle la vitesse de rotation de la TM à la suite de l'arrêt du réacteur, du fait de l'instabilité du réacteur lors de son fonctionnement en puissance résiduelle. Cette instabilité se traduit par une dérive de la vitesse de rotation de la TM après 16000 s (cf. Figure 42). La détermination des paramètres PID à partir d'une identification de type Broïda est cependant réalisée afin d'initialiser le jeu de paramètres aux valeurs renseignées dans le Tableau 7. Ce paramétrage est testé sur une séquence alternative test dont la consigne de vitesse de rotation est :

- $t_{\text{ramp}} = 0 \text{ s}$  ;
- $\omega_{\text{steady}} = 1000 \text{ tr.min}^{-1}$ .

Le critère IAE est calculé et vaut 1780 tr. Une représentation de la variation de la vitesse de rotation de la TM au cours de ce transitoire est proposée dans la Figure 44.

Paramètres	$K_r$ (tr/min)	$\tau_i$ (s)	$\tau_d$ (s)
Valeurs	$-2,01.10^{-4}$	40,7	6,4

**Tableau 7. Paramétrage du correcteur PID issu des relations de Cohen et Coon pour la régulation de la vitesse de rotation de la TM à l'aide de la vanne de by-pass 1**

A la suite de l'initialisation du paramétrage (étape 3.1), l'étape 3.2 est appliquée. Son objectif est d'améliorer le paramétrage du correcteur PID issu de l'étape N°3.1 en réalisant un plan de 250 expériences de type hypercube latin à minimisation de discrédance (plan PE2 de la méthode développée), dont chacune des expériences se caractérise par un correcteur PID associé à la régulation de la vitesse de rotation de la TM différent. Le plan d'expérience est centré sur le paramétrage issu de l'étape 3.1 et est réalisé dans l'espace défini par le Tableau 8. Chacune des expériences contrôle la vitesse de rotation de la TM selon la consigne définie par :

- $t_{\text{ramp}} = 0$  s ;
- $\omega_{\text{steady}} = 1000$  tr.min<sup>-1</sup>.

Paramètre	Borne minimale	Borne maximale
$K_r$ (tr/min)	$9.10^{-6}$	$9.10^{-2}$
$\tau_i$ (s)	0	$3.10^5$
$\tau_d$ (s)	0	$2.10^4$

**Tableau 8. Espace d'exploration du correcteur PID associé à la régulation de la vitesse de rotation de la TM (étape N°3.2)**

La qualité du suivi de consigne est évaluée pour chaque expérience par le critère IAE. Le meilleur individu est caractérisé par un IAE = 444 tr et correspond à l'individu nommé PID<sub>opt</sub> défini par :

- $K_{r_{opt}} = 1,3.10^{-3}$  tr/min ;
- $\tau_{i_{opt}} = 10,7$  s ;
- $\tau_{d_{opt}} = 0,13$  s.

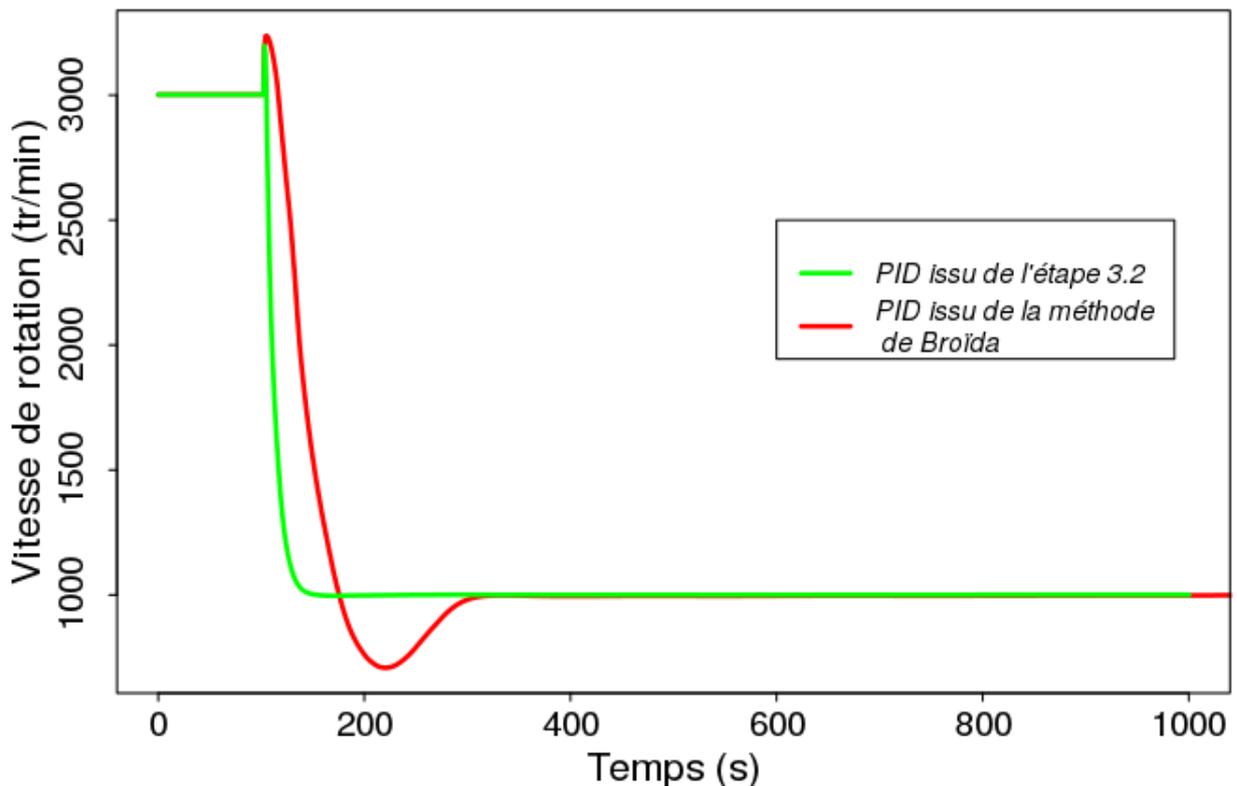


Figure 44. Régulation de la vitesse de rotation de la TM à 1000 tr/min pour le correcteur PID issu de la méthode de Broïda et le correcteur issu de l'étape 3.2 de la méthode développée

L'étape 3.2 permet dans ce cas une nette amélioration du comportement de la régulation. La qualité de la régulation est jugée suffisante pour poursuivre le déroulement de la méthode.

A l'issue de l'étape 3.2, une vérification de la conservation de l'efficacité du correcteur PID retenu en fonction de différentes consignes de vitesse de rotation de la TM est réalisée. Pour cela un nouveau plan de 250 expériences (nommé PE3) de type hypercube latin à minimisation de discrédance est réalisé. Chaque expérience constitutive de ce plan est un incident de MdTE pour lequel la séquence alternative est appliquée. Les paramètres du correcteur PID sont ceux issus de l'étape N°3.2 et la consigne de vitesse de rotation de la TM est définie par les coordonnées du plan d'expériences PE3 définies dans un espace à deux dimensions et dont les bornes sont résumées dans le Tableau 9.

	Borne inférieure	Borne supérieure
$t_{\text{ramp}}$ (s)	0	2000
$\omega_{\text{steady}}$ (tr/min)	1000	2000

Tableau 9. Bornes du plan d'expérience PE3 support de la vérification N°2 de l'étape N°3

On peut alors observer que les suivis de consigne associés à chacune des vitesses de rotation des 250 expériences (représentées sur la Figure 45) sont de très bonne qualité.

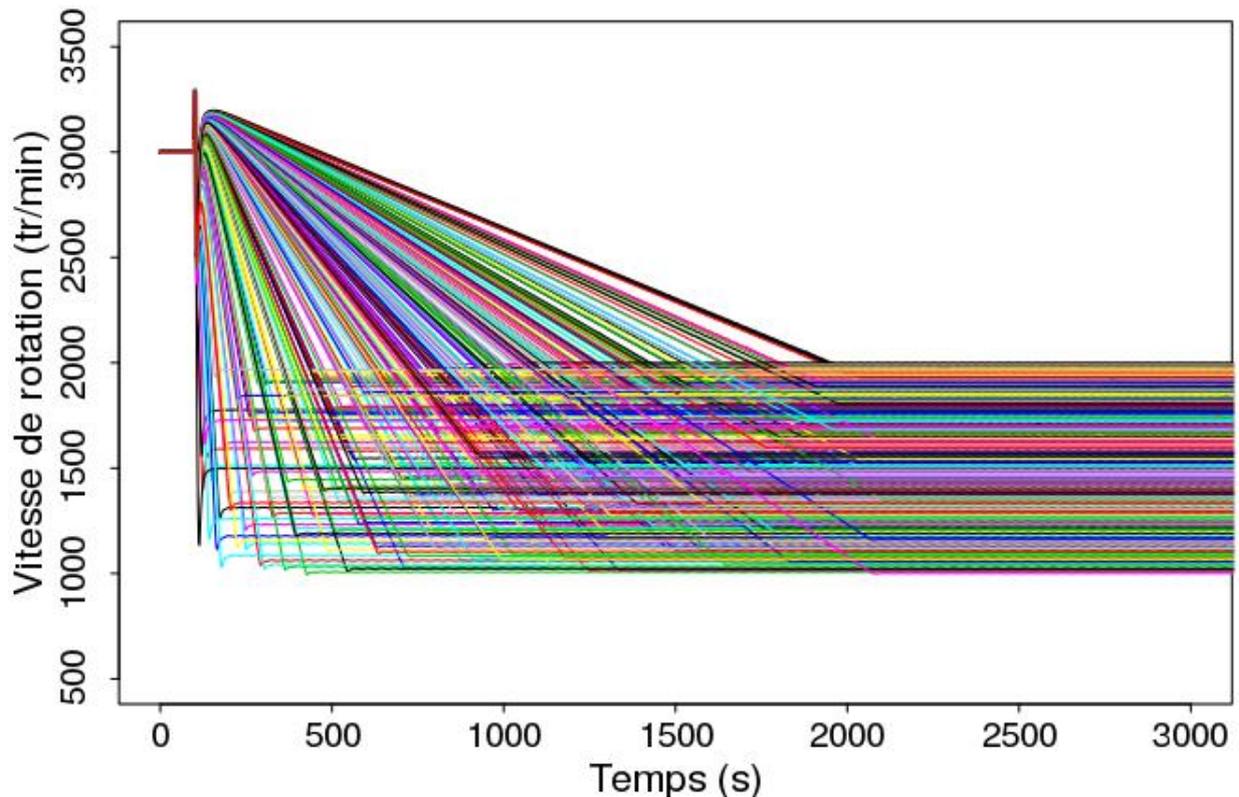


Figure 45. Comportement des vitesses de rotation de la TM pour l'étape de vérification N°2

Pour conclure, l'efficacité du correcteur PID issu de l'étape 3.2 est conservée quelle que soit la consigne de vitesse réalisée dans le plan d'expériences PE3. Ainsi, le problème d'optimisation sera de type 4.A (cf. section III.3) : les paramètres du correcteur PID sont fixés à  $PID_{opt}$  et seule la consigne de vitesse de rotation de la TM est considérée comme une variable de décision du problème d'optimisation. La résolution du problème d'optimisation est réalisée sur la base du plan d'expériences de type PE3.

#### V.1.2.2 Etape N°4 : Résolution du problème d'optimisation

Le problème d'optimisation étant à deux objectifs, les 250 expériences du plan d'expériences de la vérification N°2 de l'étape 3 permettent de résoudre le problème d'optimisation sans recourir à la création de modèles de substitution.

Les deux objectifs évoluent de manière conflictuelle en fonction des deux variables de décision. Une représentation de la variation des deux objectifs en fonction des deux variables de décision est disponible dans la Figure 46.

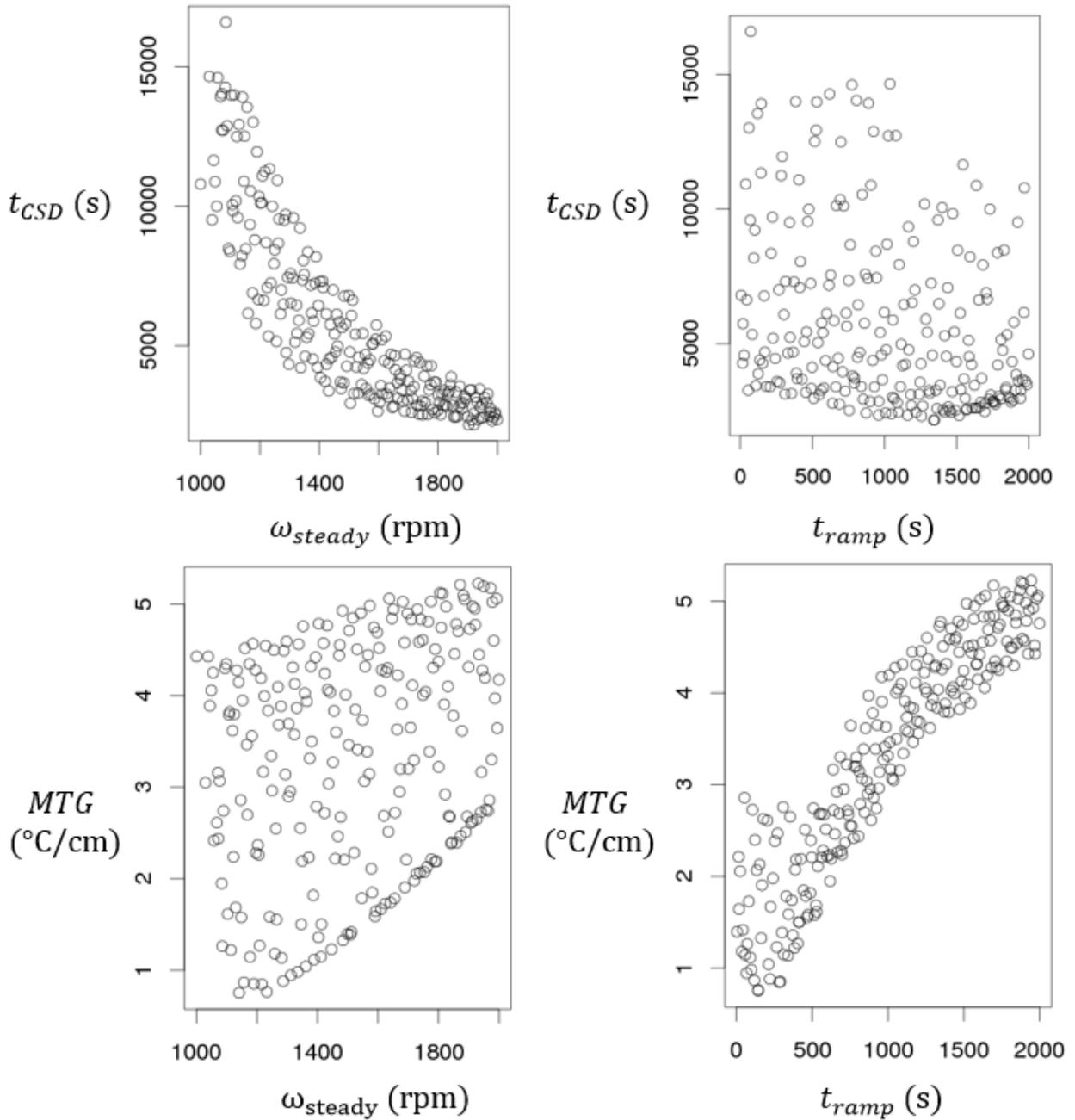


Figure 46. Variations des deux objectifs d'optimisation en fonction des deux variables de décision

Nous pouvons observer deux tendances nettes entre le temps d'atteinte de l'état d'arrêt à froid ( $t_{CSD}$ ) et la variable de décision  $\omega_{steady}$ , ainsi qu'entre l'objectif MTG et la variable de décision  $t_{ramp}$ . En revanche, la relation entre  $t_{CSD}$  et  $t_{ramp}$ , ainsi que la relation entre MTG et  $\omega_{steady}$  sont moins franches.

Une analyse de sensibilité conduite par des calculs d'indices de Sobol est réalisée sur les deux objectifs d'optimisation en fonction des deux variables de décision, les résultats sont synthétisés dans le Tableau 10.

	MTG	t <sub>CSD</sub>
t <sub>ramp</sub>	0,88	0,11
$\omega_{steady}$	0,10	0,84

**Tableau 10. Indices de Sobol du premier ordre des objectifs d'optimisation en fonction des variables de décision**

Les indices de Sobol confirment l'existence d'une dépendance entre l'objectif MTG et la variable de décision  $\omega_{steady}$ , ainsi qu'entre l'objectif t<sub>CSD</sub> et la variable de décision t<sub>ramp</sub>, bien que celles-ci soient d'importances inférieures aux deux autres relations qui apparaissent clairement sur la Figure 46. Le calcul des indices de Sobol est réalisé à l'aide de deux métamodèles que sont les moyennes des processus gaussiens conditionnés sur le plan PE3 et reproduisant les objectifs en fonction des variables de décision. Les coefficients de prédictivité (calculés par *leave-one-out*) ainsi que les graphiques qui représentent les valeurs prédites (calculées par *leave-one-out*) en fonction des valeurs observées sont disponibles dans l'Annexe G.

Ces dépendances s'expliquent par les temps de réalisation des deux objectifs. Une étude statistique du critère MTG sur la cuve principale montre que le temps d'atteinte moyen de ce critère est de 1265 s avec un écart-type de 720 s. L'objectif MTG est donc plus sensible à la variable t<sub>ramp</sub> qui impacte le comportement du réacteur sur cette plage de temps. En revanche, le temps d'atteinte de l'état d'arrêt à froid est quant à lui plus sensible au paramètre  $\omega_{steady}$ , du fait que sa plage de variation est incluse entre 2157 s et 16596 s, avec une valeur moyenne à 5751 s et un écart-type de 3292 s.

Bien que chaque objectif soit préférentiellement dépendant d'une variable de décision, les deux objectifs restent conflictuels. La résolution du problème d'optimisation à deux objectifs requiert donc l'obtention d'un front de Pareto. Sur la base du plan d'expériences PE3, le front de Pareto de cette étude est représenté sur la Figure 47 et les variables de décision associées sont représentées sur la Figure 48.

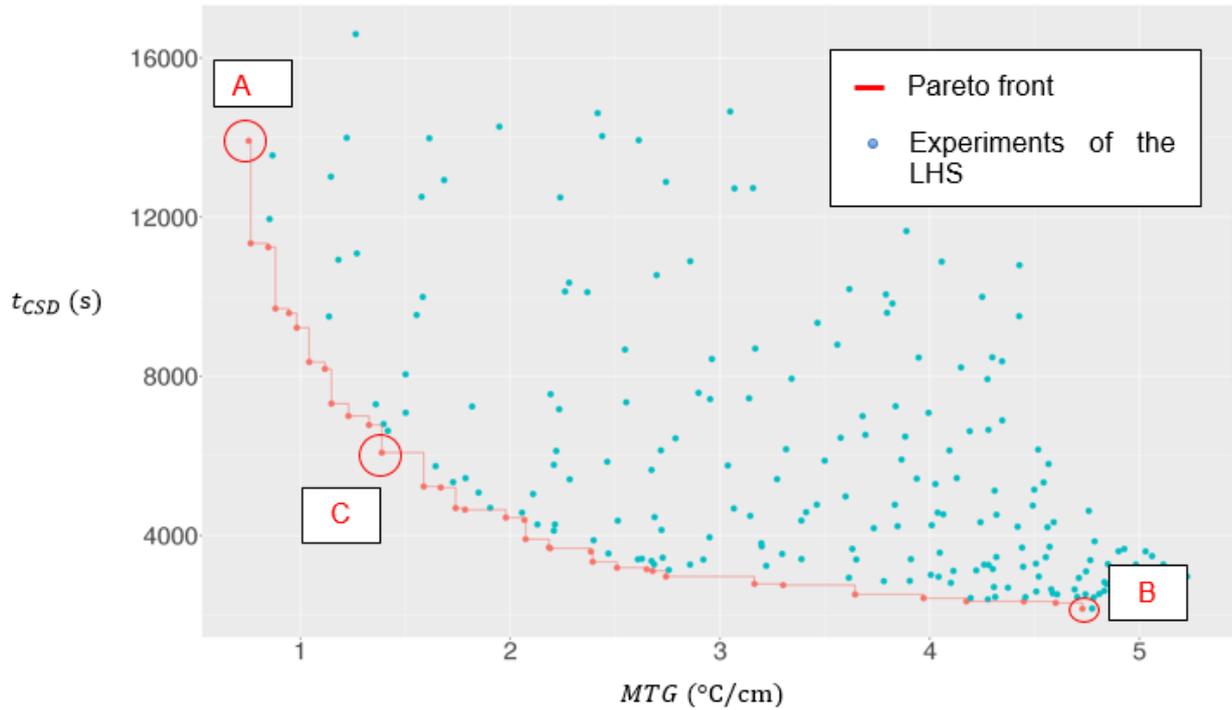


Figure 47. Front de Pareto et expériences dominées du plan PE3

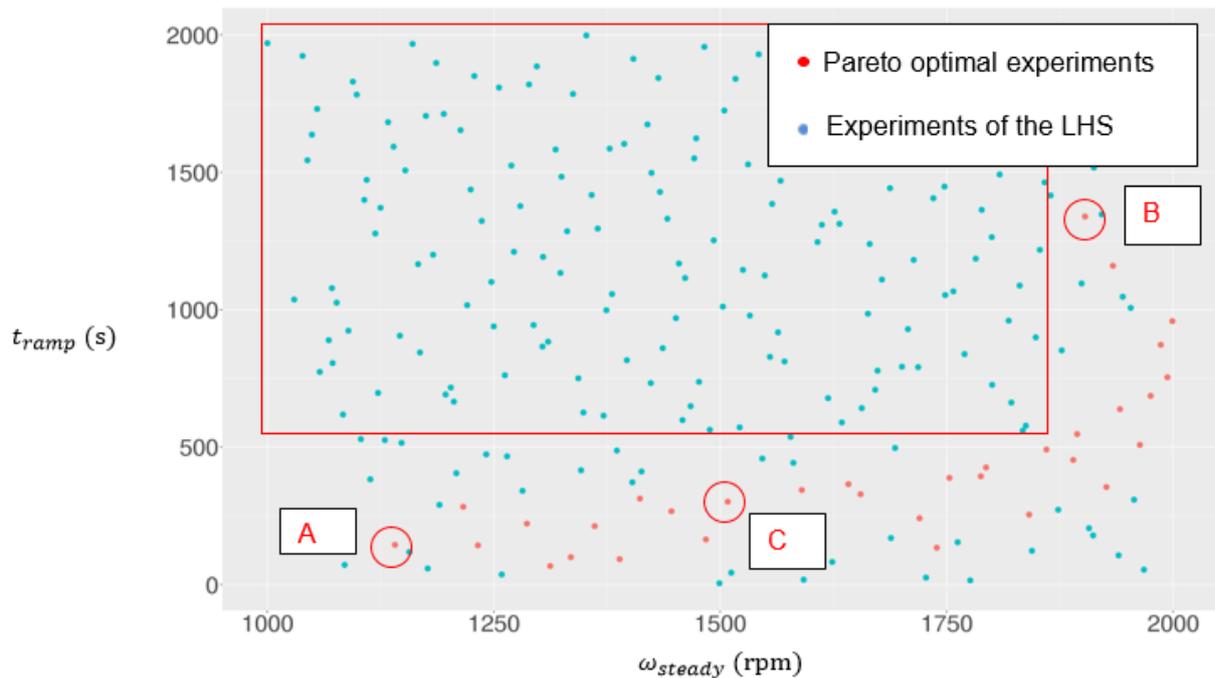


Figure 48. Variables de décision associées au front de Pareto

Le front de Pareto est inclus entre deux extrêmes (points A et B de la Figure 48 et de la Figure 47 dont les coordonnées sont présentées dans le Tableau 11, lesquels définissent deux grandes plages de variation pour les deux objectifs.

	$t_{\text{ramp}}$ (s)	$\omega_{\text{steady}}$ (tr/min)	$t_{\text{CSD}}$ (s)	MTG ( $^{\circ}\text{C}/\text{cm}$ )
<b>A</b>	145	1141	13915	0,7
<b>B</b>	1340	1903	2157	4,7
<b>C</b>	302	1508	6078	1,4

**Tableau 11. Points d'intérêt du front de Pareto**

La séquence alternative permet au réacteur d'atteindre l'état d'arrêt à froid entre 30 minutes et 4 heures ; une faible valeur de  $t_{\text{CSD}}$  induit des chargements thermiques à travers la cuve principale proche de  $5\text{ }^{\circ}\text{C}/\text{cm}$  (expérience B), alors que de long délais d'atteinte de l'état d'arrêt à froid permet de réduire l'objectif MTG à des valeurs proche de  $0,7\text{ }^{\circ}\text{C}/\text{cm}$  (expérience A).

Une visualisation intéressante du front de Pareto est l'utilisation d'une représentation associant variables de décision et objectifs constitutifs du front (*Cobweb plot*). Celui associé au front de Pareto défini ci-dessus est présenté dans la Figure 49. Le front peut être découpé arbitrairement en trois zones et il est alors intéressant d'analyser les modifications à apporter sur les paramètres descriptifs de la consigne de vitesse de rotation de la TM pour définir un nouveau point constitutif du front de Pareto. Ces modifications peuvent être résumées en trois étapes :

1. Pour favoriser un objectif il revient de sélectionner les 2 variables de décision dans les zones d'intérêt, par exemple pour favoriser au maximum  $t_{\text{CSD}}$ , la consigne de vitesse de rotation de la TM doit être la plus élevée possible au cours du transitoire ( $\omega_{\text{steady}}$  proche de 2000 tr/min et  $t_{\text{ramp}}$  proche de 2000 s), ce qui pénalise fortement l'objectif MTG (point B de la Figure 48 inclus dans les lignes rouges de la Figure 49).
2. Pour améliorer fortement l'objectif MTG, la variable de décision qui impacte le plus cet objectif est modifiée (diminution de la valeur prise par  $t_{\text{ramp}}$ ) en conservant la variable de décision impactant le plus l'objectif  $t_{\text{CSD}}$  à de fortes valeurs (lignes bleues de la Figure 49). Les consignes optimales définissent alors une zone constituée d'expériences qui permettent aux deux objectifs de prendre des valeurs intermédiaires aux deux extrêmes du front (lignes bleues de la Figure 49). Cette zone est dénommée dans la littérature « *knee regions* » [93].
3. Une fois toute la plage de variation de la variable de décision  $t_{\text{ramp}}$  balayée, il revient de modifier la variable de décision impactant le moins l'objectif MTG pour optimiser le plus possible cet objectif au détriment de l'objectif  $t_{\text{CSD}}$ . Cette démarche définit une nouvelle zone qui favorise l'objectif MTG (lignes verte de la Figure 49).

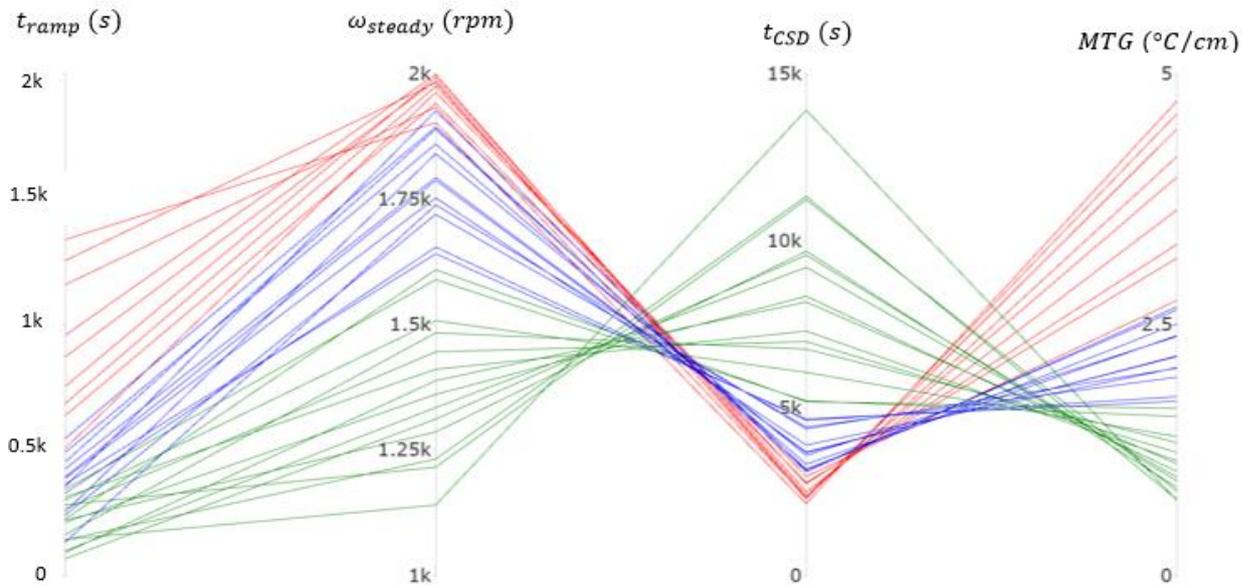


Figure 49. Front de Pareto : objectifs et variables de décision

Ces variations de consigne optimales expliquent l'absence d'expériences optimales dans le rectangle rouge de la Figure 48 défini par des  $t_{ramp}$  inclus entre 500 s et 2000 s, couplé à des variables de décision  $\omega_{steady}$  incluses entre 1000 et 1875 tr/min.

L'étude de la séquence de référence basée sur l'utilisation des systèmes d'évacuation de la puissance résiduelle permet de calculer des chargements thermiques sur la cuve principale de  $3,3$   $^{\circ}C/cm$  et un temps d'atteinte de l'état d'arrêt à froid du réacteur supérieur à 24 heures. De ce fait, il apparaît que la séquence alternative proposée et optimisée à l'aide de la méthode permet d'améliorer significativement le temps d'atteinte de l'état d'arrêt à froid en minimisant les chargements thermiques sur la cuve principale. Il est également possible de diminuer encore plus fortement le temps  $t_{CSD}$  à condition d'accepter une augmentation du critère MTG. Les variables de décision que sont les paramètres descriptifs de la consigne de la vitesse de rotation de la TM permettent de définir un grand nombre de compromis, proposables à l'utilisateur de la méthode.

Ce cas d'application concerne un problème d'optimisation de type 4.A avec seulement deux variables de décision. Ce problème est formulé grâce à la stratégie de réduction de la dimension de l'espace de recherche proposée dans la méthode développée. Cette stratégie consiste à choisir les actionneurs sur la base des résultats des analyses de sensibilité de l'étape N°1 et d'optimiser la qualité des suivis de consigne, indépendamment de la résolution du problème d'optimisation multiobjectif, à l'aide des paramètres des correcteurs PID. La réduction de la dimension de l'espace de recherche permet de résoudre le problème d'optimisation directement avec l'OCS CATHARE2 et un plan d'expériences de type *space filling*.

Le cas d'étude suivant propose une application de la méthode pour laquelle l'étape de vérification à l'issue de l'étape N°3 est négative et requiert de considérer les paramètres des correcteurs PID comme variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif et contraint. La résolution de ce type de problème requiert l'application de l'étape N°4 de la méthode développée pour résoudre le problème d'optimisation.

## V.2 Optimisation multiobjectif d'une séquence de réglage de fréquence

La méthode est maintenant appliquée au transitoire de réglage de fréquence. L'objectif de cette étude est de présenter une illustration de l'étape N°4 de la méthode développée pour un problème de type 4.B. La partie V.2.1 décrit les objectifs de ce transitoire, présente le problème d'optimisation multiobjectif et la séquence retenue pour le résoudre. La section V.2.2 présente l'étape N°3 de la méthode, caractérisée par l'utilisation de l'algorithme d'optimisation EGO. La section V.2.3 présente la résolution du problème d'optimisation multiobjectif en considérant les critères de quantification de la qualité des suivis de consignes comme des contraintes (problème de type 4.B). Une étude comparative de différentes stratégies d'évaluation d'une contrainte associée à un critère de qualité de suivi de consigne IAE, lors du processus de résolution du problème d'optimisation est intégrée dans la section V.2.3.

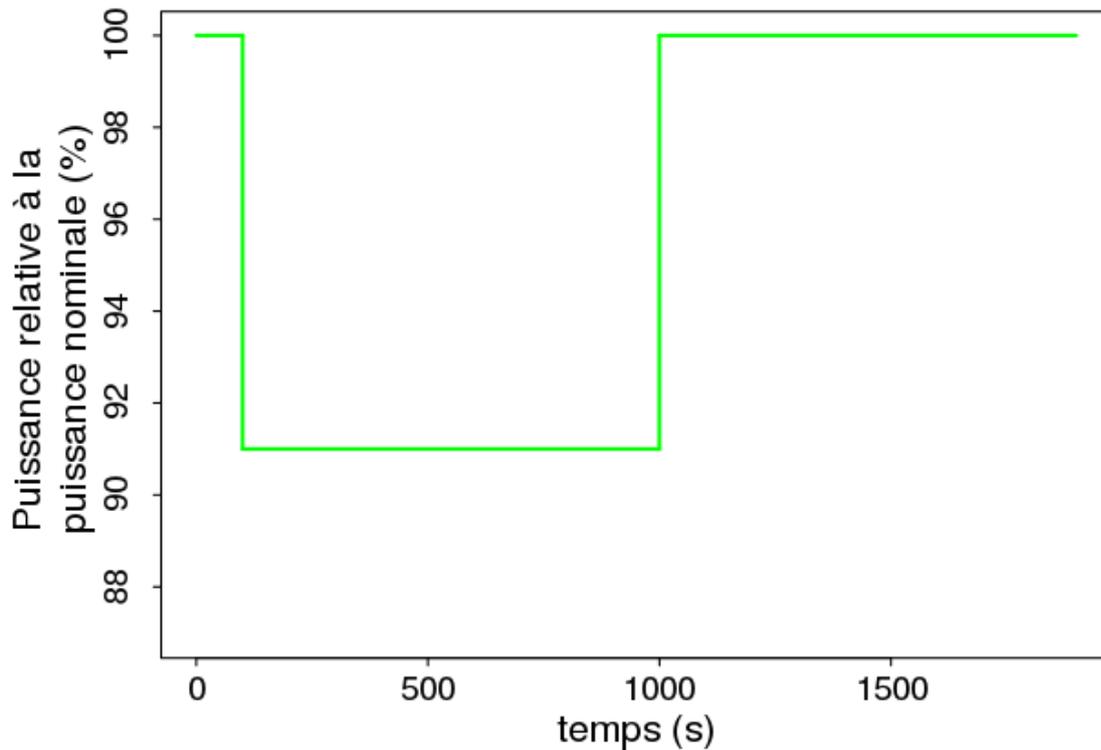
### V.2.1 Présentation de la séquence et définition du problème d'optimisation : étape N°2 de la méthode

Pour un réseau électrique dans lequel plusieurs groupes turbo-alternateurs fournissent simultanément un courant alternatif, les variations de consommation de puissance électrique induisent un changement du couple résistif de chaque alternateur synchrone. D'après l'équation (45) (partie IV.1.2.2), ces variations induisent une modification de la vitesse de rotation des machines tournantes et donc une variation de la fréquence électrique du réseau qui doit rester dans la plage de variation [49,5Hz ; 50,5Hz]. L'arrêté du 23 avril 2008 (article 14) [13] stipule qu'une installation d'une puissance supérieure à 40 MWe doit pouvoir participer au réglage de la fréquence primaire et qu'au-delà de 120 MWe elle doit également participer au réglage de fréquence secondaire (appelée aussi télé-réglage). Un réglage de fréquence primaire permet de revenir rapidement à un équilibre consommation-production, le réglage secondaire résorbe l'écart résiduel de fréquence induit par le réglage primaire et corrige les écarts de bilan de puissance des zones de réglage. La puissance de l'alternateur du réacteur ASTRID est donc régulée et différentes variations de puissance sont requises :

- Pour le réglage de fréquence primaire : +/- 2,5 % de la Puissance nominale ( $P_n$ ) électrique en 30 s (maintien minimum de 15 minutes).
- Pour le réglage de fréquence secondaire : +/- 4,5 % de la puissance nominale électrique (maintien minimum de 15 minutes) avec une pente de 4%  $P_n$ /min.

La demi-bande de réglage secondaire doit s'additionner à celle du réglage primaire pour constituer une réserve totale, à la hausse, d'au moins 7 %  $P_n$ . L'arrêté spécifie une plage de variation plus étendue de +/-9 %  $P_n$  pour le transitoire que nous nommerons simplement « réglage de fréquence » et qui cumule les objectifs des deux types de réglages de fréquence.

Ainsi, le transitoire type consiste pour l'état nominal du réacteur ASTRID d'induire une diminution de la puissance électrique produite de 9% de la puissance nominale électrique, de maintenir cet état pendant 15 minutes, puis d'augmenter la puissance électrique produite de 9% de la puissance nominale électrique et de maintenir cet état pendant 15 minutes. Cette consigne est représentée sur la Figure 50.



**Figure 50. Consigne de puissance électrique en relatif de la puissance électrique nominale, lors du transitoire de réglage de fréquence**

Le problème d'optimisation résolu dans cette section est défini par trois objectifs :

- Minimiser le critère MTG sur la cuve principale au niveau de l'entrée du déversoir (noté « MTG CP ») ;
- Minimiser le critère MTG sur l'ECSG à l'entrée côté gaz (noté « MTG ECSG ») ;
- Maximiser le rendement thermodynamique (noté  $\eta_{30}$ ) du réacteur moyenné sur les 30 minutes du transitoire.

Le problème d'optimisation est associé à une séquence qui requiert trois régulations dont les consignes, les actionneurs et les temps d'application sont résumés dans le Tableau 12. Les actionneurs sont choisis selon les résultats de l'étape N°1.

La régulation de la pression à l'entrée de la turbine par le NSS est proposée pour permettre au réacteur de revenir à son état nominal en seconde partie de transitoire (temps supérieur à 1000 s). Cette régulation implique un correcteur proportionnel qui est considéré comme une variable de décision du problème d'optimisation. De même, le débit maximal d'injection de gaz par le NSS sera considéré comme une variable de décision.

La régulation de la puissance électrique produite à l'alternateur répond aux exigences du transitoire de réglage présentées ci-dessus. A savoir, une consigne de régulation de 91 % de la puissance nominale électrique produite à l'alternateur pour les 15 premières minutes du transitoire (période comprise entre 100 s et 1000 s, appelée phase 1 du transitoire), puis un retour à 100 % de la puissance nominale électrique produite à l'alternateur pour les 15 dernières minutes du transitoire (période comprise entre 1000 s et 1900 s, appelée phase 2 du

transitoire).

La régulation de la température du sodium à la sortie des ECSG permet d'optimiser simultanément les critères MTG et le rendement thermodynamique du réacteur  $\eta_{30}$ . Les deux phases du transitoire sont définies par deux consignes de température constantes et différentes entre elles. Les deux plages de variation de ces consignes sont centrées autour de la température nominale du sodium de 345 °C.

La résolution du problème est portée par quatre variables de décision :

- Une première consigne de température du sodium froid dans les boucles secondaires entre 100 s et 1000 s, notée  $T_{Na1}$  ;
- Une seconde consigne de température du sodium froid dans les boucles secondaires entre 1000 s et 1900 s, notée  $T_{Na2}$  ;
- Le gain du correcteur proportionnel associé à la régulation de la pression à l'entrée de la turbine ;
- Le débit maximal d'injection de gaz du NSS.

Temps d'application	Variable régulée	Actionneur	Consigne
t=100s	Puissance produite à l'alternateur (MW)	By-pass 1	91% Pn
t=1000s	Puissance produite à l'alternateur (MW)	By-pass 1	100% Pn
t=100s	Température du sodium à la sortie des ECSG (°C)	By-pass ECSG et by-pass récupérateur	$T_{Na1} \in [325 \text{ °C} ; 365 \text{ °C}]$
t=1000s	Température du sodium à la sortie des ECSG (°C)	By-pass ECSG et by-pass récupérateur	$T_{Na2} \in [335 \text{ °C} ; 355 \text{ °C}]$
t=1000s	Pression à l'entrée de la turbine (bar)	NSS	180 bar

**Tableau 12. Régulations associées au transitoire de réglage de fréquence**

Les régulations de la température du sodium à la sortie des ECSG et de la puissance électrique produite à l'alternateur sont quant à elles contrôlées par des correcteurs PID. Les paramètres de ces correcteurs sont traités selon l'étape N°3 de la méthode proposée dans ce document (cf. Figure 27). L'application de cette étape est présentée dans la section suivante.

### V.2.2 Paramétrage des correcteurs PID : étape N°3

Les paramètres des correcteurs PID contrôlant les vannes du by-pass 1, du by-pass ECSG et du by-pass récupérateur issus de l'application de l'étape N°3 de la méthode sont synthétisés dans le Tableau 13. Les étapes N°3.1 et N°3.2 pour les correcteurs PID associés aux vannes du by-pass 1

et du by-pass ECSG sont détaillées en Annexe F.

L'obtention du paramétrage du correcteur PID utilisé pour contrôler la température du sodium à la sortie des ECSG est détaillée dans cette section. Un échelon d'ouverture forcée d'une amplitude de 10 % de l'ouverture totale de la vanne du by-pass récupérateur (courbe verte de la Figure 51) est réalisé pour identifier la réponse dynamique de la température du sodium à la sortie des ECSG (courbe rouge de la Figure 51) selon la méthode de Broïda (initialisation du paramétrage selon l'étape 3.1).

By-pass	$K_p$	$\tau_i$	$\tau_d$
1	$-3,3 \cdot 10^{-9} \text{ W}^{-1}$	1,2 s	0,18 s
ECSG	$0,4 \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$	1,5 s	$5,8 \cdot 10^{-3} \text{ s}$
Récupérateur HP	$-0,02 \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$	14,3 s	4,0 s

Tableau 13. Paramètres issus de l'étape N°3

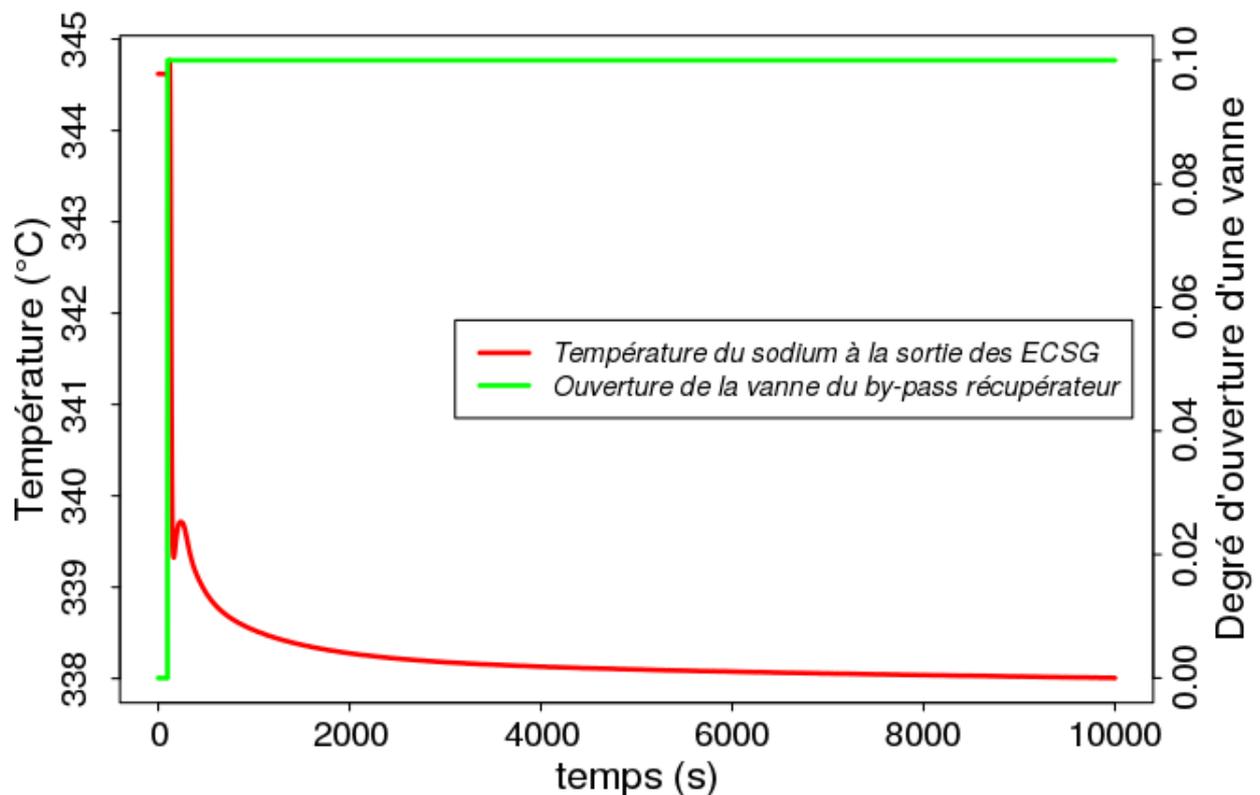


Figure 51. Courbe de réaction de la température du sodium à la sortie des ECSG en fonction de l'utilisation forcée de la vanne localisée sur la ligne de by-pass récupérateur

L'identification et l'application des relations de Cohen et Coon conduisent au paramétrage du correcteur  $\text{PID}_{\text{CC}}$  présenté dans le Tableau 14. La régulation de la température du sodium à la sortie des ECSG, à l'aide du correcteur  $\text{PID}_{\text{CC}}$ , pour une consigne de  $325 \text{ } ^\circ\text{C}$ , à partir du temps  $t=100 \text{ s}$ , conduit au comportement représenté par la courbe rouge de la Figure 52. Le critère de qualité de suivi de consigne IAE prend une valeur de  $1098 \text{ } ^\circ\text{C} \cdot \text{s}$ .

Un plan de 100 expériences de type LHS et à minimisation de discrédance (type PE2, étape 3.2, cf. Figure 27) est construit autour de  $PID_{CC}$ . L'individu de plus faible IAE du plan PE2 est noté  $PID_{RS}$  (pour *random search*) et présenté dans le Tableau 14. Une régulation pour une consigne de 325 °C avec le correcteur  $PID_{RS}$ , à partir du temps  $t=100$  s, conduit au comportement représenté par la courbe verte de la Figure 52 et est caractérisée par un critère IAE égal à 775 °C.s.

Ce dernier niveau de qualité est jugé insuffisant, l'étape de vérification N°1 de la méthode est donc invalidée. Pour définir un paramétrage du correcteur plus efficace, le plan PE2 est considéré comme une base d'apprentissage pour un processus gaussien reproduisant le critère IAE en fonction du paramétrage du correcteur PID. La moyenne conditionnée et la fonction de covariance conditionnée de ce processus gaussien sont utilisées via un algorithme EGO (cf. section II.4.5) pour rechercher le minimum du critère IAE. A l'aide de 50 itérations l'algorithme EGO permet de définir le correcteur  $PID_{EGO}$ , dont les capacités sont améliorées en comparaison aux correcteurs  $PID_{CC}$  et  $PID_{RS}$ , avec un IAE de 695 °C.s. Une régulation pour une consigne de 325 °C avec le correcteur  $PID_{EGO}$ , à partir du temps  $t=100$  s, conduit au comportement représenté par la courbe bleue de la Figure 52.

	$K_p$ (°C-1)	$\tau_i$ (s)	$\tau_d$ (s)	IAE (°C.s)
$PID_{CC}$ (étape 3.1)	-1,8.10-2	30,3	5,2	1098
$PID_{RS}$ (étape 3.2)	-2,5. 10-2	16,2	0,1	775
$PID_{EGO}$ (étape 3.3)	-0,02	14,3	4,0	695

**Tableau 14. Paramètres des correcteurs PID issus des différentes étapes de la méthode, pour la régulation de la température du sodium à la sortie des ECSG à l'aide de la vanne de by-pass récupérateur**

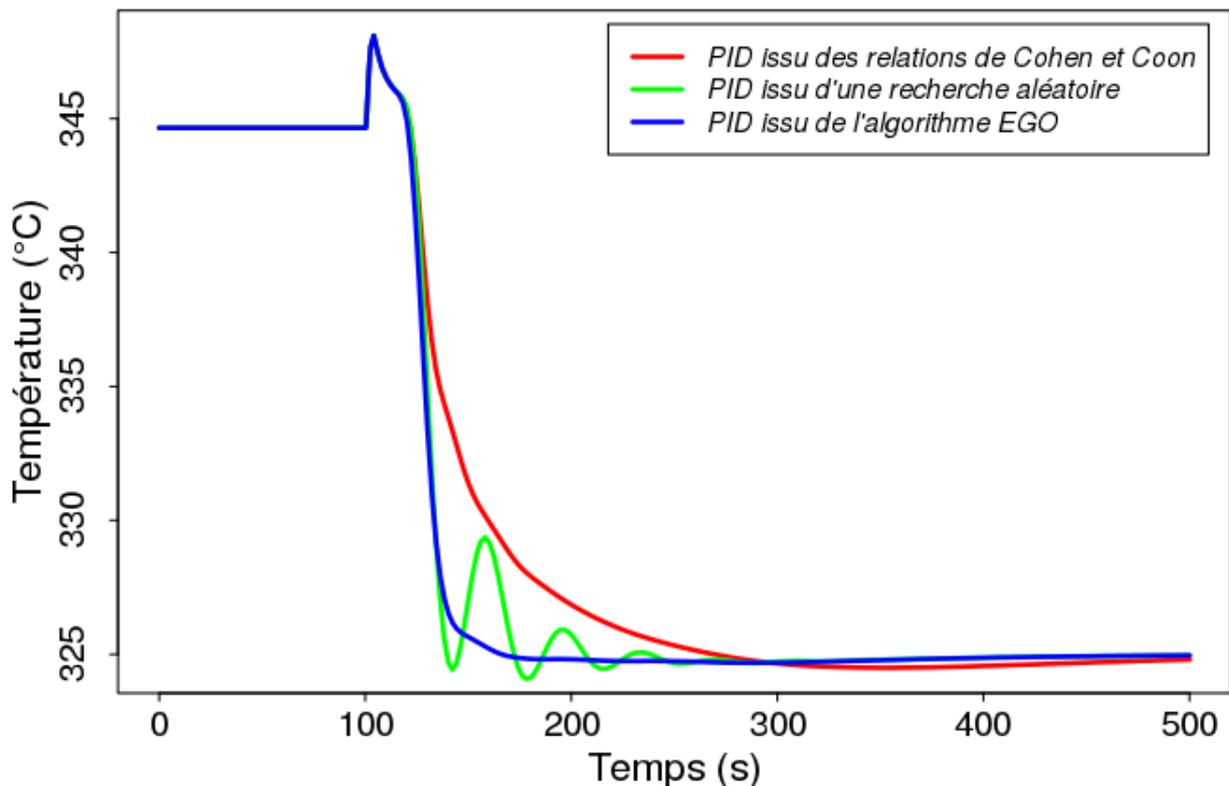


Figure 52. Comportement de la régulation de la température du sodium à la sortie des ECSG, pour une consigne de 325 °C, à partir du temps  $t = 100$  s, à l'aide de la vanne du by-pass récupérateur pour différents paramètres de correcteurs PID

A l'issue de l'étape N°3 de la méthode, les trois correcteurs PID impliqués dans la conduite du réacteur sont paramétrés. L'étape de vérification N°2 n'a pas pu être réalisée lors de ces travaux. L'intégration des paramètres des correcteurs PID aux variables de décision et l'intégration des critères de qualité de suivi de consigne aux contraintes du problème d'optimisation multiobjectif et contraint sont réalisées pour définir un problème de type 4.B. La section suivante présente la résolution de ce problème et les étapes de développement de la méthode.

## V.2.3 Résolution du problème d'optimisation : étape N°4

### V.2.3.1 Présentation du plan d'expérience PE4 : étape 4.1

Nous considérons dans cette étude que la vérification N°2 est négative, c'est-à-dire que la qualité des suivis de consigne n'est pas conservée pour des consignes de régulation différentes de celles utilisées lors de l'étape N°3. De ce fait, les paramètres des correcteurs PID sont considérés comme des variables de décision du problème d'optimisation multiobjectif et les critères IAE sont intégrés aux contraintes du problème d'optimisation multiobjectif. Dans un objectif de simplification du problème, seule une contrainte sur l'IAE de la régulation de la puissance de l'alternateur est considérée. Le problème d'optimisation est donc redéfini de la manière suivante et est nommé  $Pb_{4B}$  :

- Sept variables de décision :
  - Les trois paramètres du correcteur PID associé à la régulation de la puissance de

l'alternateur, notés :  $K_{pBP1}$ ,  $\tau_{iBP1}$  et  $\tau_{dBP1}$  ;

- Une première consigne de température du sodium froid dans les boucles secondaires entre 100 s et 1000 s, notée  $T_{Na1}$  ;
  - Une seconde consigne de température du sodium froid dans les boucles secondaires entre 1000 s et 1900 s, notée  $T_{Na2}$  ;
  - Le paramétrage du correcteur proportionnel associé à la régulation de la pression à l'entrée de la turbine par le NSS, noté  $K_{pNSS}$  ;
  - Le débit maximal d'insertion de gaz par le NSS, noté  $Q_{maxNSS}$  .
- Trois objectifs d'optimisation :
- Minimiser le critère MTG sur la cuve principale au niveau de l'entrée du déversoir (noté « MTG CP ») ;
  - Minimiser le critère MTG sur l'ECSG à l'entrée côté gaz (noté « MTG ECSG ») ;
  - Maximiser le rendement thermodynamique (noté  $\eta_{30}$ ) du réacteur moyenné sur les 30 minutes du transitoire.
- Deux contraintes :
- Conserver une valeur du critère IAE inférieure à une valeur seuil, notée  $IAE_{C1}$ , sur les 15 premières minutes du transitoire, ce critère sera noté IAE1 dans la suite du document ;
  - Conserver une valeur du critère IAE inférieure à à une valeur seuil, notée  $IAE_{C2}$ , sur les 15 dernières minutes du transitoire, ce critère sera noté IAE2 dans la suite du document.

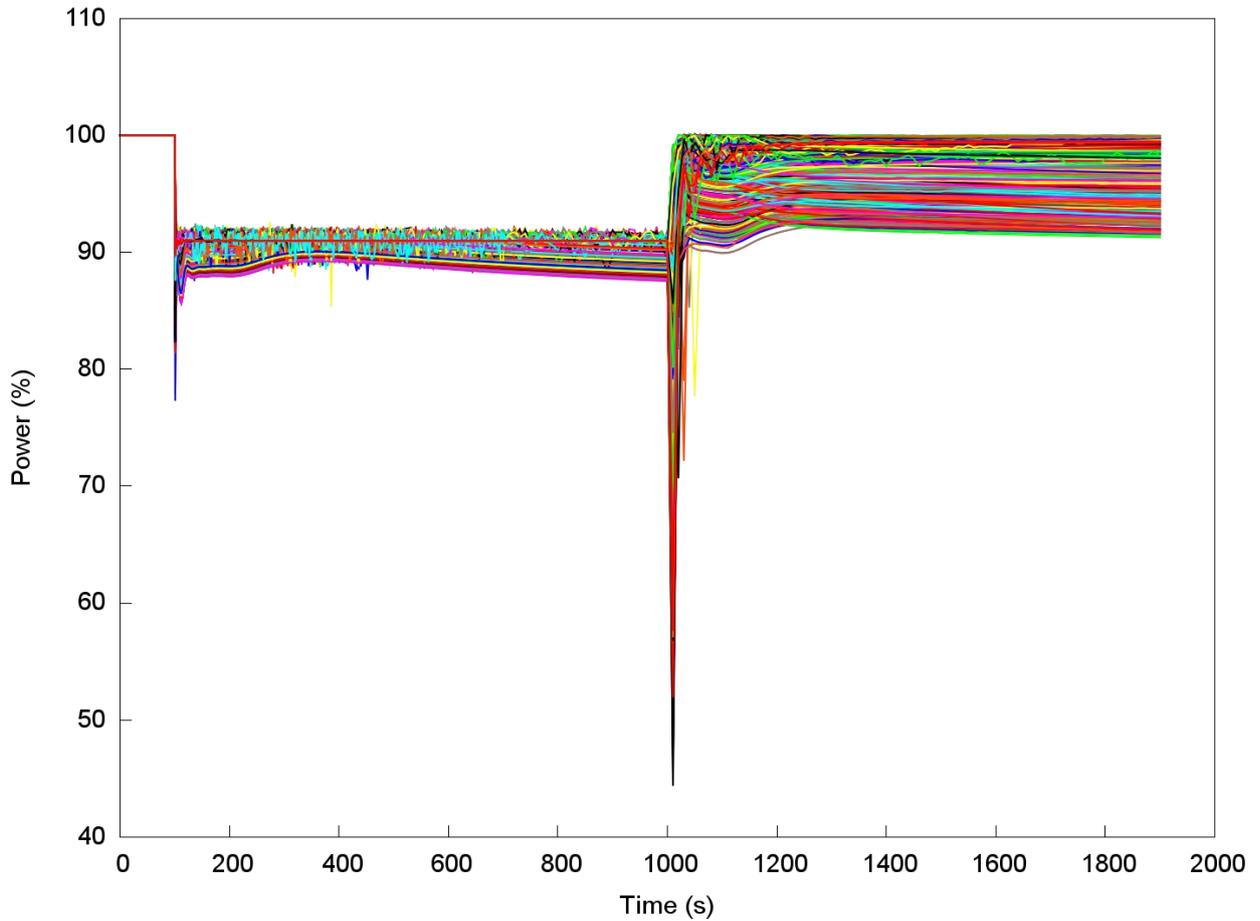
Pour résoudre ce problème d'optimisation multiobjectif et contraint un plan de 1000 expériences de type PE4 est construit et constitue l'étape 4.1 (cf. Figure 27). Les bornes associées à ce plan d'expériences sont présentées dans le tableau ci-dessous.

	Borne minimale	Borne maximale
$K_{p_{BP1}}$ ( $W^{-1}$ )	$-1,2 \cdot 10^{-8}$	$-8,8 \cdot 10^{-10}$
$\tau_{i_{BP1}}$ (s)	0,05	21
$\tau_{d_{BP1}}$ (s)	0,02	1,8
$T_{Na1}$ ( $^{\circ}C$ )	325	365
$T_{Na2}$ ( $^{\circ}C$ )	335	355
$K_{p_{NSS}}$ ( $kg \cdot s^{-1} \cdot Pa^{-1}$ )	10	1000
$Q_{max_{NSS}}$ (kg/s)	10	700

Tableau 15. Bornes du plan d'expériences PE4 pour le transitoire de réglage de fréquence (étape 4.1, cf. Figure 27)

### V.2.3.2 Définition des valeurs de contrainte $IAE_{C1}$ et $IAE_{C2}$

Le plan d'expériences requiert 57 heures de calcul pour une machine à 8 processeurs de 3,5GHz. Sur les 1000 individus, 757 convergent pour atteindre le temps final de simulation égal à 1900 s. La Figure 53 illustre les différents comportements de la puissance électrique pour les 757 individus convergés constitutifs de plan d'expériences PE4.



**Figure 53. Superposition des 757 variations de puissance électrique obtenues lors du plan PE4**

Une première analyse du plan d'expériences montre que le troisième quartile de la répartition des valeurs prises par le critère IAE1 est égale à 29,1 s, or des comportements caractérisés par un IAE1 inférieur à 40 s correspondent à de bons suivis de consigne pour lesquels de légères oscillations peuvent apparaître comme l'atteste la Figure 54 avec un IAE1 égal à 38,5 s. La répartition des valeurs prises par le critère IAE1 est proposée dans la Figure 55.

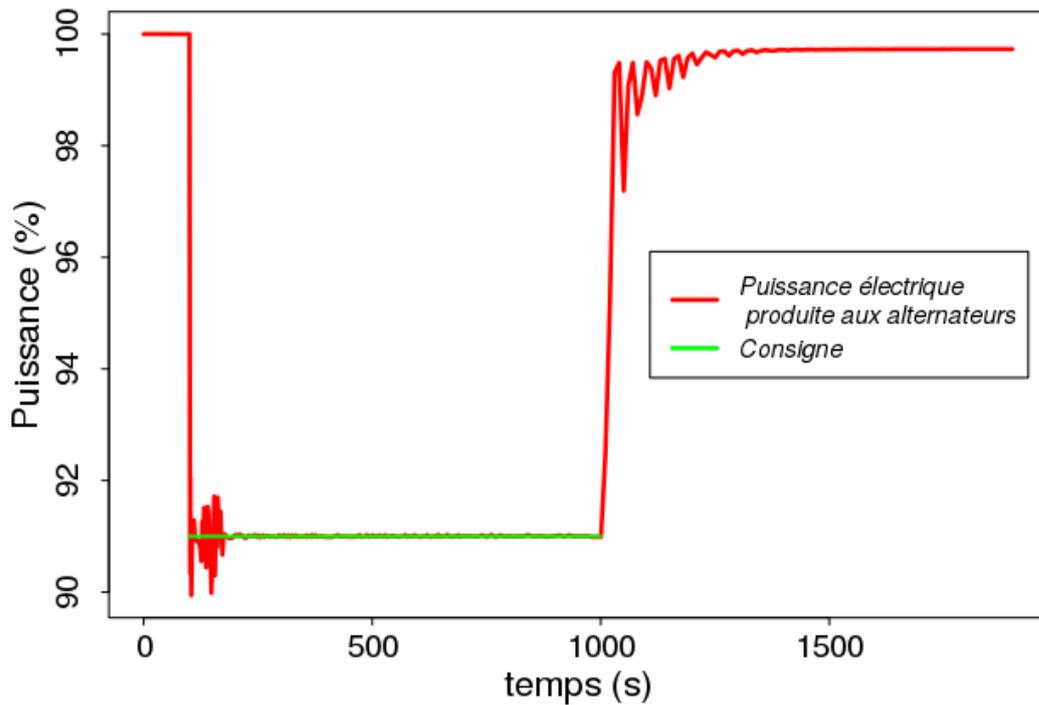


Figure 54. Exemple de suivi de consigne pour un critère  $IAE1 = 38,5$  s

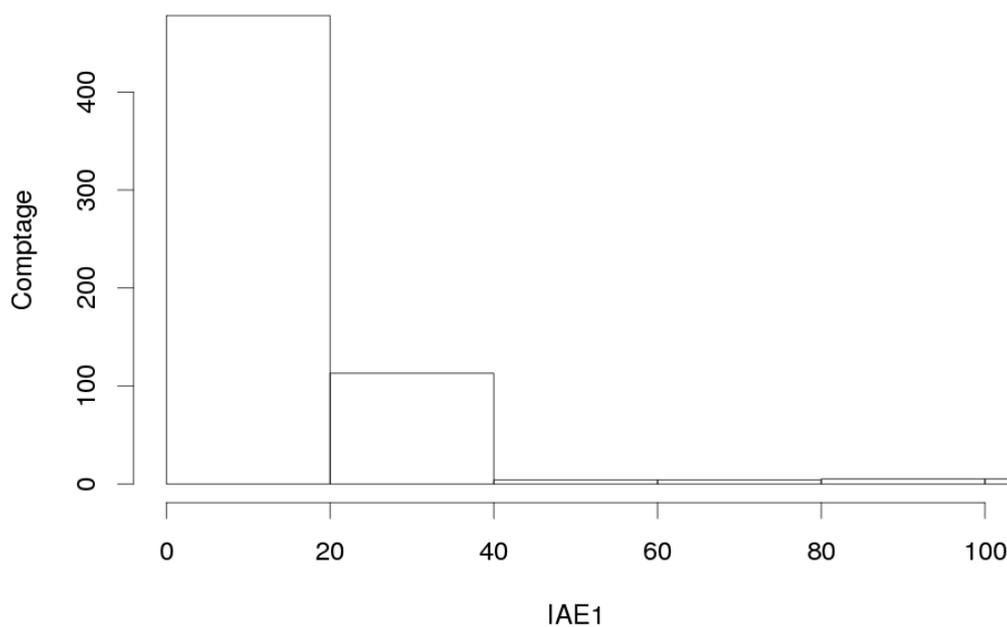


Figure 55. Histogramme de la répartition des valeurs prises par le critère  $IAE1$  zoomé sur des valeurs comprises entre 0 et 100 SI

L'intérêt de définir une contrainte sur le critère  $IAE1$  est d'éviter les comportements fortement oscillants comme cela est observé sur la Figure 56, ou des comportements pour lesquels la consigne n'est pas atteinte ou maintenue, du fait des valeurs prises par les variables de décision autres que les paramètres du correcteur PID (cf. Figure 57).

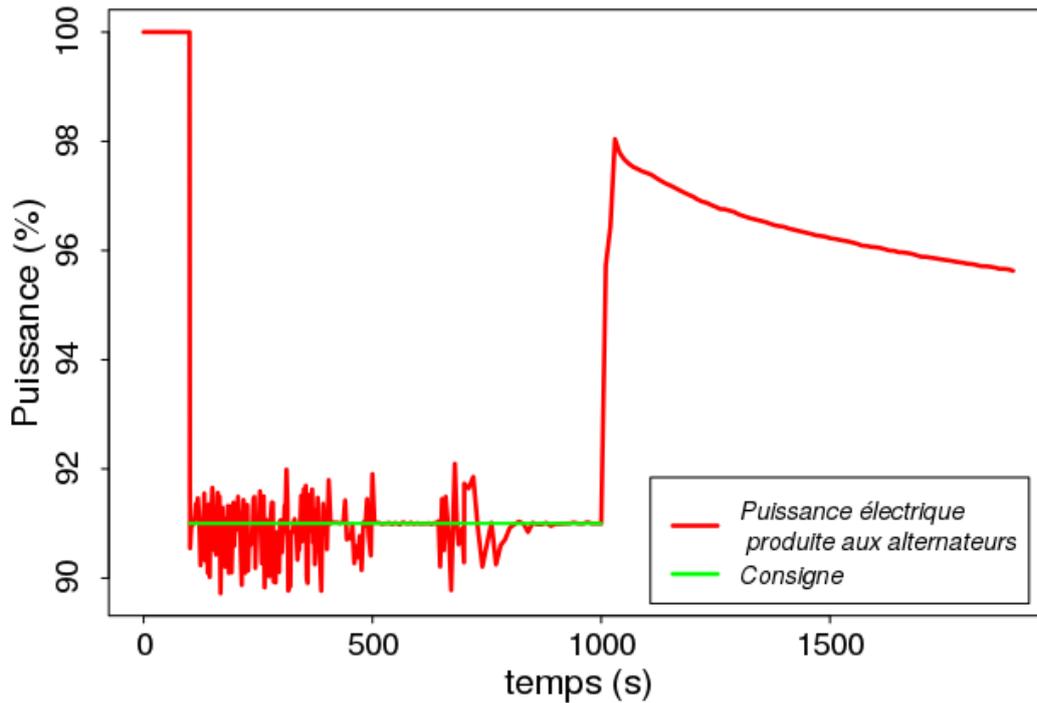


Figure 56. Exemple de suivi de consigne pour un critère  $IAE1 = 686$  s, caractère oscillatoire entre 100 s et 1000 s

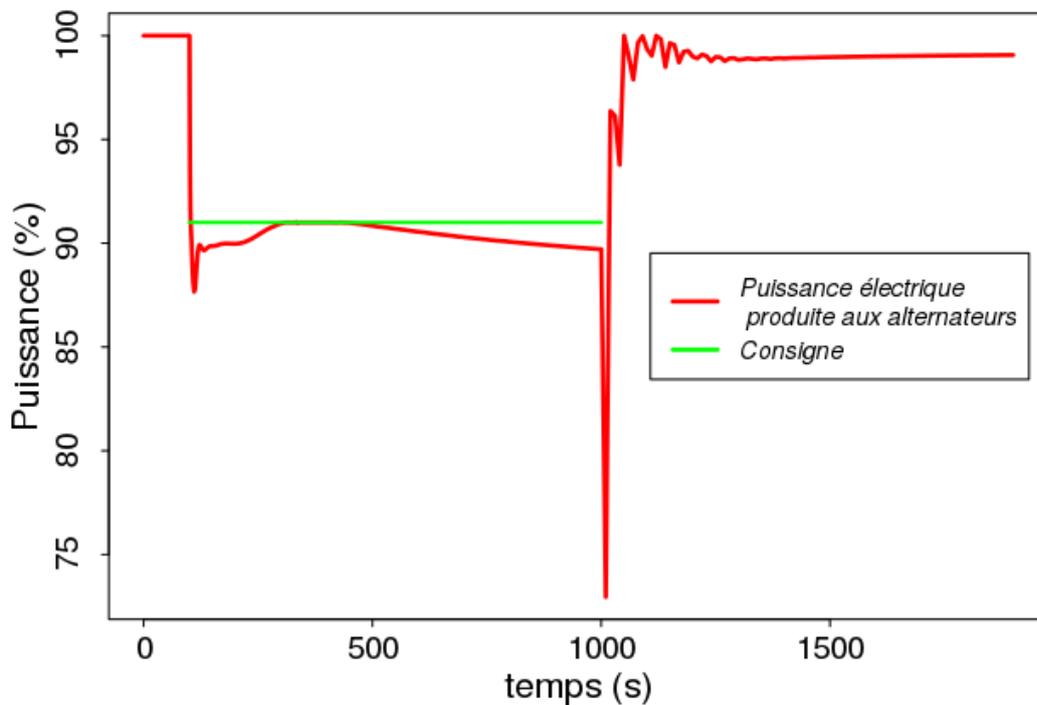


Figure 57. Exemple de suivi de consigne pour un critère  $IAE1 = 233$  s ; consigne non atteinte entre 100 s et 1000 s

La valeur seuil  $IAE_{C1}$  associée au critère  $IAE1$  est arbitrairement fixée à 40 s pour l'étude d'optimisation.

Concernant le critère IAE2, la répartition des valeurs est plus homogène. Les valeurs sont comprises entre 132 s et 7590 s, avec une valeur médiane à 1425 s (cf. Figure 58). L'objectif de l'étude de réglage de fréquence est de définir une conduite qui permet au réacteur de revenir à son état nominal à la fin du transitoire. Le critère IAE2 quantifie à la fois ce retour et la qualité du suivi de consigne sur les dernières 15 minutes. On peut alors observer que pour des valeurs inférieures à 350 s, le réacteur possède un bon comportement en termes de régulation et une puissance finale considérée au temps  $t = 1900$  s supérieure à 99,5 % Pn (cf. Figure 59 et exemple de comportement dans la Figure 60).

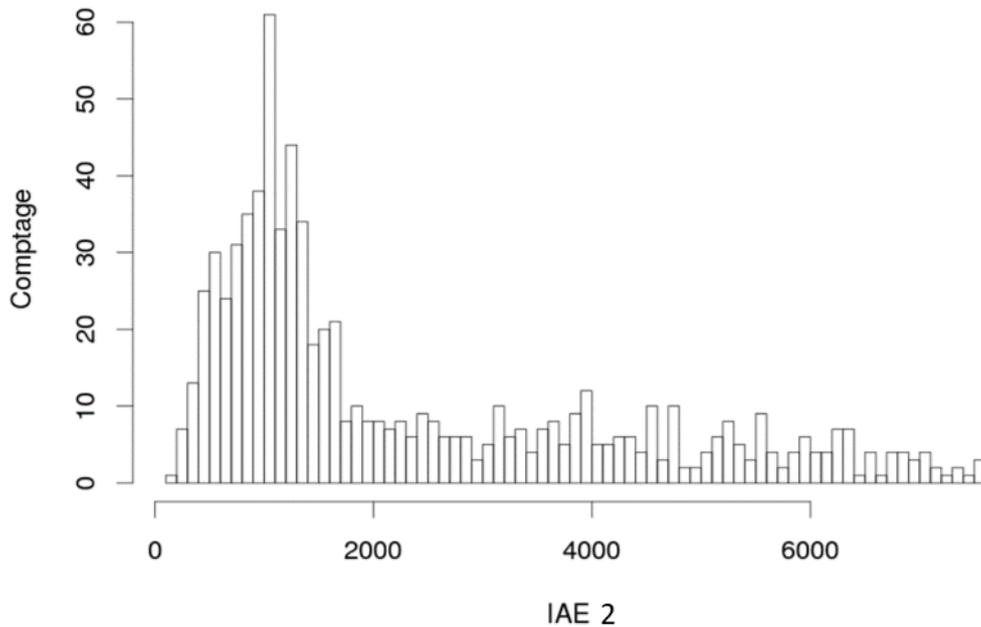


Figure 58. Histogramme de la répartition des valeurs prises par le critère IAE2

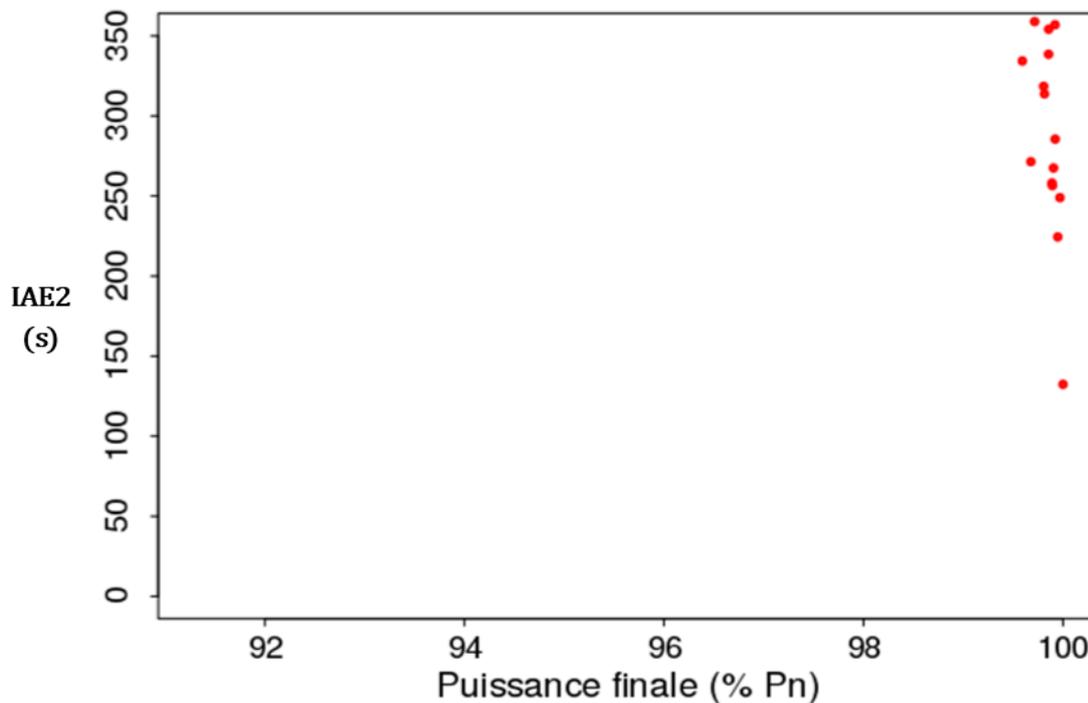


Figure 59. Tracé des valeurs IAE2 du plan d'expériences PE4 comprises entre 0 et 350 s en fonction des puissances électriques finales produites à l'alternateur

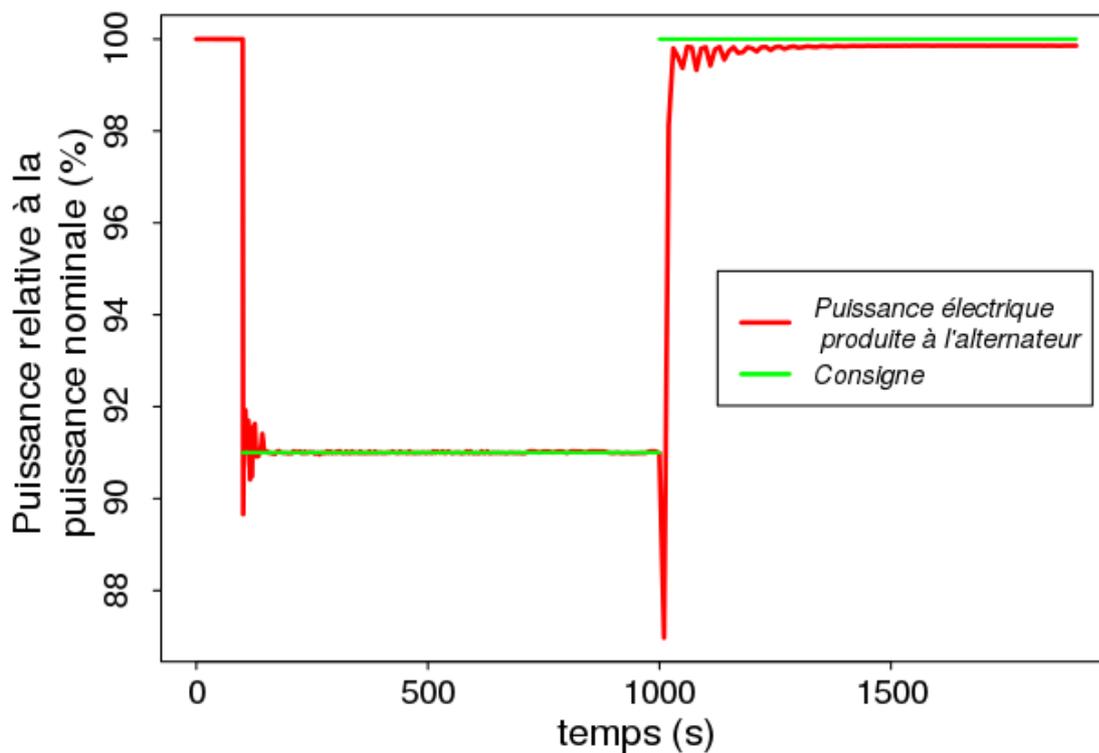


Figure 60. Exemple de suivi de consigne pour un critère IAE2 = 354 s

Une fois que le critère IAE2 dépasse le seuil de 350 s, on observe des suivis de consigne de mauvaise qualité induits soit par des comportements oscillatoires, soit par des écarts à la

consigne qui empêchent le réacteur de revenir à son état nominal (exemple de comportement dans la Figure 61).

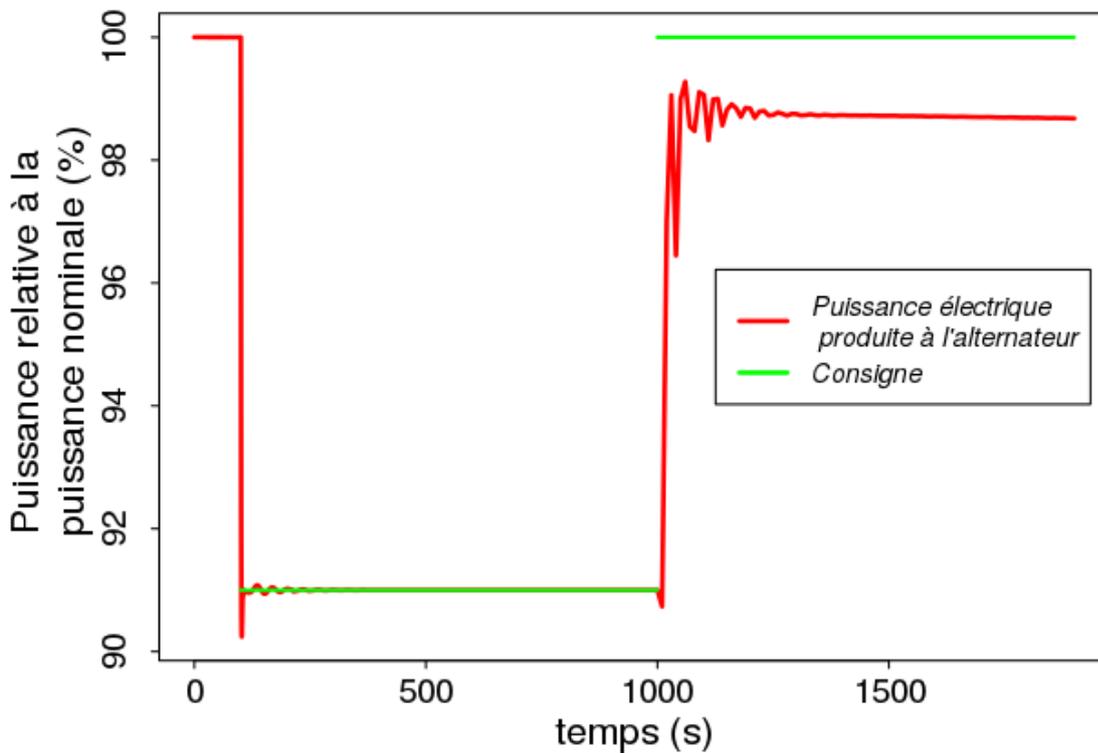


Figure 61. Exemple de suivi de consigne pour un critère  $IAE_2 = 1278$  s

La valeur seuil  $IAE_{C2}$  de 350 s est donc retenue comme contrainte à ne pas dépasser dans l'étude d'optimisation.

### V.2.3.3 Résolution du problème d'optimisation à l'aide du plan d'expériences CATHARE2

Une première analyse du plan d'expériences consiste à vérifier que les objectifs décrivant les chargements thermiques évoluent de manière conflictuelle avec l'objectif de rendement  $\eta_{30}$  moyenné sur l'ensemble du transitoire. Chaque expérience du plan PE4 peut être classée selon la notion de domination de Pareto. Ainsi, 67 expériences sont optimales au sens Pareto du terme parmi les 757 qui constituent le plan d'expériences PE4. Ces expériences sont sélectionnées sans prendre en compte les deux contraintes à vérifier. La Figure 62 illustre les différentes projections du front de Pareto. Il apparaît alors clairement que les chargements thermiques et le rendement moyenné  $\eta_{30}$  sur l'ensemble du transitoire évoluent de manière conflictuelle.

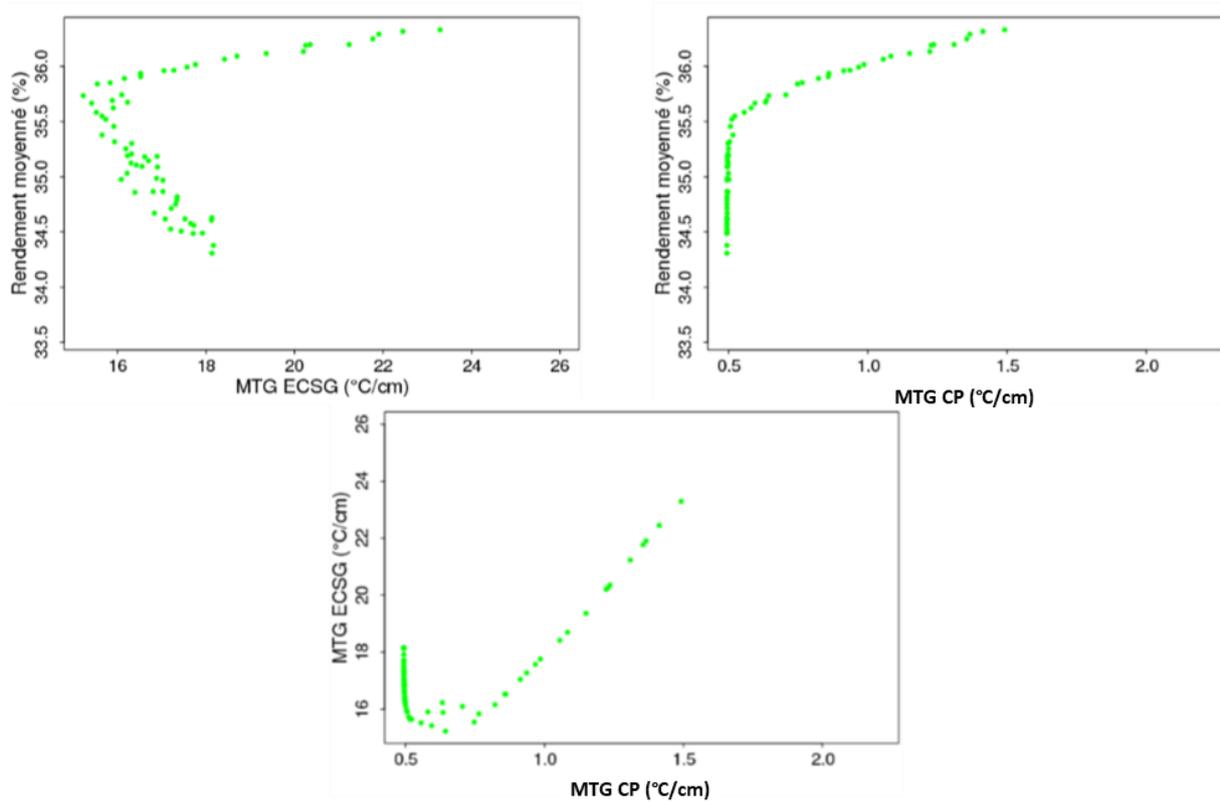


Figure 62. Projection du front de Pareto CATHARE2 sans vérification des deux contraintes

Après considération des deux seuils associées aux contraintes IAE1 et IAE2 du problème d'optimisation, il apparaît que seules 8 expériences parmi les 67 constitutives du précédent front de Pareto les vérifient. Il est donc proposé d'utiliser la méthode mise en place pour accroître le nombre de points constitutifs du front de Pareto.

### V.2.3.4 Résolution du problème d'optimisation avec la méthode

#### V.2.3.4.1 Construction des modèles de substitution de type moyenne de processus gaussien conditionné (étape 4.2)

Le plan PE4 fournit les bases d'apprentissage à cinq modèles de substitution pour reproduire les trois objectifs et les deux contraintes du problème d'optimisation. Ces modèles de substitution sont les moyennes des processus gaussiens paramétrés et conditionnés par les points des bases d'apprentissage (étape 4.2 de la méthode développée). L'annexe H présente pour les trois métamodèles associés aux objectifs, leur graphique de prédiction, le graphique des résidus en valeur relative aux valeurs observées en fonction des valeurs observées et la valeur de leur coefficient de prédictivité. L'ensemble des prédictions pour validation des métamodèles sont faites par *leave-one-out*. Pour ces trois objectifs, les performances de prédiction des métamodèles sont élevées (cf. annexe H, les coefficients de prédictivité sont supérieurs à 0,99 pour les trois objectifs).

La qualité d'un métamodèle associé à une contrainte du problème d'optimisation (critères IAE1 et IAE2) est jugée par sa capacité à prédire efficacement le respect ou le non-respect de cette contrainte. Cette capacité est quantifiée par le « taux de bon classement ». Cet indicateur est le rapport du nombre d'expériences pour lesquelles les valeurs prédites par le métamodèle et les

valeurs observées sont simultanément supérieures ou inférieures au seuil associé à la contrainte, sur le nombre total d'expériences d'une base de test. Cette propriété est différente de la capacité d'un métamodèle à prédire précisément la valeur de la variable reproduite. La Figure 63 présente le graphique de prédiction du métamodèle reproduisant le critère IAE2 construit par *leave-one-out* sur la base d'apprentissage (plan PE4). Il est également tracé sur ce graphique le seuil de contrainte  $IAE_{C2} = 350$  s, à la fois sur l'axe des valeurs prédites et sur l'axe des valeurs observées. Ces deux tracés divisent le graphique de prédiction en quatre quadrants numérotés de 1 à 4 selon la convention de la Figure 63.

- Quadrant 1 : La valeur IAE2 observée vérifie la contrainte et son métamodèle (moyenne du processus gaussien conditionné) prédit cette vérification, (i.e.  $IAE2_{observée} < 350$  s et  $IAE2_{prédit} < 350$  s) ;
- Quadrant 2 : La valeur IAE2 observée vérifie la contrainte (i.e.  $IAE2 < 350$  s) et son métamodèle (moyenne du processus gaussien conditionné) ne prédit pas cette vérification, (i.e.  $IAE2_{observée} < 350$  s et  $IAE2_{prédit} > 350$  s) ;
- Quadrant 3 : La valeur IAE2 observée ne vérifie pas la contrainte (i.e.  $IAE2 > 350$  s) et son métamodèle (moyenne du processus gaussien conditionné) prédit ce fait (i.e.  $IAE2_{observée} > 350$  s et  $IAE2_{prédit} > 350$  s) ;
- Quadrant 4 : La valeur IAE2 observée ne vérifie pas la contrainte (i.e.  $IAE2 > 350$  s) et son métamodèle (moyenne du processus gaussien conditionné) ne prédit pas ce fait (i.e.  $IAE2_{observée} > 350$  s et  $IAE2_{prédit} < 350$  s).

Le numérateur du taux de bon classement est la somme des expériences contenues dans les quadrants 1 et 3. Le taux de bon classement évalue si le métamodèle de la variable IAE surestime (quadrant 2) et s'il sous-estime (quadrant 4) la variable au point de ne plus prédire correctement le respect ou le non-respect de la contrainte. C'est deux situations doivent être les moins fréquentes possible pour éviter que l'algorithme génétique retienne des solutions qui ne respectent en réalité pas la contrainte (quadrant 4) ou qu'il rejette des solutions du front de Pareto qui respectent en réalité la contrainte (quadrant 2). Afin d'éprouver ces deux situations, il est important que la base de test (ici la base d'apprentissage manipulée par *leave-one-out*) contienne des proportions de points équivalentes de part et d'autre de la valeur seuil.

Dans le cas du critère IAE2, le taux de bon classement est très proche de 1 (cf. Figure 63), son coefficient de prédictivité est également proche de 1 et son comportement de prédicteur est de bonne qualité comme l'atteste la Figure 63. Cependant, le nombre d'expériences présentes dans le quadrant 1 et 2 n'est que de 12. La base d'apprentissage possède donc peu d'éléments (1,6 % des éléments de la base d'apprentissage) qui vérifient la contrainte. La capacité du métamodèle à prédire correctement le respect de la contrainte ne peut donc pas être évaluée efficacement.

La base de test construite par *leave-one-out* présente également peu d'expériences dans les quadrants 1 et 4, or l'algorithme génétique interrogera le métamodèle dans l'objectif d'être dans cette zone de l'espace des solutions. Ce constat signifie que le métamodèle sera utilisé dans des zones de l'espace de recherche (espace des entrées du métamodèle) pour lesquelles ses capacités à prédire le respect ou le non-respect de la contrainte sont mal connues. Une étape de vérification devra donc être conduite à l'issue du processus d'optimisation (étape 4.3, cf. Figure 27) en calculant le taux de bon classement du métamodèle pour les expériences constitutives du

front de Pareto.

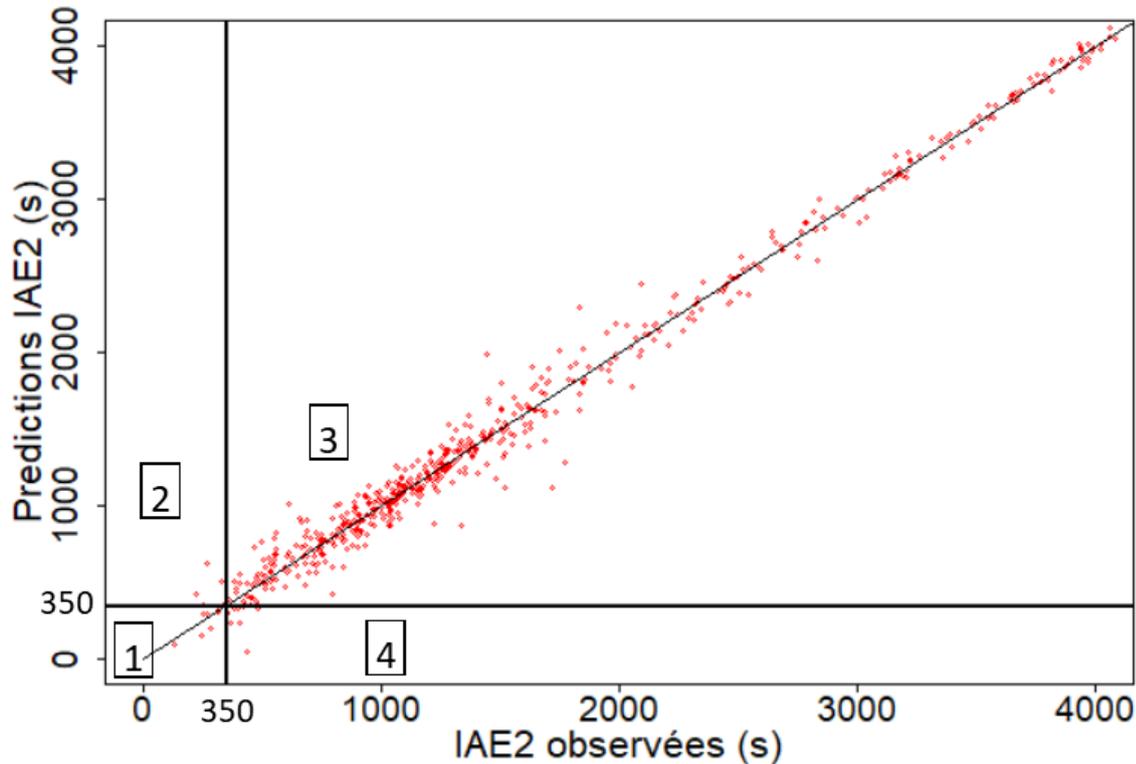
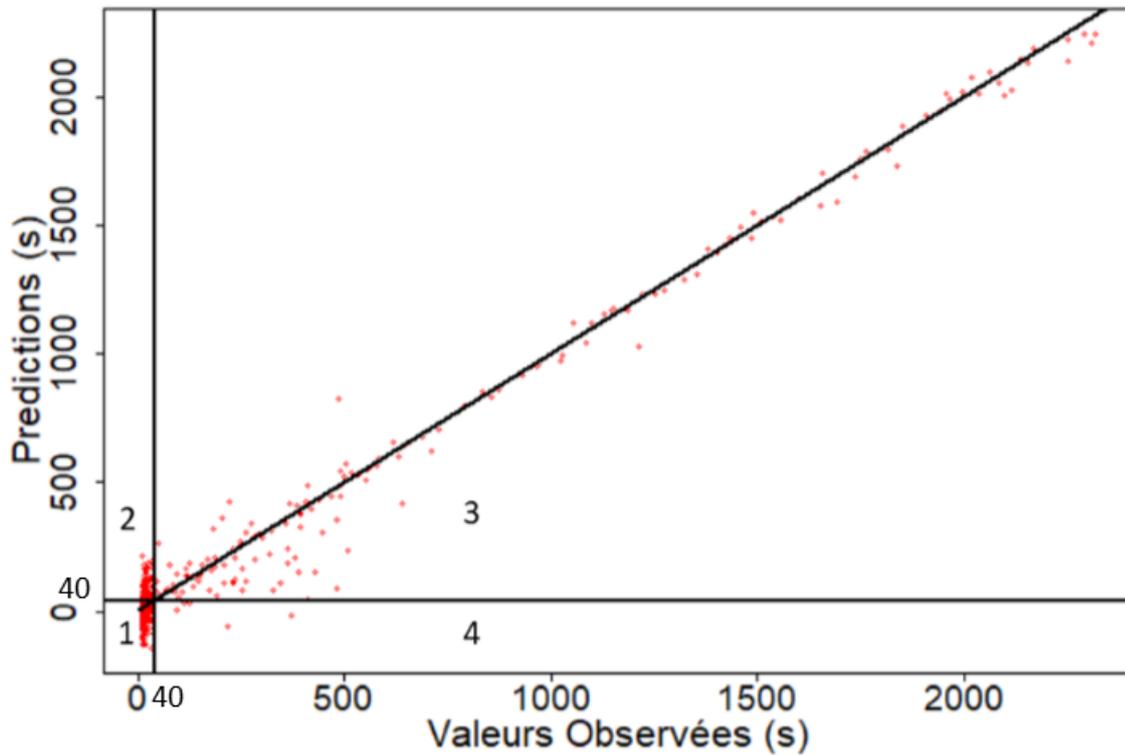


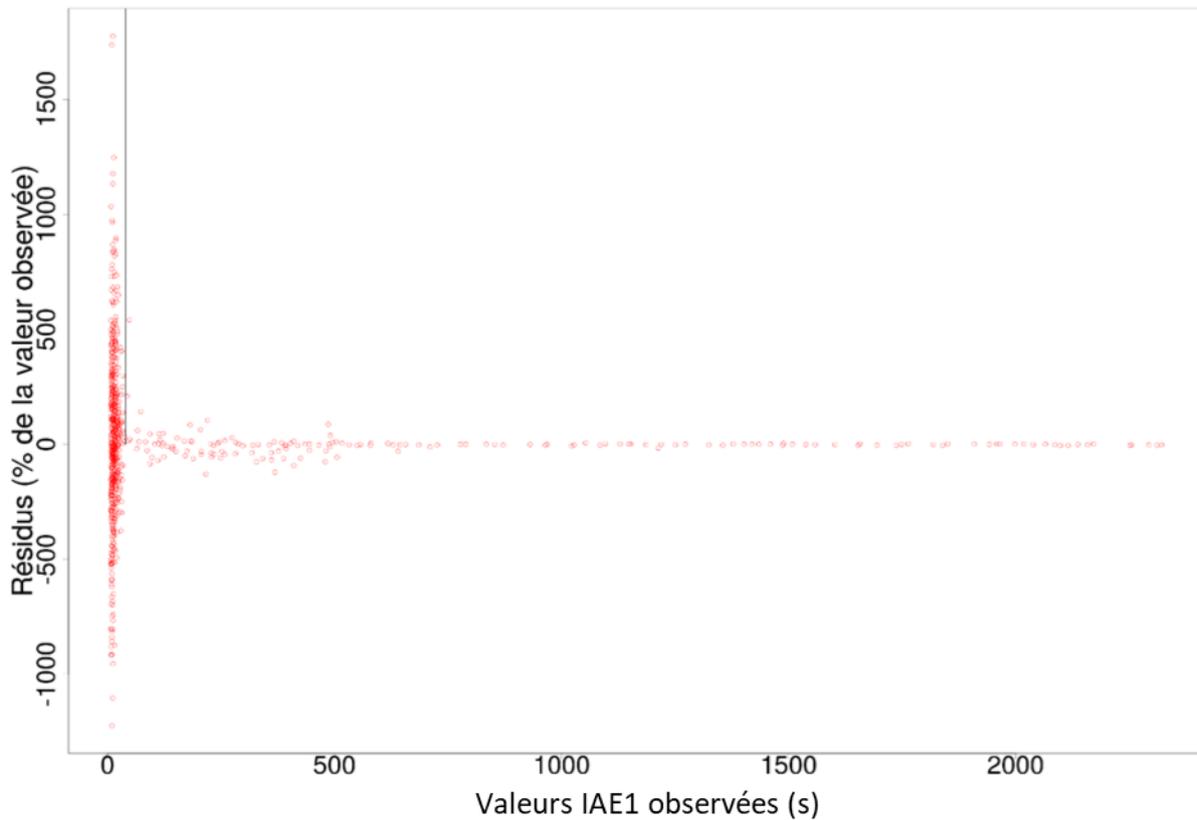
Figure 63. IAE2 prédits par le métamodèle (moyenne du processus gaussien conditionné) en fonction des IAE2 observés

La base d'apprentissage associée au critère IAE1 présente quant à elle 88,1 % des expériences qui vérifient la contrainte (cf. Figure 64). Le taux de bon classement du métamodèle du critère IA1 pour prédire le respect ou le non-respect de la contrainte est de 0,75. Le caractère sous-estimateur du métamodèle qui induirait une mauvaise prédiction du non-respect de la contrainte est très peu marqué (5 expériences dans le quadrant 4). Le caractère sur-estimateur du métamodèle qui induit une mauvaise prédiction du respect de la contrainte (expériences présentes dans la quadrant 2) est relativement marqué. Une tentative d'amélioration de ce comportement est proposée par l'utilisation d'un métamodèle de type fonctionnel basé sur une analyse en composante principale (cf. section II.2.2) en remplacement de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant la variable IAE1. Les résultats associés à ce métamodèle sont présentés dans la section suivante.



**Figure 64. IAE1 prédits par le métamodèle (moyenne du processus gaussien conditionné) en fonction des IAE1 observés**

Il est également intéressant de remarquer la mauvaise qualité de prédiction de la moyenne du processus gaussien conditionné sur la base d'apprentissage de la variable IAE1. Une forte variabilité de la prédiction du critère IAE1 est observée autour de la droite  $y = x$  de la Figure 64 pour des valeurs d'IAE1 inférieures à 500 s. Cette variabilité est également visible avec les erreurs relatives de prédiction, présentées dans la Figure 65, pouvant atteindre 10 fois la valeur observée, pour des valeurs observées d'IAE1 inférieures à 40 s (seuil de la contrainte). L'utilisation de ce métamodèle induit la présence de nombreux minima locaux qui rendent l'optimisation du critère IAE1 difficile et erronée.



**Figure 65. Graphique des résidus calculés à l'aide de la moyenne du processus gaussien reproduisant le critère IAE1 et conditionné sur le plan PE4**

Par ailleurs, le simple fait de respecter une contrainte est suffisant pour obtenir des qualités du suivi de consigne efficaces (cf. section V.2.3.2).

#### V.2.3.4.2 Modèle de substitution de type fonctionnel pour reproduire le critère IAE1

En reprenant les notations de la partie II.2.2, la variable  $h(\mathbf{x}, t)$  correspond à la variation de la puissance électrique produite aux alternateurs notée  $P_{alt}(\mathbf{x}, t)$ . Les 757 vecteurs décrivant le comportement de chaque puissance électrique constitue une première base d'informations notée H1.

$$H1 = \begin{pmatrix} P_{alt}(\mathbf{x}_1) \\ \vdots \\ P_{alt}(\mathbf{x}_N) \end{pmatrix} \quad (50)$$

Une particularité de l'OCS CATHARE2 fait que chacune des discrétisations temporelles de la puissance produite aux alternateurs n'est pas exactement similaire. Une première étape consiste donc à créer une discrétisation temporelle commune à chaque élément de la base BI1. Pour ce faire, la discrétisation temporelle la plus précise<sup>8</sup> de cette base d'information est retenue ; ce vecteur est noté  $\mathbf{t}_{ref}$ . Une interpolation entre chaque point de la base d'information BI1 est réalisée par des fonctions de splines [94] pour calculer le comportement de la puissance

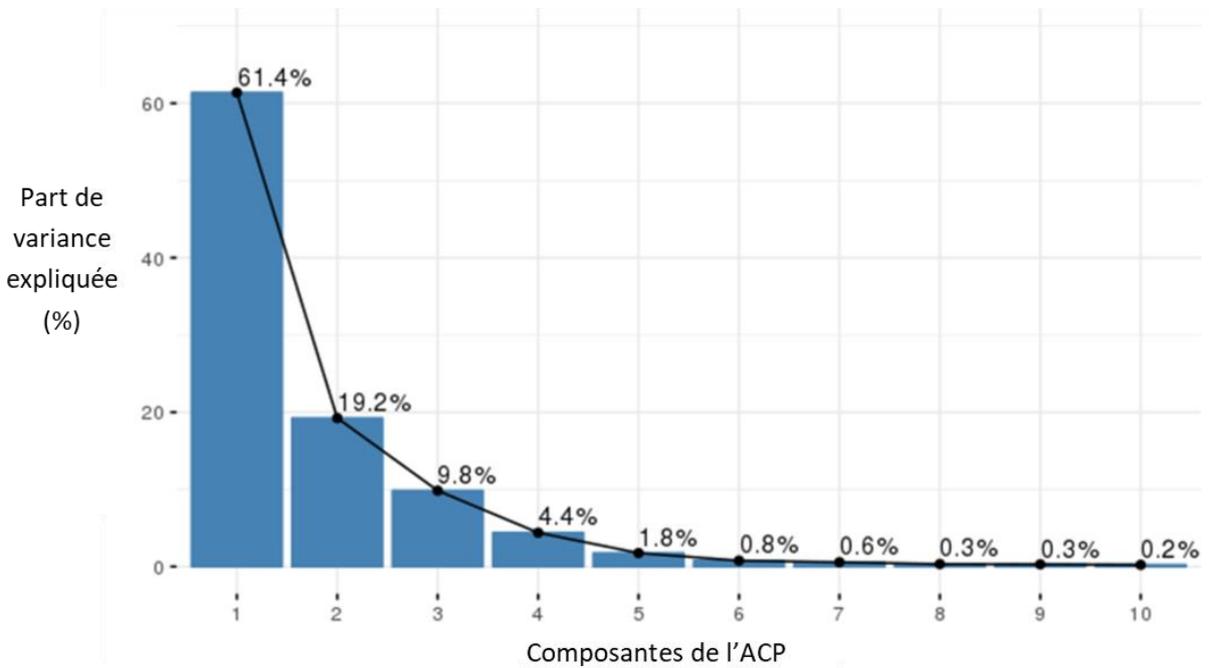
<sup>8</sup> Celle qui a le plus de composantes

électrique en chaque point de  $\mathbf{t}_{ref}$ . Ainsi, une nouvelle base notée H2 est créée et contient les 757 variations de la puissance électrique produite aux alternateurs, selon la même discrétisation temporelle  $\mathbf{t}_{ref}$ .

$$H2 = \begin{pmatrix} \mathbf{P}_{alt}(\mathbf{x}_1, \mathbf{t}_{ref}) \\ \vdots \\ \mathbf{P}_{alt}(\mathbf{x}_2, \mathbf{t}_{ref}) \end{pmatrix} \quad (51)$$

La base H2 a la propriété de proposer une discrétisation temporelle pour chacune des 757 variations de puissance électrique constitutives du plan PE4, en fonction des mêmes pas de temps que ceux contenus dans le vecteur  $\mathbf{t}_{ref}$ . C'est sur cette base H2 que l'ACP est ensuite réalisée.

Les résultats de l'ACP montrent que les six premières composantes principales expliquent 97,4 % (cf. Figure 66) de la variance observée sur les comportements des 757 variations de puissance électrique.



**Figure 66. Part de variance expliquée pour chacune des 10 premières composantes principales de l'ACP des courbes décrites dans H2**

Il est donc retenu six composantes (notées  $CP_j(\mathbf{t}_{ref})$ ) pour construire un modèle de substitution vectoriel (selon l'équation (52)) qui reproduit l'ensemble du comportement temporel de la puissance électrique produite aux alternateurs pour les 1900 s du transitoire. Chacune des 757 variations de puissance électrique est projetée sur les six composantes principales retenues et six processus gaussiens sont paramétrés et conditionnés pour reproduire chacun de ces coefficients de projections, noté  $\alpha_j, j \in [1; 6]$ . Le nombre de 6 composantes représente un bon compromis entre la part de variance expliquée et le nombre de métamodèles à construire.

$$\forall i \in [1, \dots, 757], \mathbf{P}_{alt}(\mathbf{x}_i, \mathbf{t}_{ref}) \cong \sum_{j=1}^{j=6} \alpha_{i,j}(\mathbf{x}_i) CP_j(\mathbf{t}_{ref}) \quad (52)$$

La moyenne conditionnée constitue le modèle de substitution retenu (noté  $\widehat{\alpha}_j(\mathbf{x})$ ) pour prédire un nouveau coefficient de projection pour n'importe quel vecteur d'entrée  $\mathbf{x}$  et ainsi obtenir un modèle de substitution de type fonctionnel à l'aide des six composantes retenues et répondant au formalisme de l'équation (53).

$$\mathbf{P}_{\text{alt}}(\widehat{\mathbf{x}}, \mathbf{t}_{\text{ref}}) \cong \sum_{j=1}^{j=6} \widehat{\alpha}_j(\mathbf{x}) \text{CP}_j(\mathbf{t}_{\text{ref}}) \quad (53)$$

A l'aide de ce nouveau modèle de substitution et en notant IAE1 la fonction qui calcule le critère IAE1 à partir d'une discrétisation temporelle de la puissance produite aux alternateurs, un nouveau modèle de substitution est proposé pour reproduire les valeurs IAE1 selon l'équation (54).

$$\widehat{\text{IAE1}}(\mathbf{x}) \cong \text{IAE1}(\mathbf{P}_{\text{alt}}(\widehat{\mathbf{x}}, \mathbf{t}_{\text{ref}})) \quad (54)$$

Le graphique de prédiction de ce nouveau métamodèle du critère IAE1 est proposé dans la Figure 67.

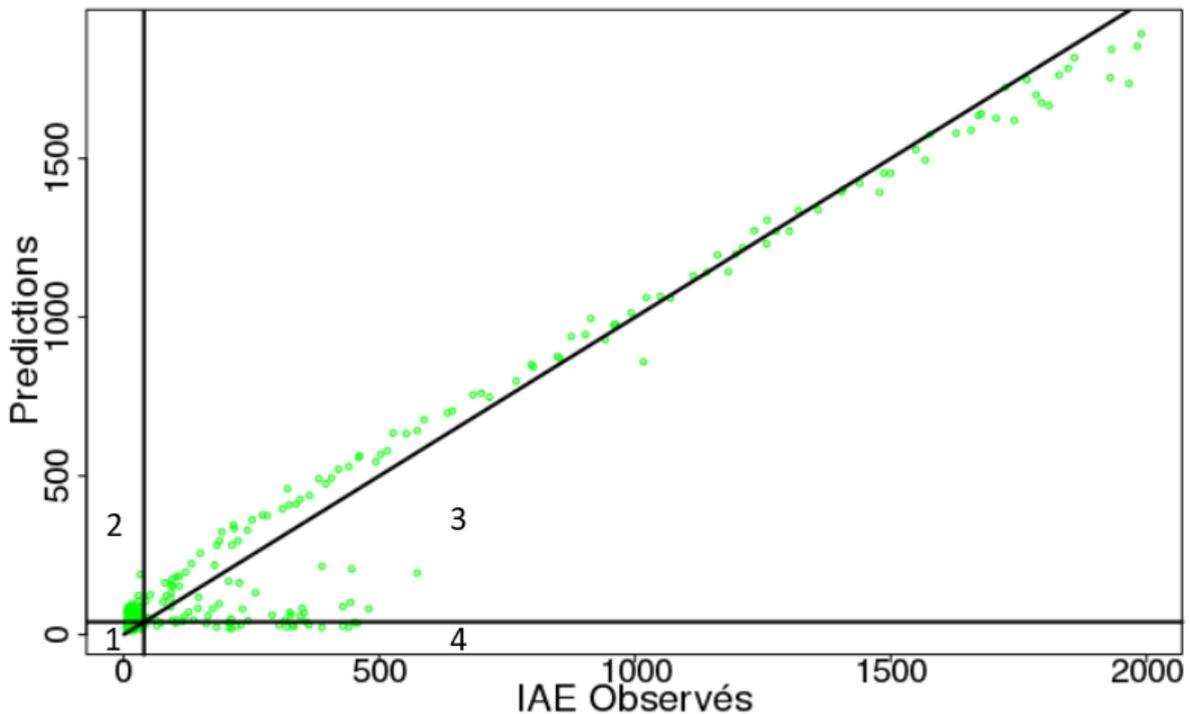


Figure 67. IAE1 prédits par le métamodèle fonctionnel en fonction des IAE1 observés

Le taux de bon classement du respect et du non-respect de la contrainte sur IAE1 de ce métamodèle est de 0,78. Une amélioration de ce taux est donc observée en comparaison au taux de bon classement du respect et du non-respect de la contrainte, de la moyenne du processus gaussien conditionné sur les données scalaires d'IAE1 issues du plan d'expériences PE4. Cependant pour le métamodèle fonctionnel issu de l'analyse en composante en principale, il apparaît que 22 expériences sont contenues dans le cadran 4, en comparaison aux 5 du métamodèle scalaire. La capacité à prédire le non-respect de la contrainte est donc amoindrie.

En conséquence, le métamodèle scalaire est donc retenu pour résoudre le problème d'optimisation. L'argument de choix est de minimiser les erreurs induites par le métamodèle sur le critère IAE1 dans les solutions retenues par l'algorithme génétique au détriment de solutions potentiellement intéressantes et non-retenues du fait de la surestimation induite par le métamodèle.

#### V.2.3.4.3 Résolution du problème d'optimisation à l'aide de l'algorithme génétique NSGA (étape N°4.3) ; vérification d'une contrainte pour le critère IAE2

La section V.2.3.3 souligne le fait que seules 8 expériences du plan d'expériences PE4, représentées dans la Figure 68, respectent les contraintes du problème. L'exploitation du plan d'expériences PE4 ne permet donc pas de définir une représentation détaillée du front de Pareto associé à l'espace de recherche. Les bornes des plages de variation des conduites optimales dans l'espace des solutions, issues du plan PE4, sont renseignées dans le Tableau 16.

	Valeur minimale	Valeur maximale
MTG CP (°C/cm)	0,51	1,08
MTG ECSG (°C/cm)	15,5	18,7
$\eta_{30}$ (%)	35,5	36,1

**Tableau 16. Bornes des plages de variation des objectifs optimaux, obtenues avec le plan d'expériences PE4, représentatives du front de Pareto**

Une analyse de sensibilité conduite sur le critère IAE2, par les calculs des indices de Sobol à l'aide de la moyenne du processus gaussien conditionné sur ce critère (coefficient de prédictivité de 0,99), montre une forte dépendance du critère IAE2 à la consigne de température  $T_{Na2}$  (cf. Figure 69). De plus, la Figure 68 montre pour les solutions optimales du plan PE4, une plage de variation restreinte pour la consigne  $T_{Na2}$  comprise entre 343,8 °C et 345,4 °C. Seule une faible plage de variation sur la consigne de température  $T_{Na2}$  permet de répondre à la contrainte imposée sur IAE2. Ainsi, seul un faible volume de l'espace d'exploration du plan PE4 permet de résoudre la contrainte sur le critère IAE2, ce qui explique le faible nombre d'expériences qui constituent la représentation du front de Pareto obtenu sur la base du plan d'expériences PE4.

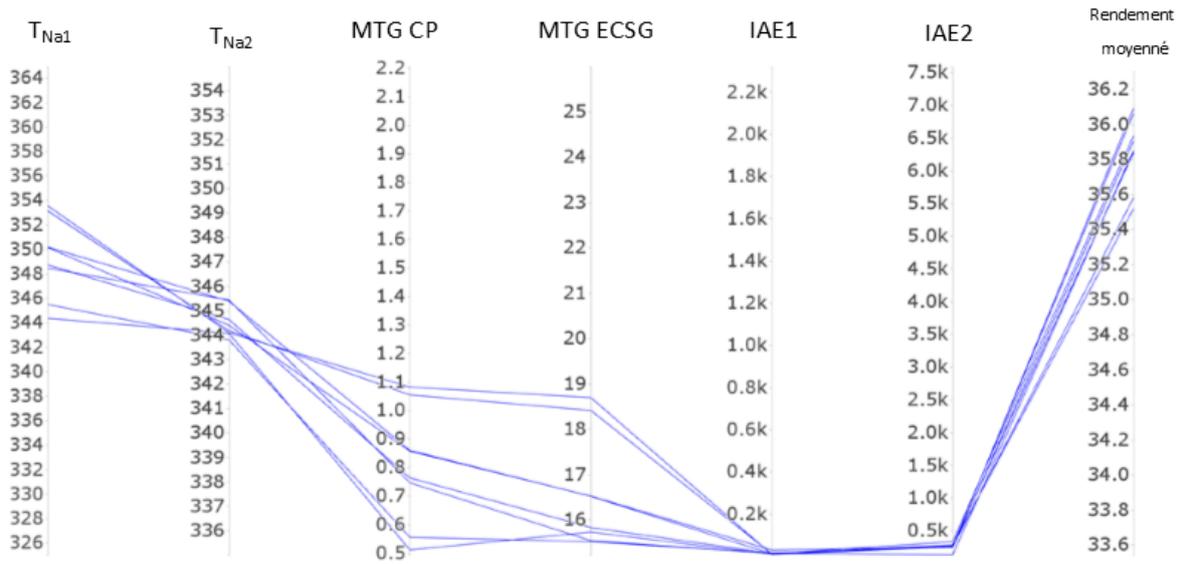


Figure 68. Cobweb du front de Pareto obtenu sur la base des calculs CATHARE2 du plan d'expériences PE4, respectant les contraintes sur les critères IAE1 et IAE2

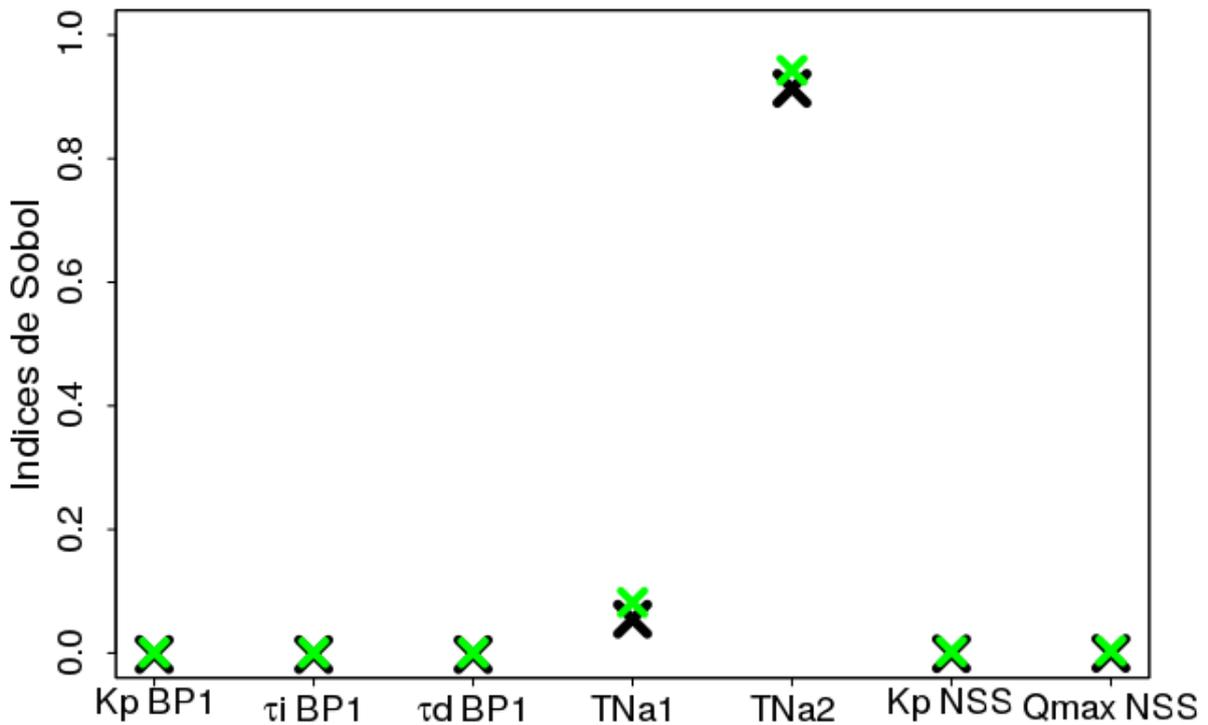


Figure 69. Indices de Sobol d'ordre premier (croix noires) et d'ordre total (croix vertes) associés au critère IAE2 et estimé par la moyenne du processus gaussien conditionné sur les valeurs d'IAE2 (caractérisée par un coefficient de prédictivité de 0,99)

Il est alors nécessaire d'appliquer la méthode via l'étape 4.3 pour explorer au mieux la zone de l'espace proche d'une consigne  $T_{Na2}$  égale à 345 °C et enrichir ainsi la représentation du front de Pareto. L'utilisation de l'algorithme NSGA [25] sur 100 générations de 100 individus chacune, paramétré par une probabilité de mutation de 0,2 et une probabilité de croisement de 0,7 (paramètre par défaut du package R [80]), permet l'optimisation simultanée des trois objectifs

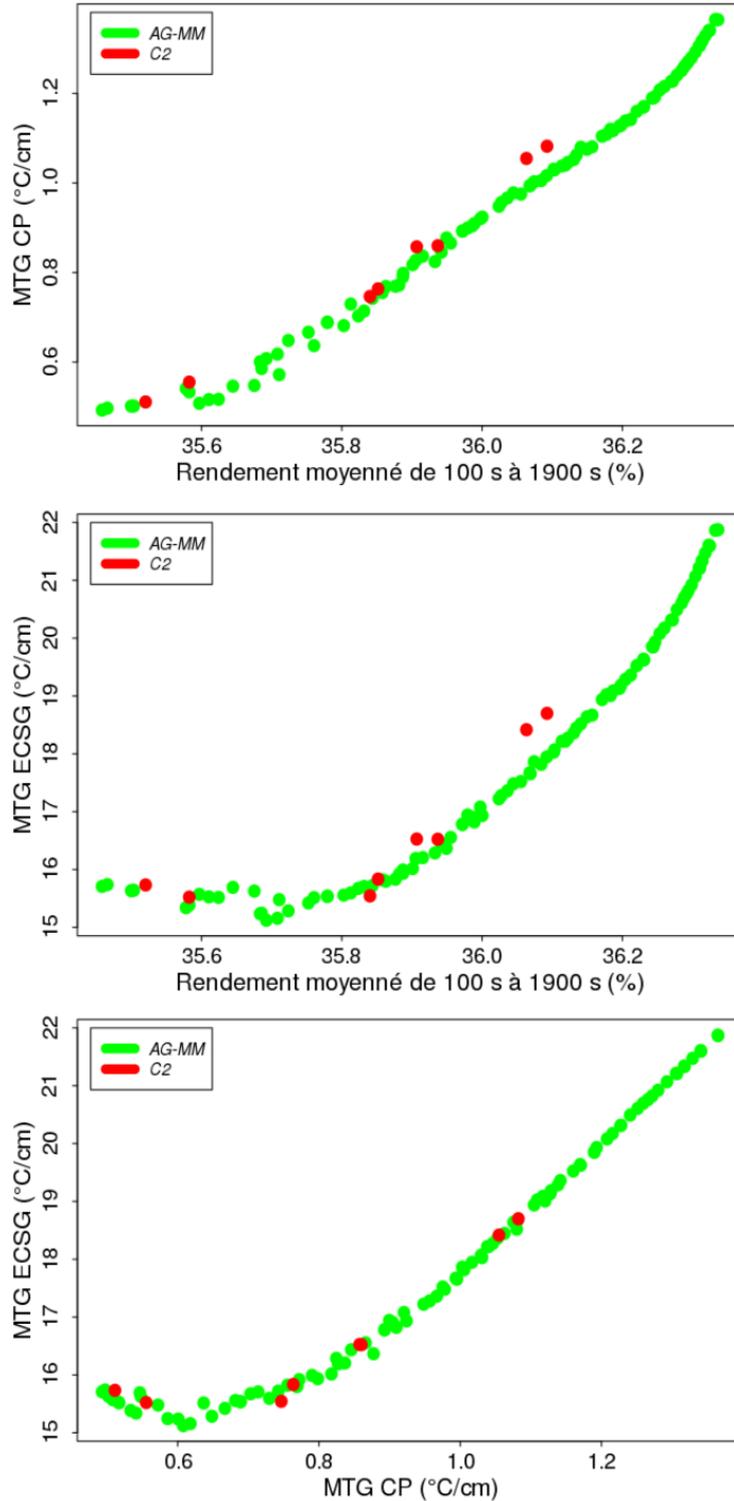
proposés et d'assurer le respect des deux contraintes associées aux variables IAE1 et IAE2. Chaque objectif et contrainte est calculé par un métamodèle construit précédemment. Les projections de la représentation du front de Pareto, obtenues avec l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles, sont proposées dans la Figure 70. Les plages de variations des objectifs associés aux conduites optimales sont résumées dans le Tableau 17.

	Valeur minimale PE4 Pb <sub>4B</sub>	Valeur minimale NSGA Pb <sub>4B</sub>	Valeur maximale PE4 Pb <sub>4B</sub>	Valeur maximale NSGA Pb <sub>4B</sub>
MTG CP (°C/cm)	0,51	0,49	1,08	1,36
MTG ECSG (°C/cm)	15,5	15,1	18,7	21,9
$\eta_{30}$ (%)	35,5	35,4	36,1	36,3

**Tableau 17. Bornes des plages de variation des solutions du problème Pb<sub>4B</sub>, obtenues avec le plan d'expériences PE4 (PE4 Pb<sub>4B</sub>) et obtenues à l'aide de l'algorithme génétique NSGA couplé aux métamodèles scalaires (NSGA Pb<sub>4B</sub>)**

L'application de l'étape 4.3 de la méthode permet d'augmenter le nombre d'expériences (de 8 à 100) contenues dans la représentation du front de Pareto et de proposer ainsi une plus grande variété de compromis. De plus, on observe une augmentation de l'amplitude des plages de variation de chaque objectif. L'utilisation de la méthode laisse envisager :

- Une réduction du chargement thermique sur la cuve principale de 0,2 °C/cm ;
- Une réduction du chargement thermique sur les ECSG de 0,4 °C/cm ;
- Une augmentation du rendement  $\eta_{30}$  de 0,2 %.



**Figure 70. Projections sur les objectifs du front de Pareto obtenu avec l’algorithme génétique NSGA couplé aux métamodèles (légende AG-MM) et du front de Pareto du plan PE4 obtenu uniquement avec les simulations de l’OCS CATHARE2 (légende C2)**

Une analyse de sensibilité est réalisée pour chaque objectif, par le calcul des indices de Sobol d’ordre 1 et d’ordre total avec les métamodèles. Les trois métamodèles utilisés sont caractérisés par des coefficients de prédictivité supérieurs à 0,99 (cf. Annexe H). Les résultats présentés dans les figures 71, 72 et 73 montrent une dépendance des objectifs aux consignes de température

$T_{Na1}$  et  $T_{Na2}$ . On observe également une interaction entre les deux consignes de température qui impacte les deux critères MTG.

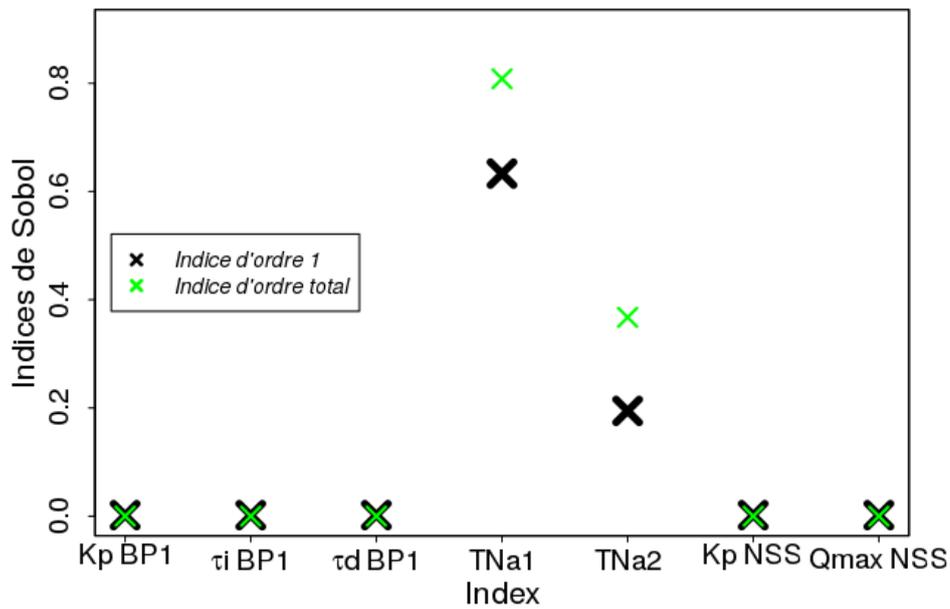


Figure 71. Indices de Sobol estimés pour l'objectif MTG CP (estimation par métamodèle de type moyenne d'un processus gaussien conditionné)

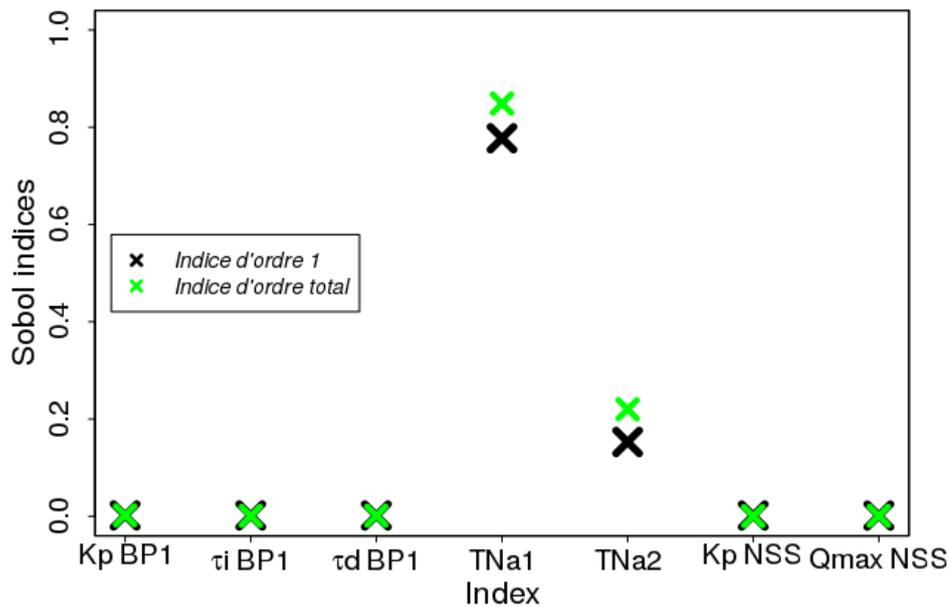
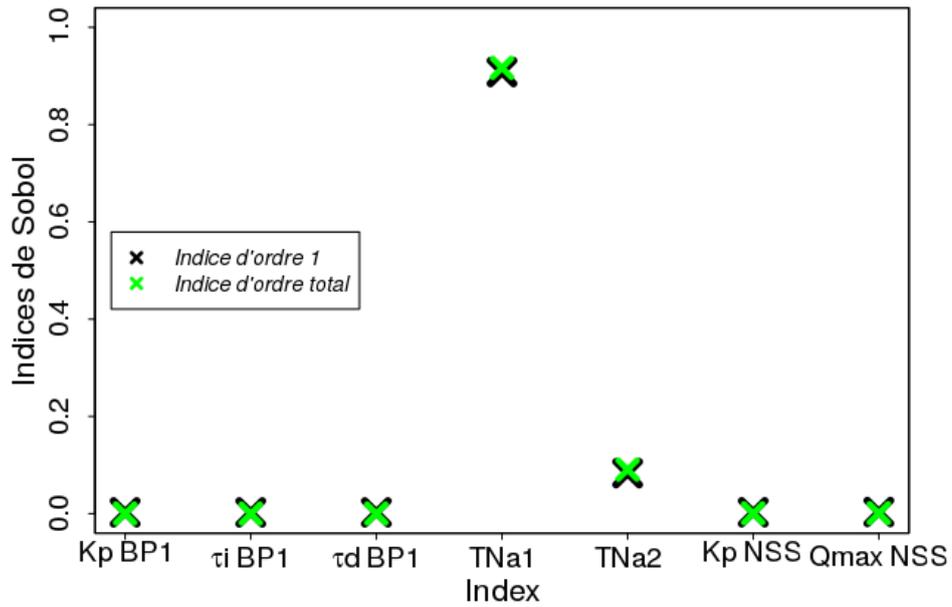
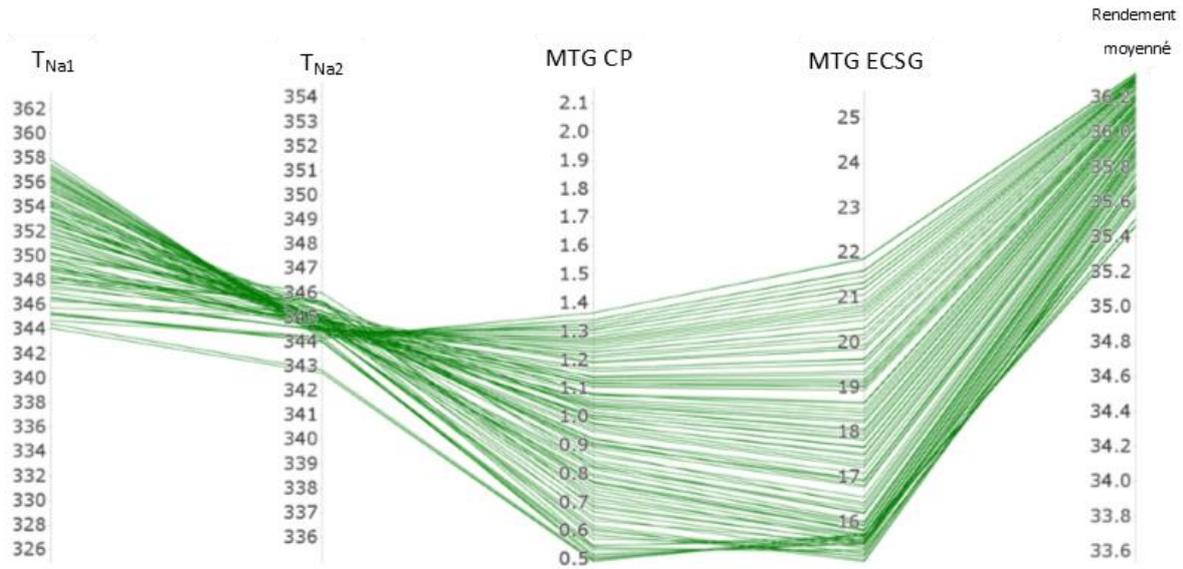


Figure 72. Indices de Sobol estimés pour l'objectif MTG ECSG (estimation par métamodèle de type moyenne d'un processus gaussien conditionné)



**Figure 73. Indices de Sobol estimés pour l'objectif  $\eta_{30}$  (estimation par métamodèle de type moyenne d'un processus gaussien conditionné)**

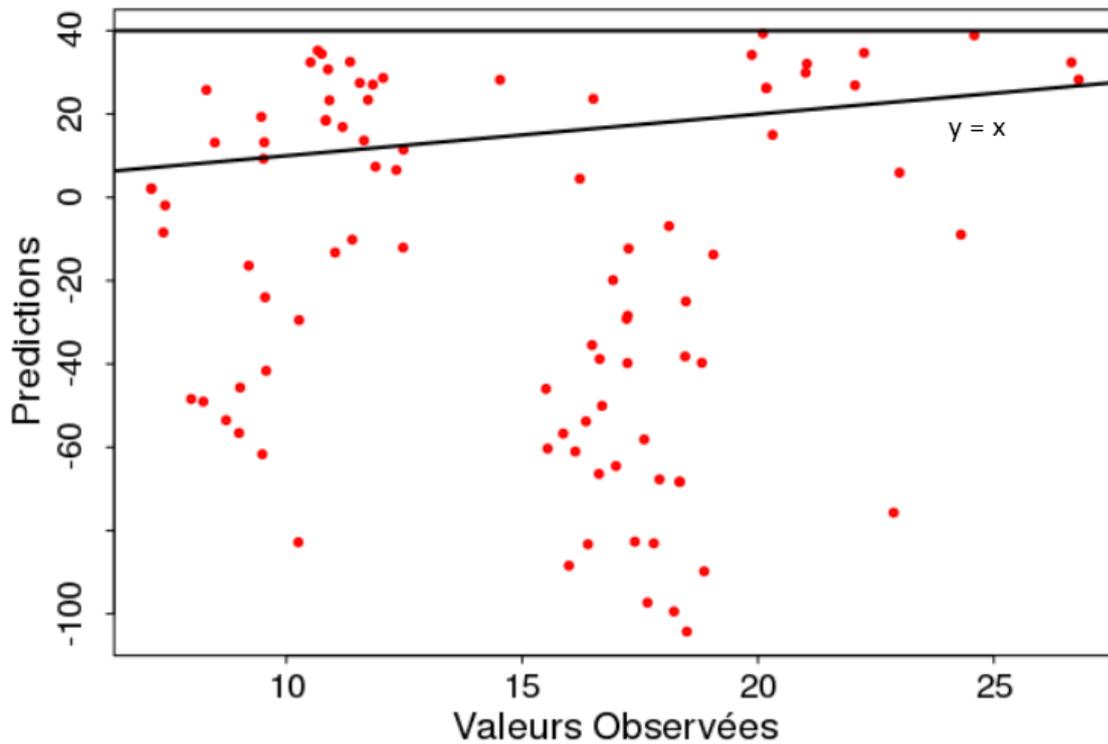
Sur la base de ces analyses de sensibilité, le Cobweb des 100 expériences représentatives du front de Pareto issu de l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles est tracé en fonction des deux consignes de température dans la Figure 74. La plage de variation de la consigne de température  $T_{Na_2}$  des conduites optimales désignées par l'algorithme NSGA est comprise entre 342,7 °C et 346,0 °C. Celle-ci est donc plus vaste que la précédente plage de variation observée pour les conduites optimales constitutives du plan PE4 (pour rappel :  $T_{Na_2}$  était comprise entre 343,8 °C et 345,4 °C).



**Figure 74. Cobweb du front de Pareto obtenu avec l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles**

Il convient ensuite de vérifier à l'aide de l'OCS CATHARE2 que les solutions du front de Pareto sont réellement atteintes, c'est-à-dire que les modèles de substitution couplés à l'algorithme d'optimisation n'ont pas trop altéré les grandeurs calculées avec une erreur de prédiction trop élevée. Les qualités des métamodèles retenus pour reproduire les contraintes IAE1 et IAE2 soulèvent des interrogations quant à la viabilité des expériences retenues dans le front de Pareto obtenu à l'aide de l'algorithme NSGA. De plus, l'augmentation de l'étendu de la plage de variation de la consigne  $T_{Na2}$  observée dans la représentation du front de Pareto issue de l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles, en comparaison à celle observée pour le plan PE4, laisse présager des valeurs IAE2 supérieures à 350 s. Les 100 conduites de la représentation du front de Pareto obtenue avec l'algorithme NSGA sont donc calculés à l'aide de l'OCS CATHARE2.

Le graphique de prédiction (cf. section II.2.3) du métamodèle de la contrainte IAE1 pour une base de test constituée des 100 conduites optimales désignées par l'algorithme NSGA est présenté dans la Figure 75.



**Figure 75. Prédiction de la contrainte IAE1 avec le métamodèle construit sur le plan PE4 pour les conduites de la représentation du front de Pareto obtenue à l'aide de l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles en fonction des valeurs observées, à l'aide de l'OCS CATHARE2, pour ces mêmes conduites**

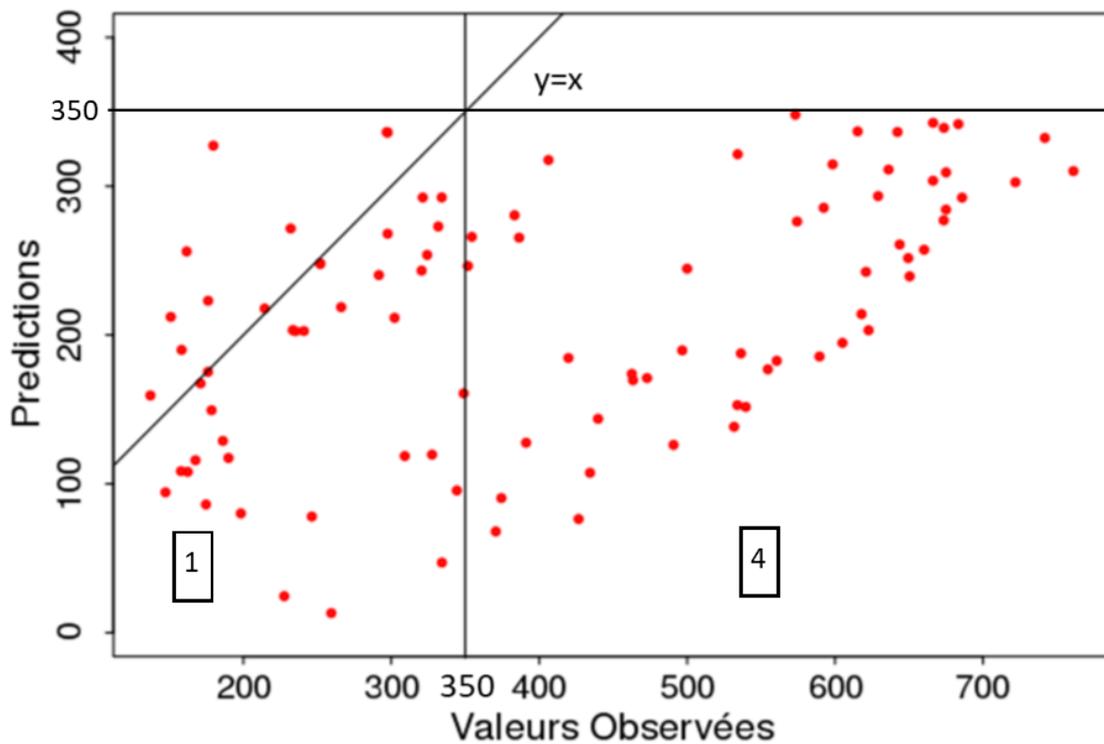
Malgré des capacités de prédiction du métamodèle aberrantes (des valeurs d'IAE1 sont prédites comme négatives), il apparaît que l'ensemble des solutions retenues dans le front de Pareto respecte effectivement la contrainte définie sur IAE1. Le faible caractère sous-estimateur décelé dans le quadrant 4 de la Figure 64 n'apparaît donc pas dans le front de Pareto.

Le graphique de prédiction pour la contrainte IAE2 et la représentation du front de Pareto sélectionnées par l'algorithme NSGA est présenté dans la Figure 76. Il apparaît dans un premier temps que le caractère prédictif du métamodèle est de mauvaise qualité avec une forte proportion de points qui s'éloignent de la droite de régression  $y=x$ .

Le caractère prédictif n'est pas la qualité recherchée pour les métamodèles associés aux contraintes du problème d'optimisation. Ces métamodèles doivent en revanche être capables de renseigner à l'utilisateur si les contraintes sont effectivement vérifiées. Pour évaluer cette propriété, le critère à vérifier est le taux de bon classement de la contrainte (cf. section V.2.3.4.1). Pour la variable IAE2 prédite par la moyenne du PG conditionné, 53 individus constitutifs de la représentation du front de Pareto obtenue en couplant l'algorithme NSGA aux métamodèles ne vérifient pas en réalité la contrainte (points dont la valeur observée est supérieure à 350 s dans la Figure 76), ce qui correspond à un taux de bon classement de 0,47. L'origine de ce mauvais taux de bon classement est la trop faible proportion de points de la base d'apprentissage situés sous le seuil  $IAE_{C2}$ .

La représentation du front de Pareto obtenue avec l'algorithme NSGA et des métamodèles

scalaires reproduisant les variables IAE1 et IAE2 contient donc des conduites qui ne résolvent pas le problème d'optimisation multiobjectif et contraint.



**Figure 76. Graphique de prédiction de la contrainte IAE2 sur la base de test constituée de la représentation du front de Pareto obtenue à l'aide de l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles**

Pour améliorer la qualité de la représentation du front, le respect de la contrainte n'est plus prédit par le métamodèle scalaire du critère IAE2, mais toute la structure du processus gaussien est utilisée pour s'assurer que la variable IAE2 est inférieure à la valeur seuil de 350 s, avec une certaine probabilité. La contrainte associée à la variable IAE2 est reformulée et présentée dans la section suivante.

#### V.2.3.4.4 Résolution du problème d'optimisation à l'aide de l'algorithme génétique NSGA (étape N°4.3) ; vérification d'une contrainte associée à la probabilité que la variable IAE2 soit inférieure au seuil de 350 s

Notons  $p_{IAE2}$  la probabilité en  $\mathbf{x}$  pour laquelle la variable aléatoire IAE2 définie par un processus gaussien conditionné est inférieure au seuil de 350 s (cf. (55)). D'après l'équation (56) et en notant :

- $\mu_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)$  : moyenne conditionnée du PG IAE2 au point  $\mathbf{x}$  sachant les observations de la BA ;
- $\sigma_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)$  : écart type conditionné du PG IAE2 au point  $\mathbf{x}$  sachant les observations de la BA.

La probabilité  $p_{IAE2}$  est calculable par la fonction de répartition d'une loi normale centrée réduite (notée  $\Phi_{N(0,1)}$ ) pour la valeur  $\frac{350 - \mu_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)}{\sigma_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)}$  (cf. l'équation (57)).

$$p_{IAE2} = \Pr[IEA2(\mathbf{x}) < 350] \quad (55)$$

$$p_{IAE2} = \Pr\left[\frac{IEA2(\mathbf{x}) - \mu_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)}{\sigma_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)} < \frac{350 - \mu_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)}{\sigma_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)}\right] \quad (56)$$

$$p_{IAE2} = \Phi_{N(0,1)}\left(\frac{350 - \mu_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)}{\sigma_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)}\right) \quad (57)$$

Il est proposé de remplacer la contrainte « le critère IAE2 doit être inférieur à 350 s » dans le problème  $Pb_{4B}$  (cf. section V.2.3.1), par la contrainte « la variable aléatoire IAE2, estimée par le processus gaussien conditionné sur la base d'apprentissage de la variable IAE2, est inférieure à 350 s avec une probabilité de 80% » ce qui définit le problème  $Pb_{4B}^*$ . La nouvelle contrainte sur la variable IAE2, qualifiée dans la suite du document comme une contrainte « probabiliste », consiste donc à s'assurer que  $p_{IAE2}$  est supérieure à 0,8. Cette nouvelle contrainte est vérifiée à condition que la moyenne conditionnée  $\mu_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)$  du PG soit suffisamment inférieure au seuil de 350 s ou que la fonction de covariance conditionnée  $\sigma_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)$  soit suffisamment faible.

Les expériences dont les prédictions du critère IAE2 se situent dans le quadrant 2 de la Figure 63, ne sont pas retenues par l'algorithme NSGA, lors de la résolution du problème  $Pb_{4B}$ . Il en est de même lors de la résolution du problème  $Pb_{4B}^*$ . Dans ce cas, la moyenne  $\mu_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)$  est supérieure à 350 s et  $p_{IAE2}$  est donc forcément inférieure à 50 %. De plus, les expériences dont les prédictions du critère IAE2 se situent dans le quadrant 1 de la Figure 76, et dont les covariances conditionnées  $\sigma_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)$  sont trop fortes pour que leur probabilité  $p_{IAE2}$  soient supérieures à 80 %, sont exclues de la représentation du front de Pareto renvoyée par l'algorithme NSGA, lors de la résolution du problème  $Pb_{4B}^*$ . Ainsi, la résolution du problème  $Pb_{4B}^*$  a pour inconvénient d'augmenter le nombre d'exclusions de solutions, constitutives du front de Pareto, de sa représentation retenue par l'algorithme NSGA, en comparaison à la résolution du problème  $Pb_{4B}$ .

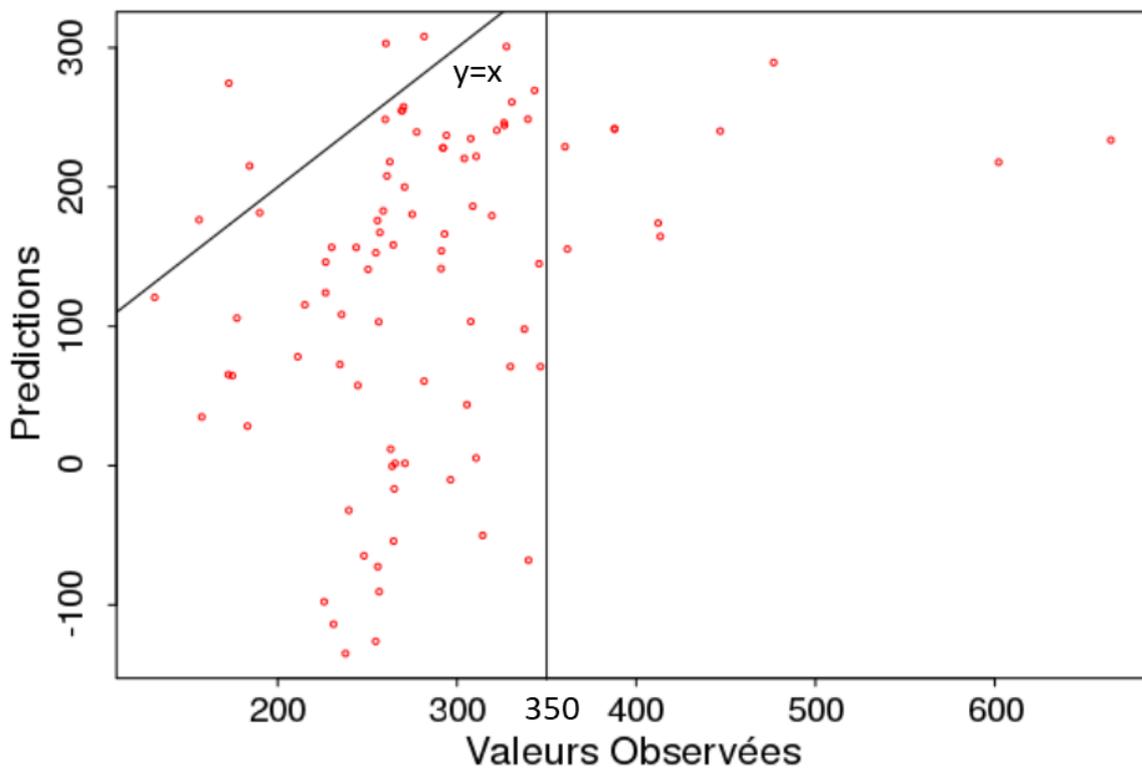
L'algorithme NSGA couplé aux métamodèles est utilisé pour résoudre le problème d'optimisation  $Pb_{4B}^*$ . Le paramétrage de l'algorithme NSGA reste identique (100 générations de 100 individus chacune, paramétré par une probabilité de mutation de 0,2 et une probabilité de croisement de 0,7 (paramètres par défaut du package R mco [80])).

Le graphique de prédiction associé à la valeur IAE2, pour l'ensemble des solutions issue de la résolution du problème d'optimisation  $Pb_{4B}^*$ , est proposé dans la Figure 77. Pour ce graphique, comme pour le graphique de la Figure 76, les prédictions de la variable IAE2 sont obtenues par la moyenne du processus gaussien conditionné sur la base d'apprentissage de la variable IAE2 (métamodèle scalaire). Le taux de bon classement est maintenant de 0,9. Un grand nombre d'expériences retenues comme solutions du problème  $Pb_{4B}$ , et incluses dans le quadrant 4 de la Figure 76, ne le sont plus. Le quadrant 4 de la Figure 76 se caractérise par de fortes erreurs de prédiction du métamodèle scalaire. Ce quadrant correspond à une zone de l'espace de recherche sur laquelle le processus gaussien manque d'information pour « apprendre » la valeur IAE2. Il se caractérise alors par une fonction de covariance conditionnée  $\sigma_{IAE2}(\mathbf{x}|BA)$  élevée qui fait que la probabilité  $p_{IAE2}$  est inférieure à 80 %. L'utilisation de l'ensemble de la structure d'un PG permet donc d'améliorer significativement la qualité de prédiction du respect de la contrainte

sur IAE2. Ainsi, la représentation du front de Pareto retenue par l'algorithme NSGA, lors de la résolution du problème  $Pb_{4B}^*$ , est plus fiable que celle obtenue lors de la résolution du problème  $Pb_{4B}$ .

La probabilité de 80 % est définie arbitrairement. En perspective, une étude doit définir le niveau de probabilité à intégrer en tant que contrainte du problème d'optimisation. Ce niveau de probabilité doit être un compromis entre :

- Un taux de bon classement du respect de la contrainte proche de 1 ;
- L'exclusion d'expériences de la représentation du front de Pareto qui seraient en réalité incluses dans le front de Pareto.



**Figure 77. Graphique de prédiction de la contrainte IAE2 sur la base de test constituée des solutions du problème  $Pb_{4B}^*$  (obtenues à l'aide de l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles)**

Les projections des représentations du front de Pareto sont proposées dans la Figure 78, pour :

- La résolution du problème d'optimisation multiobjectif et contraint  $Pb_{4B}$  avec l'OCS CATHARE2 et le plan d'expériences PE4 ("C2" ; points rouges) ;
- La résolution du problème d'optimisation multiobjectif et contraint  $Pb_{4B}$  avec l'algorithme NSGA et des métamodèles ("AG-MM ; IAE2 < 350" ; points verts) ;
- La résolution du problème d'optimisation multiobjectif et contraint  $Pb_{4B}^*$  avec

l'algorithme NSGA et des métamodèles ("AG-MM ; Pr (IAE2 < 350 s) > 0,8" ; points noirs).

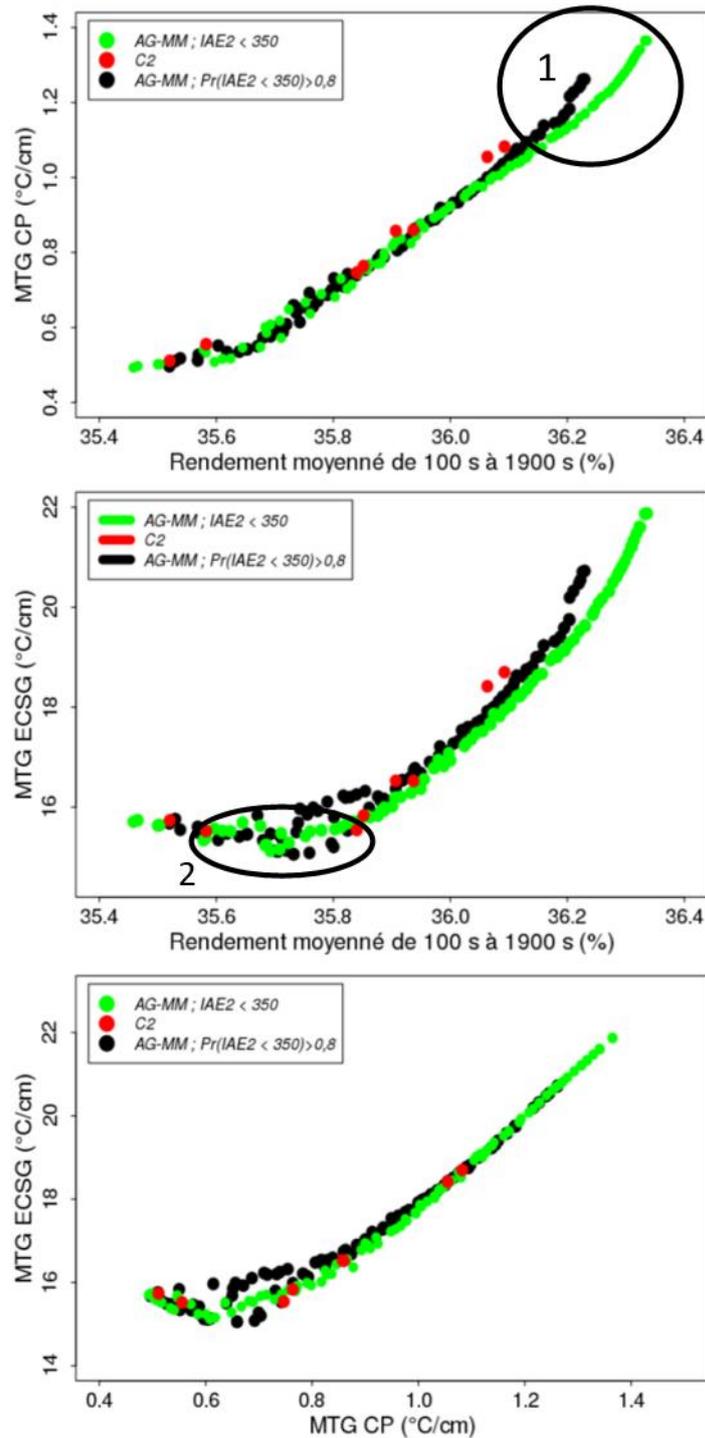
Dans le cas d'une contrainte « probabiliste » sur le critère IAE2, l'utilisation de l'algorithme NSGA permet également d'enrichir le nombre d'individus inclus dans le front de Pareto et de définir de nouvelles zones d'intérêt non observées avec l'OCS CATHARE2, à savoir :

- Des conduites permettant l'obtention d'un rendement moyenné proche de 36,2% (zone 1 sur la Figure 78) ;
- Des conduites permettant l'obtention de chargements thermiques plus faibles (15,1 °C/cm) sur les échangeurs ECSG (zone 2 sur la Figure 78).

Les bornes des plages de variation des objectifs de l'ensemble des solutions du problème  $Pb_{4B}^*$  sont présentées dans le Tableau 18.

	Valeur minimale PE4 $Pb_{4B}$	Valeur minimale NSGA $Pb_{4B}$	Valeur minimale NSGA $Pb_{4B}^*$	Valeur maximale PE4 $Pb_{4B}$	Valeur maximale NSGA $Pb_{4B}$	Valeur maximale NSGA $Pb_{4B}^*$
MTG CP (°C/cm)	0,51	0,49	0,50	1,08	1,36	1,26
MTG ECSG (°C/cm)	15,5	15,1	15,1	18,7	21,9	20,7
$\eta_{30}$ (%)	35,5	35,4	35,5	36,1	36,3	36,2

**Tableau 18. Bornes des plages de variation des solutions des problèmes  $Pb_{4B}$  et  $Pb_{4B}^*$ , obtenues avec le plan d'expériences PE4 (colonnes PE4  $Pb_{4B}$ ) et avec l'algorithme génétique NSGA couplé aux métamodèles scalaires (colonnes NSGA  $Pb_{4B}$  pour le problème  $Pb_{4B}$  et colonnes NSGA  $Pb_{4B}^*$  pour le problème  $Pb_{4B}^*$ )**



**Figure 78. Projections sur deux objectifs des 2 fronts de Pareto obtenu avec l’algorithme génétique NSGA et du front obtenu uniquement avec l’OCS CATHARE2 (C2)**

Le taux de bon classement du respect de la contrainte sur IAE2 passe de 0,47, lors de la résolution du problème  $Pb_{4B}$ , à 0,9 lors de la résolution du problème  $Pb_{4B}^*$ . L’utilisation de l’ensemble de la structure du processus gaussien paramétré et conditionné sur la variables IAE2 assure ainsi une amélioration de la fiabilité des solutions retenues dans la représentation du front de Pareto. L’application de la méthode développée permet, pour le transitoire de réglage de fréquence et le problème d’optimisation  $Pb_{4B}^*$ , de proposer une représentation détaillée (100 expériences) du front de Pareto associé à l’espace de recherche (les bornes des plages de

variation des objectifs sont disponibles dans le Tableau 18).

### V.3 A retenir du chapitre V

- L'application associée au transitoire de **manque de tension externe** illustre la stratégie de **réduction de dimension** de l'espace de recherche. Cette stratégie utilise les résultats des analyses de sensibilité de l'étape N°1 pour choisir les actionneurs supports des régulations. Puis une optimisation des critères de qualité des suivis de consigne lors de l'étape N°3 assure la définition des paramètres des correcteurs PID. Le nombre de variables de décision du problème d'optimisation est alors réduit à deux (les deux paramètres descriptifs de la consigne de vitesse de rotation de la TM). Le problème d'optimisation est alors directement résolu avec **l'OCS CATHARE2 et un plan d'expériences avec minimisation de sa discrédance** dans l'espace à deux dimensions dont les bornes sont définies dans le Tableau 9. La répartition homogène des expériences permet alors l'obtention d'une **représentation détaillée du front de Pareto**.
- La seconde application est associée au transitoire de **réglage de fréquence**. L'utilisation de l'algorithme *Efficient Global Optimization (EGO)* est requise pour optimiser le critère de qualité de suivi de consigne de la régulation de la température du sodium froid des boucles secondaires avec la vanne de la ligne de by-pass récupérateur et permet de réduire le critère IAE à 695 °C/s (étape 3.3, décrite dans la section V.2.2).

Cette seconde application se caractérise par un espace de recherche à 7 dimensions. La réalisation d'un plan d'expériences avec minimisation de discrédance (recherche aléatoire) et l'OCS CATHARE2 ne permet pas de résoudre rapidement le problème d'optimisation. Il est alors nécessaire de recourir à **l'étape N°4** de la méthode développée.

Les métamodèles de type moyenne de processus gaussien conditionné montrent de bonnes performances pour reproduire les objectifs. En revanche, ils peuvent être mis en difficulté dans le cas où la base d'apprentissage contient peu d'information pour vérifier une contrainte, comme cela est observé pour la contrainte associée à la variable IAE2. Dans ce cas, l'utilisation de ce type de métamodèle génère des erreurs de prédiction fortes qui nuisent à la qualité de la représentation du front de Pareto obtenu par le couplage de l'algorithme NSGA à ces métamodèles. Une solution proposée est alors de considérer la **fonction de covariance du processus gaussien conditionné** qui reproduit la variable associée à la contrainte, pour améliorer la prédiction du respect de la contrainte. Les conduites retenues par l'algorithme génétique sont alors celles qui respectent la contrainte sur le critère IAE2 avec une **probabilité de 80 % prédite par le processus gaussien conditionné sur IAE2**. De cette façon, le taux de bon classement du respect de la contrainte sur IAE2 passe de 47 % à 90 %. Cette **gestion des contraintes assure une plus grande fiabilité à la représentation du front de Pareto** obtenue avec l'algorithme NSGA couplé à des métamodèles. Enfin, l'utilisation de l'algorithme NSGA permet de définir une **représentation détaillée** du front de Pareto et désigne des zones optimales dans l'espace des solutions **non détectées** avec l'OCS CATHARE2.

## Conclusion générale

---

Les présents travaux de thèse proposent une méthode pour optimiser le comportement thermodynamique et la durée de vie d'un réacteur tout en respectant des critères de découplage associés à sa sûreté. L'ensemble de ces objectifs et de ces contraintes sont respectivement optimisés et respectés par la définition des paramètres descriptifs de la conduite du réacteur. La méthode développée lors de ces travaux de thèse définit donc la conduite pour un transitoire donné par la résolution d'un problème d'optimisation multiobjectif et contraint.

Les variables de décision retenues pour résoudre ces problèmes sont les consignes, les actionneurs et les paramètres des correcteurs PID associés aux régulations mises en œuvre dans la conduite. L'espace de définition de ces variables de décision, nommé espace de recherche, est potentiellement de grande dimension. La recherche des conduites optimales dans cet espace nécessite alors un nombre de calculs élevé. La durée d'exécution d'un calcul avec l'OCS CATHARE2 étant longue, son utilisation pour résoudre le problème d'optimisation dans un temps raisonnable est inadaptée.

Pour résoudre ce problème une méthode est développée en quatre étapes. Un problème d'optimisation multiobjectif et contraint associé à la définition de la conduite du réacteur au cours d'un transitoire est défini lors de l'étape N°2 de la méthode développée. La dimension de l'espace de recherche (i.e. le nombre de variables de décision) de ce problème est réduite en choisissant les actionneurs supports des régulations. Le choix des actionneurs est justifié par analyse de sensibilité (calculs d'indices de Sobol [70]) du comportement des variables à contrôler en réponse à l'utilisation des actionneurs retenus. L'actionneur impactant le plus la variabilité d'une variable à contrôler (indice de Sobol proche de 1) est sélectionné (étape N°1 de la méthode développée). La réduction du nombre de dimensions est également portée par l'étape N°3 de la méthode. Cette étape consiste à optimiser le critère de qualité de suivi de consigne d'une régulation pour une consigne imposée à l'aide des paramètres du correcteur PID. L'efficacité de cette optimisation est assurée par trois étapes. L'identification d'un premier jeu de paramètres par application des relations de Cohen et Coon [1] permet ensuite d'optimiser le critère de qualité de suivi de consigne par recherche aléatoire dans un espace autour de ce premier jeu de paramètres. A l'issue de ces deux étapes, le critère de qualité de suivi de consigne peut être optimisé par l'utilisation de l'algorithme *Efficient Global Optimization* (EGO) [64], basé sur la construction d'un processus gaussien reproduisant ce critère. A l'issue de cette étape d'optimisation, la conservation du comportement optimal du suivi de consigne pour d'autres consignes de régulation est à vérifier. Dans le cas où cette vérification est concluante, les paramètres du correcteur PID sont fixés aux valeurs identifiées lors de l'étape N°3 et retirés des variables de décision. Si cette vérification n'est pas concluante, les paramètres des correcteurs PID sont considérés comme des variables de décision et les critères de qualité de suivi de consigne comme des contraintes du problème d'optimisation multiobjectif et contraint.

Une fois cette étape de réduction de dimension réalisée, le nombre de variables de décision retenues pour résoudre le problème d'optimisation associé à la conduite peut être suffisamment faible pour envisager une résolution par recherche aléatoire à l'aide de l'OCS en un temps raisonnable. Dans le cas où la réduction de dimension ne permet pas de conserver moins de 3

variables de décision, la résolution du problème d'optimisation est réalisée à l'aide d'un algorithme génétique nommé *Non dominated Sorting Genetic Algorithm* (NSGA) [25] qui assure une exploration et une recherche efficace des zones optimales de l'espace de recherche. Le nombre d'appels à l'OCS requis par cet algorithme reste élevé et rend impossible son couplage à l'OCS CATHARE2. La méthode développée construit alors des métamodèles pour calculer les objectifs et les contraintes en remplacement de l'OCS CATHARE2 en fonction des variables de décision. Ces métamodèles sont construits avec des bases d'apprentissage contenant des valeurs d'objectifs et de contraintes observées avec l'OCS, pour des variables de décision définies comme les coordonnées d'un plan d'expériences de type *space filling*. L'intérêt de ces métamodèles est d'évaluer rapidement et avec une faible erreur de prédiction, une valeur d'objectif ou de contrainte en un point de l'espace de recherche désigné par l'algorithme NSGA. Des estimateurs issus de processus gaussiens sont retenus comme métamodèles pour le calcul des objectifs et contraintes. Pour les budgets de calculs disponibles (de l'ordre du millier) et le nombre de variables de décision étudié (inférieur à 10), les moyennes des processus gaussiens conditionnés permettent de reproduire efficacement les objectifs d'un problème d'optimisation. En revanche, des difficultés sont mises en évidence pour prédire les respects des contraintes liées aux critères de qualité de suivi des consignes des régulations mises en œuvre lors de la conduite. Les intervalles de confiance des processus gaussiens conditionnés reproduisant ces critères sont alors utilisés pour renforcer la capacité de prédiction du respect d'une contrainte.

Deux applications pour le réacteur ASTRID équipé d'un SCE-gaz sont réalisées dans l'objectif d'éprouver la méthode développée. La première (décrite dans la section V.1) démontre les capacités du SCE-gaz à refroidir le réacteur lors d'un incident de manque de tension externe. La vitesse de rotation de la TM est régulée au cours de cet incident par l'ouverture de la vanne de la ligne de by-pass<sup>1</sup>. Ce choix d'actionneur est justifié par la forte part de variabilité (indice de Sobol égal à 0,79) expliquée par son utilisation sur la variabilité de la puissance électrique observée lors de son analyse de sensibilité à l'usage de différents actionneurs (étape N°1 de la méthode, décrite dans la section IV.2). La consigne de régulation de la vitesse de rotation de la TM est retenue comme variable de décision pour optimiser simultanément les chargements thermiques sur la cuve principale et le temps d'atteinte de l'état d'arrêt à froid du réacteur. Une identification selon les relations de Cohen et Coon des paramètres du correcteur PID associé à cette régulation est réalisée (étape 3.1, décrite dans la section V.1.2.1), puis ces paramètres sont utilisés pour optimiser la qualité du suivi de consigne et un jeu de paramètres optimal est ainsi défini. Ce jeu de paramètres assure une régulation de la vitesse de rotation de la turbomachine de qualité en terme de suivi de consigne, sur l'ensemble de l'espace de recherche proposé pour résoudre le problème d'optimisation multiobjectif. Ainsi, les étapes N°1 et N°3 de la méthode développée conduisent à définir un problème d'optimisation multiobjectif dont l'espace de recherche est réduit à deux dimensions. La résolution de ce problème est réalisée par un plan d'expériences de 250 individus avec une minimisation de sa discrédance et l'OCS CATHARE2 (étape N°4, décrite dans la section V.1.2.2). Les solutions optimales de ce plan d'expériences décrivent de manière détaillée le front de Pareto et sont de fait dépourvues d'erreur.

La seconde application démontre la capacité de la conduite à optimiser les chargements thermiques sur la cuve principale du réacteur et sur les ECSG, ainsi que le rendement thermodynamique du réacteur moyenné sur la durée d'un transitoire de fonctionnement normal de type réglage de fréquence. Les choix des actionneurs des régulations mises en œuvre sont définis sur la base des résultats de l'étape N°1 de la méthode. Le système d'ajout et de retrait de gaz (NSS) régule la pression à l'entrée de la turbine, les vannes des lignes de by-pass

récupérateur et ESCG régulent la température du sodium froid des boucles secondaires et la vanne de la ligne de by-pass 1 régule la puissance électrique produite à l'alternateur. L'application de l'étape N°3 de la méthode pour les correcteurs PID associés aux vannes des lignes de by-pass permet de définir des jeux de paramètres optimaux. L'utilisation de l'algorithme *Efficient Global Optimization* (EGO) est requise pour optimiser le critère de qualité de suivi de consigne de la température du sodium froid des boucles secondaires avec la vanne de la ligne de by-pass récupérateur et permet de réduire le critère IAE à 695 °C.s (étape 3.3, décrite dans la section V.2.2). Les critères d'évaluation de la qualité du suivi de consigne (IAE) appliqués à la régulation de la puissance électrique produite aux alternateurs, lors la période du transitoire allant de 100 secondes à 1000 secondes (critère noté IAE1), et lors la période du transitoire allant de 1000 secondes à 1900 secondes (critère noté IAE2) sont considérés comme des contraintes. Le critère IAE2 doit être inférieur à 350 s. La prédiction du respect de cette contrainte en un point de l'espace de recherche, à l'aide de la moyenne du processus gaussien conditionné sur la base d'apprentissage du critère IAE2, conduit à un taux de bon classement de cette contrainte de 0,47, pour l'ensemble des conduites optimales retenues par l'algorithme NSGA couplé aux métamodèles. Afin d'améliorer ce taux, la contrainte sur ce critère est remplacée par une contrainte sur la probabilité pour que la contrainte sur le critère IAE2 soit vérifiée. Cette probabilité est évaluée à l'aide de la fonction de covariance du processus gaussien conditionné reproduisant la variable IAE2. Seules les variables de décision qui assurent une probabilité supérieure à 80 % sont retenues par l'algorithme NSGA. De cette manière, le taux de bon classement du respect de la contrainte sur le critère IAE2 passe de 0,47 à 0,9. De plus, la qualité sur les métamodèles associés aux objectifs permet de définir des conduites optimales proches de la référence modélisée avec l'OCS CATHARE2. Enfin, l'utilisation de l'algorithme génétique NSGA, assure un recouvrement détaillé du front de Pareto pour l'espace de recherche exploré. Des conduites optimales sont ainsi identifiées et assurent un gain potentiel de 0,13 % pour le rendement thermodynamique moyenné du réacteur et un gain de 0,46 °C/cm pour le chargement thermique sur les ESCG, par rapport aux solutions optimales identifiées dans le plan d'expériences CATHARE2 support des bases d'apprentissage des métamodèles (plan de type PE4).

Les perspectives d'amélioration de ces travaux sont les suivantes :

- Inclure le choix des actionneurs supports des régulations dans les variables de décision des problèmes d'optimisation multiobjectifs ;
- Inclure le choix des variables à réguler lors de la conduite du réacteur dans le choix des variables de décision des problèmes d'optimisation multiobjectifs ;
- Appliquer la méthode à un problème difficile caractérisé par une dizaine de variables de décision et une dizaine d'objectifs d'optimisation ;
- Définir des critères permettant de choisir le nombre d'expériences des différents plan d'expériences constitutifs de la méthode, dans l'objectif de réduire le temps d'exécution de l'ensemble de la méthode développée.

# Bibliographie

---

- [1] G. H. COHEN et G. A. COON, « Theoretical considerations of retarded control », *ASME*, vol. 75, p. 827-834, 1953.
- [2] J. Guidez et B. Bonin, *Réacteurs nucléaires à caloporteur sodium*. CEA Saclay; Groupe Moniteur, 2014.
- [3] G. H. Golden et J. V. Tokar, « THERMOPHYSICAL PROPERTIES OF SODIUM. », Argonne National Lab., Ill., 1967.
- [4] C. Behar, « Technology roadmap update for generation IV nuclear energy systems », in *OECD Nuclear Energy Agency for the Generation IV International Forum*, accessed Jan, 2014, vol. 17, p. 2014-03.
- [5] « Loi n° 2006-739 du 28 juin 2006 de programme relative à la gestion durable des matières et déchets radioactifs | Legifrance ». [En ligne]. Disponible sur: <https://www.legifrance.gouv.fr/affichTexte.do?cidTexte=JORFTEXT000000240700>. [Consulté le: 02-avr-2019].
- [6] F. Bertrand *et al.*, « Status of severe accident studies at the end of the conceptual design of ASTRID: Feedback on mitigation features », *Nuclear Engineering and Design*, vol. 326, p. 55-64, 2018.
- [7] J. Guidez, *Phénix - Le retour d'expérience*, EDP Sciences. 2013.
- [8] J. Guidez et G. Prêle, *Superphenix les acquis techniques et scientifiques*, Atlantis Press. 2016.
- [9] J. Guidez et L. Martin, « Bilan de l'expérience de fonctionnement des rapides à sodium dans le monde et application à la conception des futurs réacteurs », *Revue générale nucléaire*, n° 3, p. 57-62, 2007.
- [10] *Arrêté du 11 janvier 2016 portant homologation de la décision n° 2015-DC-0532 de l'Autorité de sûreté nucléaire du 17 novembre 2015 relative au rapport de sûreté des installations nucléaires de base.*
- [11] J.-B. Droin, « Modélisation d'un transitoire de perte de débit primaire non protégé dans un RNR-Na », PhD Thesis, Université Grenoble Alpes, 2016.
- [12] F. Bertrand, « Méthodologies d'études de sûreté et applications pour la pré-conception de différents types de réacteurs nucléaires de quatrième génération », Habilitation à diriger des recherches, Université Grenoble Alpes, 2018.
- [13] « Arrêté du 23 avril 2008 relatif aux prescriptions techniques de conception et de fonctionnement pour le raccordement au réseau public de transport d'électricité d'une installation de production d'énergie électrique - Article 14 ». [En ligne]. Disponible sur: [https://www.legifrance.gouv.fr/affichTexteArticle.do;jsessionid=BDB935E6E0322935D398B8F68474C9F5.tplgfr33s\\_2?idArticle=LEGIARTI000018728747&cidTexte=LEGITEXT000018728709&dateTexte=20190404](https://www.legifrance.gouv.fr/affichTexteArticle.do;jsessionid=BDB935E6E0322935D398B8F68474C9F5.tplgfr33s_2?idArticle=LEGIARTI000018728747&cidTexte=LEGITEXT000018728709&dateTexte=20190404). [Consulté le: 04-avr-2019].
- [14] D. Barbier, « ASTRID: operation procedures to comply with grid regulation and a plant lifetime up to 60 years », *Proceedings of ICAPP 2016*, avr. 2016.
- [15] D. Barbier *et al.*, « Main operation procedures for ASTRID gas power conversion system », *International Conference on Fast Reactors and Related Fuel Cycles: Next Generation Nuclear Systems for Sustainable Development (FR17)*, n° IAEA-CN245-468, p. 10, juin 2017.

- [16] Afcen, *Code of Design and Construction Rules for Mechanical Component in Nuclear Installations (RCC-MRX)*. 2012.
- [17] B. De la Bretesche, *La méthode APTE: Analyse de la valeur, analyse fonctionnelle*, Pétrelle. 2000.
- [18] M. F. Audry, « La démarche d'analyse fonctionnelle », *Académie de Versailles*, 2010.
- [19] P. Ngatchou, A. Zarei, et A. El-Sharkawi, « Pareto Multi Objective Optimization », in *Proceedings of the 13th International Conference on, Intelligent Systems Application to Power Systems*, 2005, p. 84-91.
- [20] C. A. C. Coello, G. B. Lamont, et D. A. V. Veldhuizen, Éd., « Basic Concepts », in *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems: Second Edition*, Boston, MA: Springer US, 2007, p. 1-60.
- [21] R. E. Bellman, *Dynamic Programming*. Princeton University Press, 1957.
- [22] J. Cea, « Les méthodes de « descente » dans la théorie de l'optimisation », *Revue française d'informatique et de recherche opérationnelle*, vol. 2, n° 13, p. 79-101, 1968.
- [23] D. M. Olsson et L. S. Nelson, « The Nelder-Mead Simplex Procedure for Function Minimization », *Technometrics*, vol. 17, n° 1, p. 45-51, févr. 1975.
- [24] Y. Collette et P. Siarry, *Optimisation multiobjectif: Algorithmes*. Editions Eyrolles, 2011.
- [25] P. Siarry et G. Dreyfus, *La méthode du recuit simulé: théorie et applications*. IDSET, 1988.
- [26] F. W. Glover et M. Laguna, *Tabu Search*. Springer Science & Business Media, 1997.
- [27] O. Kramer, *Genetic Algorithm Essentials*. Springer, 2017.
- [28] Storn, « On the usage of differential evolution for function optimization », in *ResearchGate*, 1996.
- [29] S. Chen, J. Montgomery, et A. Bolufé-Röhler, « Measuring the curse of dimensionality and its effects on particle swarm optimization and differential evolution », *Appl Intell*, vol. 42, n° 3, p. 514-526, avr. 2015.
- [30] R. Storn et K. Price, « Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces », *Journal of Global Optimization*, vol. 11, n° 4, p. 341-359, déc. 1997.
- [31] J. J. Liang, B. Y. Qu, P. N. Suganthan, et A. G. Hernández-Díaz, « Problem Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2013 Special Session on Real-Parameter Optimization », p. 39.
- [32] G. Geffraye *et al.*, « CATHARE 2 V2. 5\_2: a single version for various applications », *Nuclear Engineering and Design*, vol. 241, n° 11, p. 4456-4463, 2011.
- [33] N. V. Queipo, R. T. Haftka, W. Shyy, T. Goel, R. Vaidyanathan, et P. Kevin Tucker, « Surrogate-based analysis and optimization », *Progress in Aerospace Sciences*, vol. 41, n° 1, p. 1-28, janv. 2005.
- [34] D. Freynet, « Développement d'une méthodologie pour l'optimisation multicritère de scénarios d'évolution du parc nucléaire », phdthesis, Université Grenoble Alpes, 2016.
- [35] O. Fabbris, « Multi-objective and multi-physics optimization methodology for SFR core : application to CFV concept », Theses, Université de Grenoble, 2014.
- [36] J.-J. Ingremeau, « Optimization method development of the core characteristics of a fast reactor in order to explore possible high performance solutions (a solution being a consistent set of fuel, core, system and safety) », Theses, Université Paris Sud - Paris XI, 2011.

- [37] J. M. Azais et J. M. Bardet, « Archive ouverte HAL - Le Modèle Linéaire par l'exemple Régression, Analyse de la Variance et Plans d'Expériences Illustrations numériques avec les logiciels R, SAS et Splus ». [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00127958/>. [Consulté le: 23-avr-2019].
- [38] P. McCullagh et J. A. Nelder, *Generalized Linear Models*, Chapman and Hall. 1989.
- [39] F. Burba, F. Ferraty, et P. Vieu, « Convergence de l'estimateur à noyau des k plus proches voisins en régression fonctionnelle non-paramétrique », *Comptes Rendus Mathématique*, vol. 346, n° 5-6, p. 339-342, mars 2008.
- [40] R. Bellman et E. Lee, « History and development of dynamic programming », *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 4, n° 4, p. 24-28, nov. 1984.
- [41] P. B. C. Thomas-Agnan, « Le lissage par fonctions splines en statistique, revue bibliographique », p. 31.
- [42] C. E. Rasmussen et C. K. I. Williams, *Gaussian processes for machine learning*, MIT Press. 2006.
- [43] J. Cornfield, « Bayes Theorem », *Revue de l'Institut International de Statistique / Review of the International Statistical Institute*, vol. 35, n° 1, p. 34-49, 1967.
- [44] A. Marrel, B. Iooss, F. Van Dorpe, et E. Volkova, « An efficient methodology for modeling complex computer codes with Gaussian processes », *Computational Statistics & Data Analysis*, vol. 52, n° 10, p. 4731-4744, juin 2008.
- [45] M. De Lozzo, « Substitution de modèle et approche multifidélité en expérimentation numérique | Journal de la Société Française de Statistique », vol. 156, n° 3, p. 21-55, 2015.
- [46] C. M. Bishop et P. of N. C. C. M. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*. Clarendon Press, 1995.
- [47] G. Dreyfus, *Apprentissage statistique*, Eyrolle. 2008.
- [48] K. Hornik, « Approximation capabilities of multilayer feedforward networks », *Neural Networks*, vol. 4, n° 2, p. 251-257, janv. 1991.
- [49] T. W. Simpson, J. D. Poplinski, P. N. Koch, et J. K. Allen, « Metamodels for Computer-based Engineering Design: Survey and recommendations », *EWC*, vol. 17, n° 2, p. 129-150, juill. 2001.
- [50] T. Rahm, J.-B. Droin, N. Marie, F. Bertrand, et A. Marrel, « Analysis of the Total Instantaneous Blockage accident consequences in the innovative inherently-safe CADOR SFR core », *Nuclear Engineering and Design*, vol. 348, p. 78-89, juill. 2019.
- [51] B. Iooss et A. Marrel, « An efficient methodology for the analysis and metamodeling of computer experiments with large number of inputs », in *Proceedings of UNCECOMP 2017 Conference, Rhodes Island, Greece*, 2017.
- [52] S. Wold, K. Esbensen, et P. Geladi, « Principal component analysis », *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 2, n° 1, p. 37-52, août 1987.
- [53] C. J. Willmott et K. Matsuura, « Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance », *Climate Research*, vol. 30, n° 1, p. 79-82, déc. 2005.
- [54] G. Saporta, *Probabilités, analyse des données et statistique*, Technip. 2011.
- [55] R. R. Picard et R. D. Cook, « Cross-Validation of Regression Models », *Journal of the American Statistical Association*, vol. 79, n° 387, p. 575-583, sept. 1984.
- [56] J. R. Koehler et A. B. Owen, « 9 Computer experiments », in *Handbook of Statistics*, vol. 13, Elsevier, 1996, p. 261-308.

- [57] J. Franco, « Exploratory Designs for Computer Experiments of Complex Physical Systems Simulation », Theses, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2008.
- [58] G. Damblin, M. Couplet, et B. Iooss, « Numerical studies of space filling designs: optimization of Latin Hypercube Samples and subprojection properties », *Journal of Simulation*, juill. 2013.
- [59] J.-P. Corriou, *Commande des Procédés*, Seconde édition. Lavoisier, Tec. & Doc., 2003.
- [60] D. Magnon, « Méthodes déterministes d'identification ». [En ligne]. Disponible sur: <http://didier.magnon.free.fr/cours/chapitre%20identification.pdf>. [Consulté le: 07-mai-2019].
- [61] P. De Larminat, *Automatique: commande des systèmes linéaires*. Hermes Paris, 1996.
- [62] W. C. Schultz et V. C. Rideout, « Control system performance measures: Past, present, and future », *IRE Trans. Automat. Contr.*, vol. AC-6, n° 1, p. 22-35, 1961.
- [63] D. R. Jones, M. Schonlau, et W. J. Welch, « Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions », *Journal of Global Optimization*, vol. 13, n° 4, p. 455-492, déc. 1998.
- [64] H. Mohammadi, « Kriging-based black-box global optimization: analysis and new algorithms », Theses, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2016.
- [65] O. Roustant, D. Ginsbourger, et Y. Deville, « DiceKriging, DiceOptim: Two R packages for the analysis of computer experiments by kriging-based metamodeling and optimization ». 28-juin-2010.
- [66] C. Daniel, « One-at-a-Time Plans », *Journal of the American Statistical Association*, vol. 68, n° 342, p. 353-360, juin 1973.
- [67] M. D. Morris, « Factorial Sampling Plans for Preliminary Computational Experiments: Technometrics: Vol 33, No 2 », *Technometrics*, vol. 33, n° 2, p. 161-174, mai 1991.
- [68] A. Saltelli, P. Annoni, I. Azzini, F. Campolongo, M. Ratto, et S. Tarantola, « Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index », *Computer Physics Communications*, vol. 181, n° 2, p. 259-270, févr. 2010.
- [69] I. M. Sobol, « Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models », *Matem. Modelirovanie 2 (1) (1990) 112-118 (in Russian), MMCE, 1(4) (1993) 407-414 (in English)*.
- [70] I. M. Sobol', « Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates », *Mathematics and Computers in Simulation*, n° 55, p. 271-280, 2001.
- [71] F. Gamboa, A. Janon, T. Klein, A. Lagnoux-Renaudie, C. Prieur, et C. Prieur, « Statistical inference for Sobol pick freeze Monte Carlo method », *arXiv:1303.6447 [math, stat]*, mars 2013.
- [72] B. Sudret, « Global sensitivity analysis using polynomial chaos expansions », *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 93, n° 7, p. 964-979, juill. 2008.
- [73] A. Marrel, B. Iooss, B. Laurent, et O. Roustant, « Calculations of Sobol indices for the Gaussian process metamodel », *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 94, n° 3, p. 742-751, mars 2009.
- [74] « The Comprehensive R Archive Network ». [En ligne]. Disponible sur: <https://cran.r-project.org/>. [Consulté le: 09-mai-2019].
- [75] J. Franco, D. Dupuy, O. Roustant, P. Kiener, et G. D. and B. Iooss, *DiceDesign: Designs of Computer Experiments*. 2018.
- [76] O. Roustant, D. Ginsbourger, Y. D. C. C. Chevalier, et Y. Richet, *DiceKriging: Kriging Methods for Computer Experiments*. 2018.

- [77] B. Iooss *et al.*, *sensitivity: Global Sensitivity Analysis of Model Outputs*. 2018.
- [78] R Core Team and contributors worldwide, *The R Stats Package*. 2019.
- [79] O. Mersmann, H. Trautmann, D. Steuer, B. Bischl, et K. Deb, *mco: Multiple Criteria Optimization Algorithms and Related Functions*. 2014.
- [80] V. Picheny *et al.*, *DiceOptim: Kriging-Based Optimization for Computer Experiments*. 2016.
- [81] J. ROUAULT, « Jeu de données CATHARE2 GAZ et cartes de performance 2014 », *Note CEA/DEN/CAD/DER/ASTRID DO 331*, nov. 2014.
- [82] E. Hourcade, F. Curnier, T. Mihara, B. Farges, J.-F. Dirat, et A. Ide, « ASTRID nuclear island design; Advances in French-Japanese joint team development of decay heat removal systems », *Proceedings of 2016 International Congress on Advances in Nuclear Power Plants (ICAPP 2016)*, San Francisco, USA, p.1740-1745, 20/04-2016.
- [83] International Atomic Energy Agency, « Safety related terms for advanced nuclear plants - IAEA-TECDOC-626 ». sept-1991.
- [84] M. Saez, S. Menou, et B. Uzu, « The pre-conceptual design of the nuclear island of ASTRID|INIS », *Proceedings of the 2012 International Congress on Advances in Nuclear Power Plants - ICAPP '12*, 2012.
- [85] T. Lebarbe, S. Marie, B. Drubay, O. Gelineau, D. Bonne, et F. De La Burgade, « Presentation of the Afcen RCC-MRx Code for Sodium Reactors (SFR), Research Reactors (RR) and Fusion (ITER): General Overview », in *ASME 2010 Pressure Vessels and Piping Division/K-PVP Conference*, 2010, p. 797–802.
- [86] G. AVAKIAN, J. FLOYD, G. RODRIGUEZ, L. CACHON, D. HAUBENSACK, et N. ALPY, « Preliminary Design of Low Temperature Gas-Gas Heat Exchangers For a 900 MWth S-CO 2 cycle », *Proceedings of ICAPP 2011*, n° Paper 11084, mai 2011.
- [87] J. F. DIRAT, « SCE Gaz. Note de fonctionnement de l'ensemble de l'IN préliminaire », *Note technique AREVA AST 3 INC NT ANP 02629*, déc. 2016.
- [88] Commissariat à l'énergie atomique (France), *La neutronique*. Paris: Le Moniteur : CEA, 2013.
- [89] F. Bertrand, G. Mauger, M. Bensalah, et P. Gauthé, « Transient behavior of ASTRID with a gas power conversion system », *Nuclear Engineering and Design*, vol. 308, p. 20-29, nov. 2016.
- [90] D. Tenchine, « Some thermal hydraulic challenges in sodium cooled fast reactors », *Nuclear Engineering and Design*, vol. 240, n° 5, p. 1195-1217, mai 2010.
- [91] R. THEVENOT, « Caractérisation du système de conversion d'énergie au gaz d'ASTRID avec CATHARE2 », *Rapport de stage CEA/DEN/CAD/DER/SESI/LEMS DR 24*, juill. 2016.
- [92] S. Bechikh, L. Ben Said, et K. Ghédira, « Searching for knee regions of the Pareto front using mobile reference points », *Soft Comput*, vol. 15, n° 9, p. 1807-1823, sept. 2011.
- [93] P. C. Besse et H. Cardot, « Approximation spline de la prevision d'un processus fonctionnel autorégressif d'ordre 1 », *Canadian Journal of Statistics*, vol. 24, n° 4, p. 467-487, 1996.

## Annexe A : Processus gaussien

---

Cette annexe propose plusieurs figures illustratives pour une fonction déterministe  $f$  définie dans un espace à une dimension qui permettront aux lecteurs de visualiser les notions des modèles de substitution de type processus gaussien. Toutefois, l'ensemble des notions exposées sont reproductibles dans un espace de définition à  $d$  dimension.

Un processus gaussien (noté  $Z(\mathbf{x})$ ) est un champ aléatoire, autrement dit, une fonction aléatoire à valeur dans  $\mathbb{R}$  et définie dans un sous-ensemble de  $\mathbb{R}^p$ , noté  $\Omega$ . La définition d'une fonction aléatoire se base sur la notion de variable aléatoire vectorielle. Une variable aléatoire vectorielle associe pour chaque éventualité  $\omega$ , un vecteur de  $n$  éléments de  $\mathbb{R}$ , noté  $V$  dans l'équation (58). Une réalisation d'un processus gaussien est dépendante de l'éventualité  $\omega$  et de  $\mathbf{x} \in \Omega$ . Elle est notée  $Z(\omega, \mathbf{x})$ .

$$\omega \rightarrow V = [Z_1(\omega), \dots, Z_n(\omega)] \quad (58)$$

Une fonction aléatoire est une variable aléatoire vectorielle composée d'une infinité de composantes, elle est notée  $Z(\mathbf{x})$  et dépend d'un paramètre d'entrée noté  $\mathbf{x}$  qui désigne la composante de la fonction aléatoire. Dans les figures illustratives  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}$ , mais pour un champ aléatoire réel  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^p$  et  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_p)$ .

La Figure 79 représente une fonction déterministe à reproduire définie par l'équation (59), ainsi que les 7 points observés de cette fonction (triangles bleus dans la Figure 79). Ces 7 points constituent ici la base d'apprentissage. La fonction  $f$  est définie pour  $X \in \mathbb{R}$ . La notation  $X$  remplace donc la notation  $\mathbf{x}$  dans la suite de l'annexe.

$$f(X) = 9 \cos(X) - 13 \sin(X) + 4 \quad (59)$$

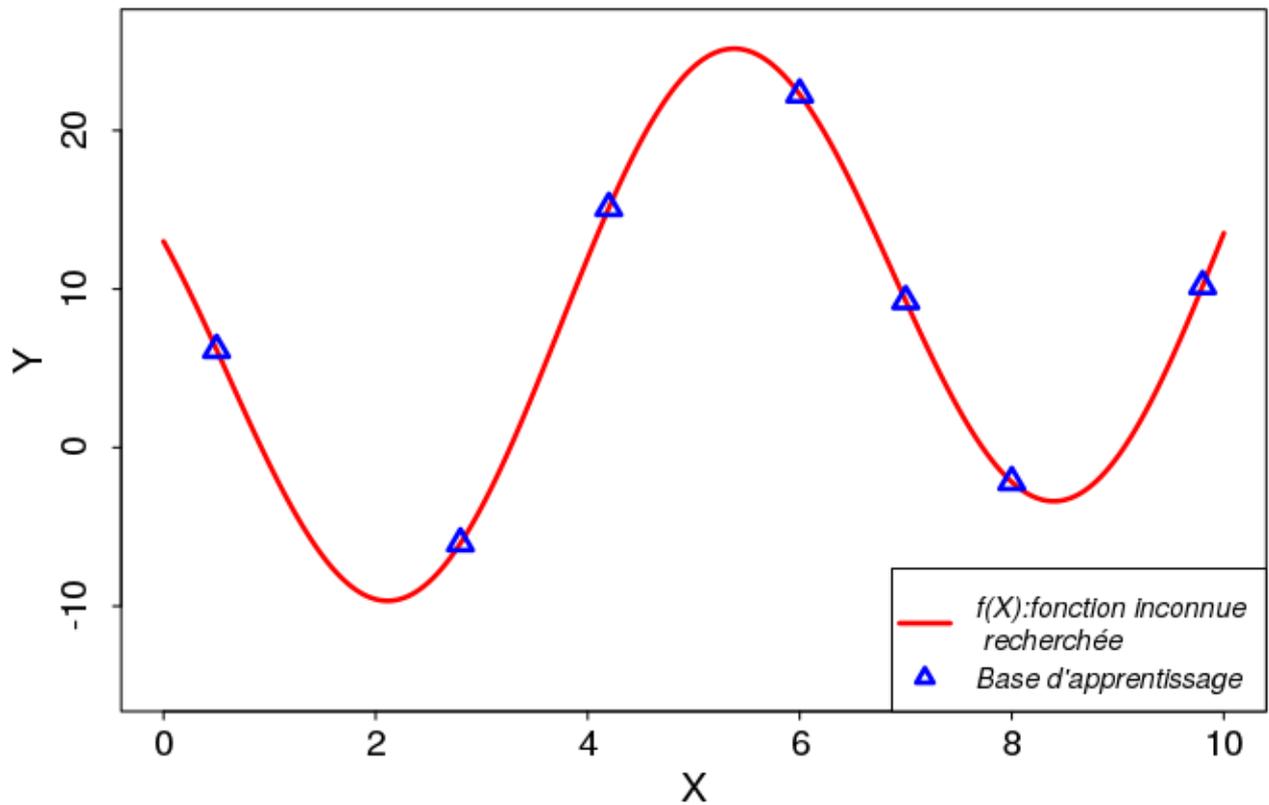


Figure 79. Fonction inconnue et points de la base d'apprentissage

Le processus gaussien est défini par deux objets mathématiques :

- Son espérance caractérisée par un modèle de régression, notée  $\mu(X)$  ;
- Sa structure de covariance qui induit une variabilité stochastique en chaque point de son ensemble de définition, notée  $r(X, X')$  pour tous  $X$  et  $X'$  de  $\mathbb{X}$ .

L'espérance est une somme pondérée de  $n_\beta$  fonctions de régression dépendantes de  $X$  regroupées au sein du vecteur  $h(X)$  (60).

$$h(X) = \left( h_1(X), \dots, h_{n_\beta}(X) \right)^T \in \mathbb{R}^{n_\beta} \quad (60)$$

Ainsi  $\mu(X)$  s'écrit selon la relation (61), avec  $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_{n_\beta})$  le vecteur de pondération.

$$\mu(X) = h(X)^T \beta \in \mathbb{R} \quad (61)$$

Trois catégories de processus gaussiens sont identifiables en fonction de la nature de leur espérance.

- 1- Le krigeage simple consiste à fixer les  $n_\beta$  fonctions à 1 et les  $n_\beta$  pondérations  $\beta_i$  sont connues de l'utilisateur ;
- 2- Le krigeage ordinaire consiste à fixer les  $n_\beta$  fonctions à 1 une valeur constante et les  $n_\beta$  pondérations  $\beta_i$  sont inconnues de l'utilisateur ;
- 3- Le krigeage universel  $n_\beta=d$ , les fonctions  $h_i(X)$  sont souvent linéaires et traitent

exclusivement la coordonnées  $i$  de  $X$ , par exemple  $h_i(X) = x_i$  ;

Le type de processus gaussien retenu lors des travaux de thèse est de type krigeage simple.

Une propriété importante des processus gaussiens est que pour tout  $N$  appartenant à  $\mathbb{N}$ , un échantillon de  $N$  points de simulation du processus gaussien noté  $Z$  est un vecteur gaussien. Cette propriété permet de définir que pour tout  $X$  appartenant à  $\mathbb{X}$  la comportement de  $Z(X)$  suis une loi de densité de probabilité de type loi normale à  $N$  dimensions. La moyenne de cette loi normale est définie par l'espérance  $\mu(X)$  et sa structure de covariance est définie par la structure de covariance  $r(X, X')$  du processus gaussien qui caractérise la régularité de la fonction  $f$  et est une fonction de corrélation dépendant de la distance  $h$  (définie par la norme 2) entre  $X$  et  $X'$  et d'un paramètre de portée  $\xi$ . Différentes fonctions de corrélation sont disponibles dans la littérature (certaines sont présentées dans la référence [46]), celle retenue pour les processus gaussiens construits lors de ces travaux de thèse est la Matérn 5/2 définie selon l'équation (62). La structure de covariance atteint son maximum lorsque  $X=X'$ .

$$r(X, X') = \left( 1 + \frac{5^{\frac{1}{2}}h}{\xi} + \frac{5}{3} \left( \frac{h}{\xi} \right)^2 \right) \exp\left(-\frac{5^{\frac{1}{2}}h}{\xi}\right) \quad (62)$$

Pour définir la moyenne  $\mu(X)$  et la structure de covariance  $r(X, X')$  qui permettront de calculer la densité de probabilité en un point d'intérêt, il faut définir un vecteur  $\beta$  (le cas échéant) et le paramètre de portée  $\xi$ . Ce paramétrage s'obtient en maximisant la probabilité d'observer une base d'apprentissage via la méthode du maximum de vraisemblance. Il s'agit là d'un sous-problème d'optimisation nécessaire au paramétrage du processus gaussien. Une fois ce paramétrage obtenu le processus gaussien peut être utilisé comme une fonction aléatoire.

La Figure 80 illustrent deux réalisations du processus gaussien paramétré sur les 10 observations constitutives de la base d'apprentissage de l'exemple illustratif à l'aide du package DiceKriging du logiciel R [77]. Le maximum de vraisemblance est optimisé par la procédure de quasi-Newton du package stats du logiciel R avec la méthode « L-BFGS-B ». La moyenne constante calculée vaut 4,23 et le coefficient de portée 2,29.

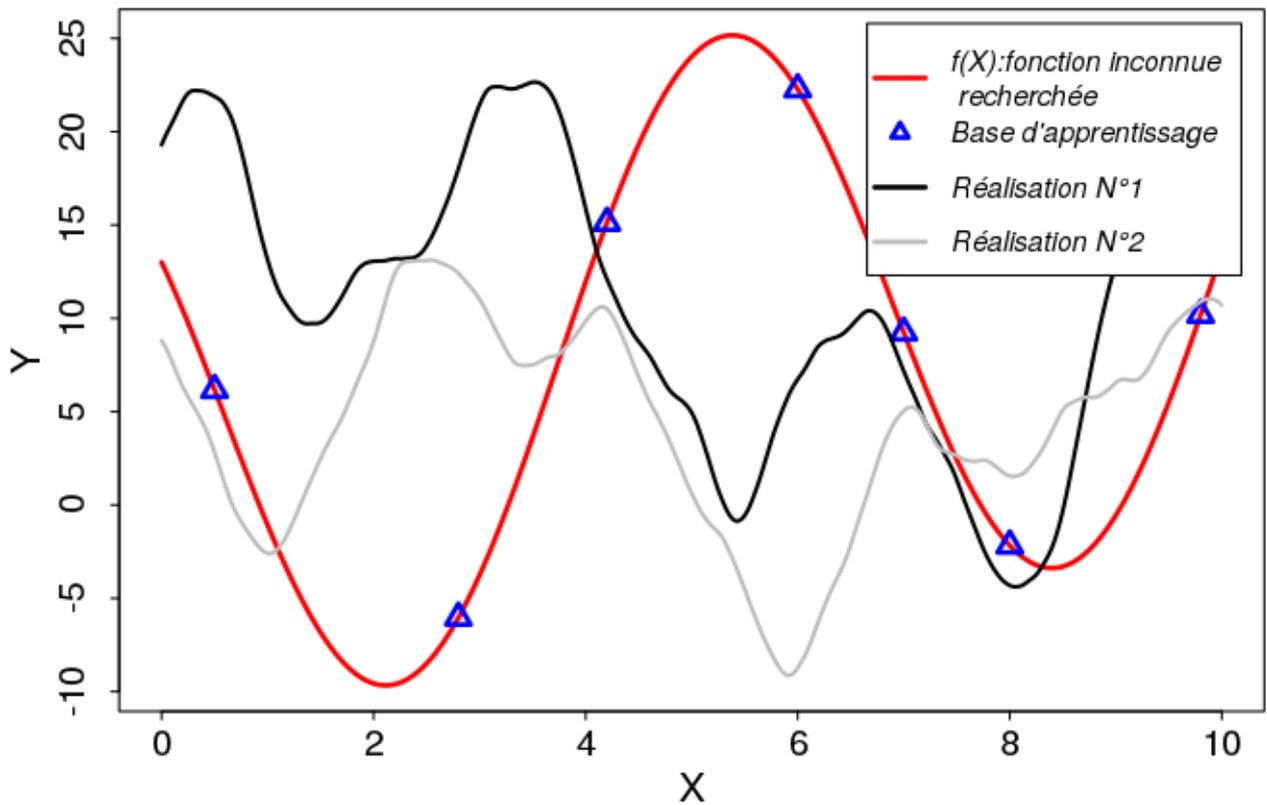


Figure 80. Deux réalisations d'un processus gaussien paramétré

Pour le moment le processus gaussien ne permet pas de substituer efficacement le code de calcul capable d'évaluer  $f(X)$ . Un modèle de substitution beaucoup plus efficace consiste à conditionner le processus gaussien paramétré pour qu'il devienne un interpolateur exact aux éléments constitutifs de la base d'apprentissage. Les expressions mathématiques de la moyenne conditionnée  $\mu(X|BA)$  avec  $BA$  la base d'apprentissage et de sa structure de covariance conditionnée sont disponibles dans la référence [46]. Ainsi, le processus gaussien conditionné reste un processus aléatoire entre les points de la base d'apprentissage et un interpolateur exact aux points constitutifs de la base d'apprentissage. A l'aide de la structure de covariance conditionnée il est possible de calculer des intervalles de confiances associés à une probabilité. Ainsi la Figure 81, illustre les intervalles de confiances à 95% autour de la moyenne conditionnée du processus gaussien.

Un estimateur d'un processus gaussien peut être utilisé pour substituer une fonction déterministe notée  $f$ , à valeur dans  $\mathbb{R}$  et définie dans un sous-ensemble de  $\mathbb{R}^p$ , dont un code complexe renvoie un échantillonnage de taille  $N$ . Un interpolateur simple d'utilisation est la moyenne d'un processus gaussien conditionné sur les éléments d'une base d'apprentissage. La représentation de la moyenne du processus gaussien conditionné sur les 7 observations de la fonction  $f$  est disponible sur la Figure 81.

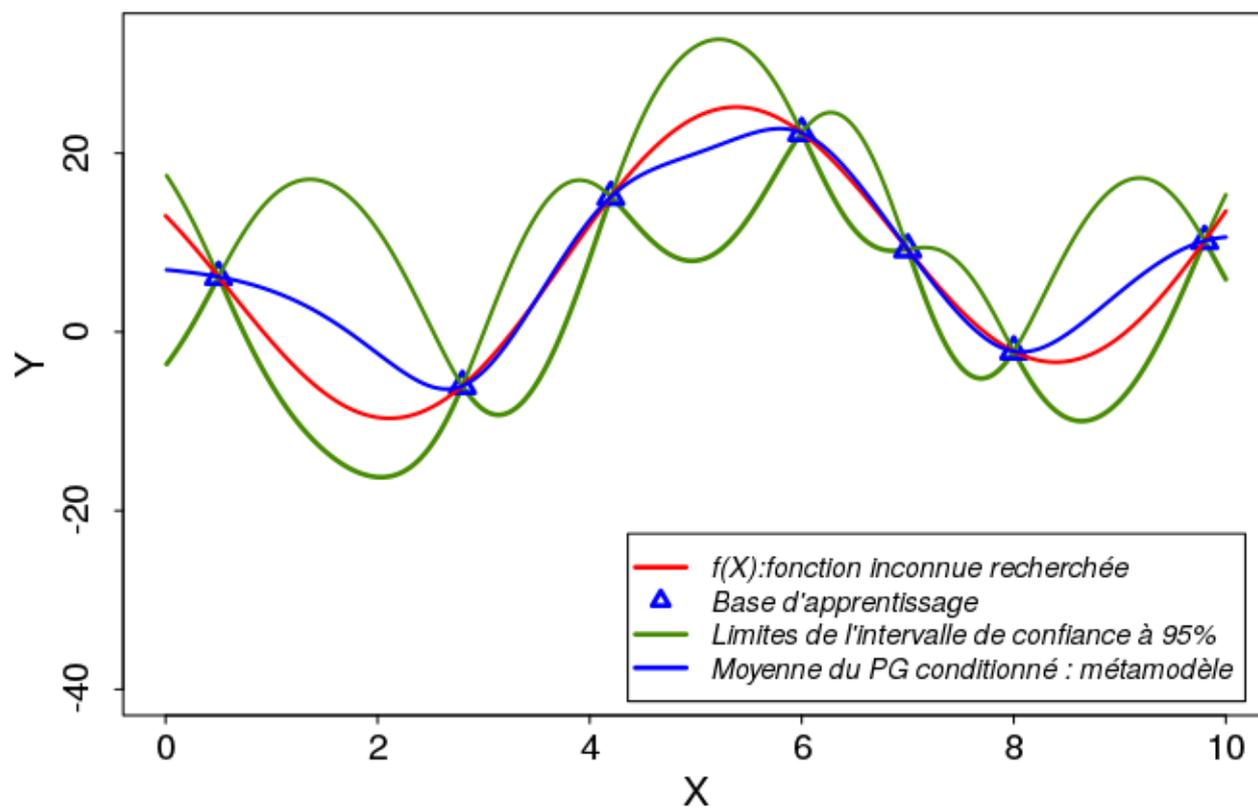


Figure 81. Intervalle de confiance à 95% et moyenne du processus gaussien obtenus à la suite du conditionnement du processus gaussien

## Annexe B : Implémentation d'une régulation utilisant un correcteur PID

---

Nous souhaitons implémenter dans les JDD, support des modélisations de séquences de fonctionnement normales, incidentelles ou accidentelles, l'action d'un correcteur PID définie par :

$$r(t) = K_r * [e(t) + \frac{1}{\tau_i} \int_0^t e(x) dx + \tau_d \frac{de(t)}{dt}]$$

L'implémentation passe par :

La discrétisation des actions dérivées et intégrales ;

L'écriture de la transformée en Z des discrétisations ;

Un réarrangement des termes de la fonctions de transfert pour faire apparaître les valeurs aux temps de calculs  $t_{k-1}$  et  $t_{k-2}$ .

Etapes de discrétisation :

La discrétisation de l'action dérivée vaut :

$$\frac{de(t_k)}{dt} = \frac{(e(t_k) - e(t_{k-1}))}{T_s}$$

En utilisant la méthode des trapèzes :

$$\int_0^{t_k} e(x) dx = I(t_k) = I(t_{k-1}) + \frac{e(t_k) + e(t_{k-1})}{2} T_s$$

Transformation en Z :

En utilisant la propriété de la transformées en Z :

$$Z[x(k - n)] = z^{-n} X(z)$$

Avec Z qui définit la transformée en Z :

$$Z[x(k)] = X(z)$$

Les transformées en Z des discrétisations des actions dérivées et intégrales sont :

$$\begin{aligned} Z \left[ \frac{de(t_k)}{dt} \right] &= \frac{E[z] - z^{-1} E[z]}{T_s} \\ \frac{Z \left[ \frac{de(t_k)}{dt} \right]}{E[z]} &= \frac{z - 1}{T_s} \\ \frac{Z \left[ \int_0^t e(x) dx \right]}{E[z]} &= \frac{T_s (z + 1)}{2(z - 1)} \end{aligned}$$

On peut donc écrire la transformée en Z de la fonction de transfert de l'action du correcteur :

$$\frac{R[z]}{E[z]} = \frac{az^2 + bz + d}{z^2 - z}$$

Avec :

$$\begin{aligned} a &= K_r \left( 1 + \frac{T_s}{\tau_i 2} + K_r \tau_d \right) \\ b &= K_r \left( -1 + \frac{T_s}{\tau_i 2} - \frac{2\tau_d}{T_s} \right) \\ c &= K_r \tau_d / T_s \end{aligned}$$

Soit en revenant dans le domaine discrétisé :

$$r(t_k) = r(t_{k-1}) + ae(t_k) + be(t_{k-1}) + ce(t_{k-2})$$

Les calculs CATHARE2 définissent un pas de temps adaptatif, noté  $T_s$ , qui varie entre une borne minimale et maximale, notées respectivement DTMIN et DTMAX. Les coefficients a, b et c sont des fonctions de ce pas de temps. Une étude devra être conduite pour s'assurer de l'indépendance du suivi de consigne au pas de temps des calculs CATHARE2.



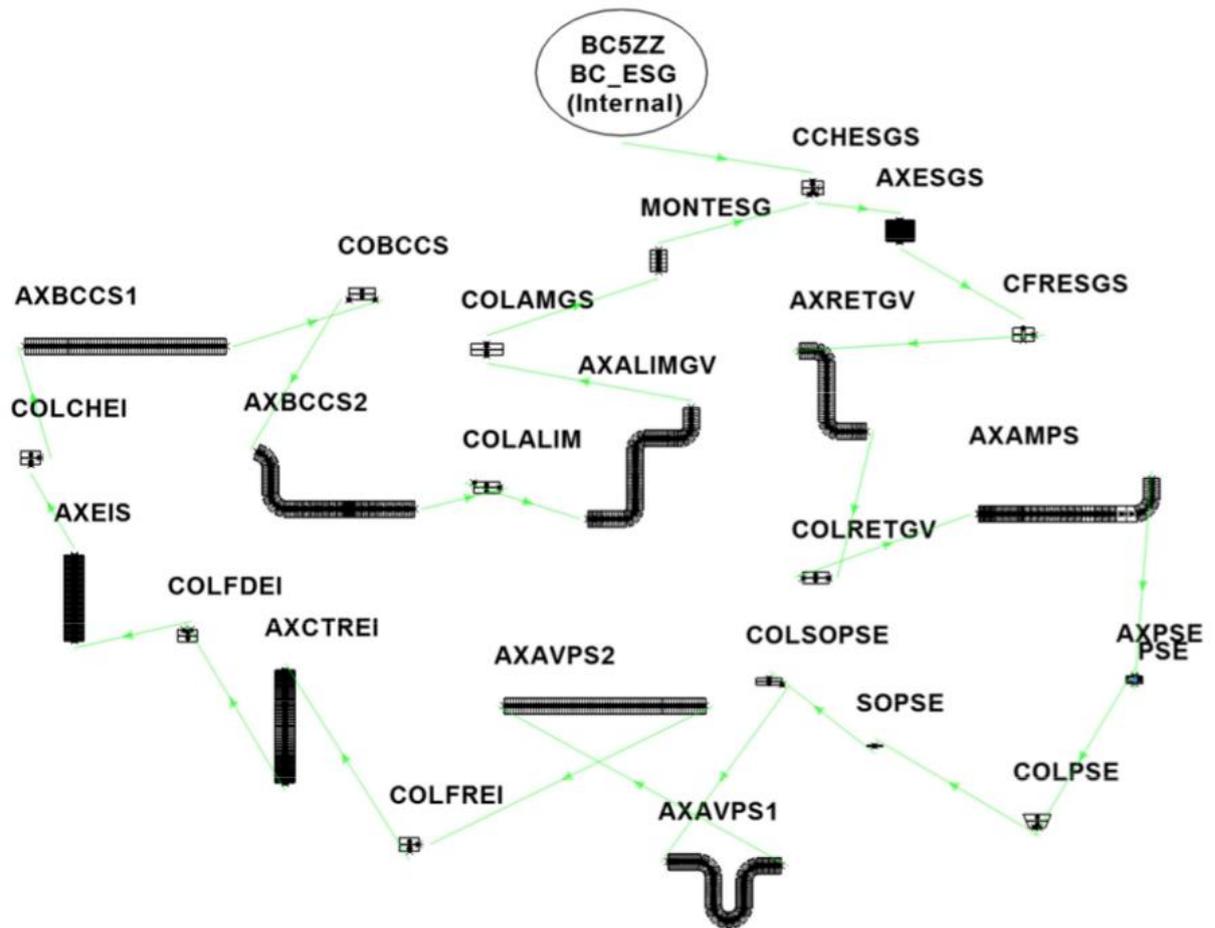


Figure 83. Représentation CATHARE2 du circuit secondaire d'ASTRID

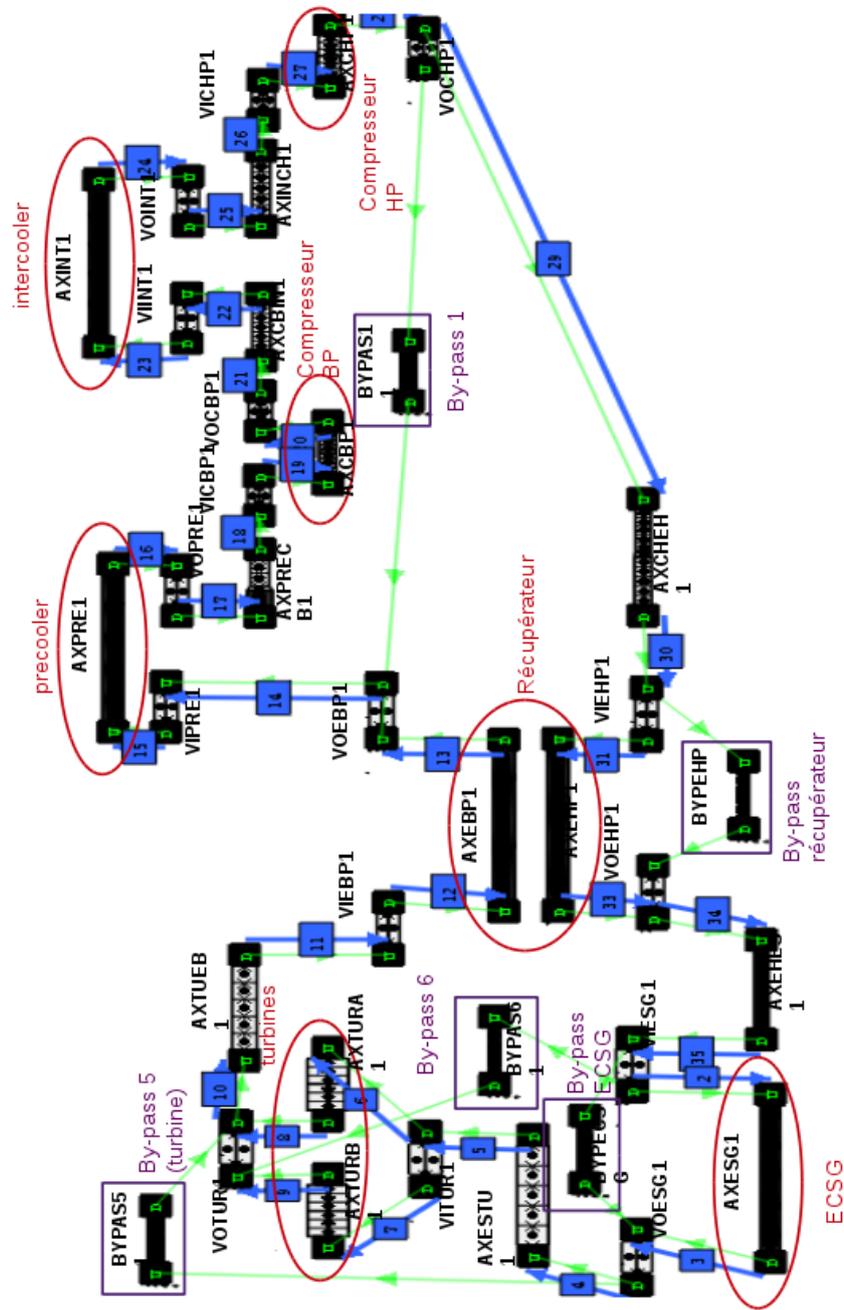


Figure 84. Représentation CATHARE2 du SCE au gaz

## Annexe D : Performances des métamodèles supports des analyses de sensibilité présentées dans la partie IV.2

---

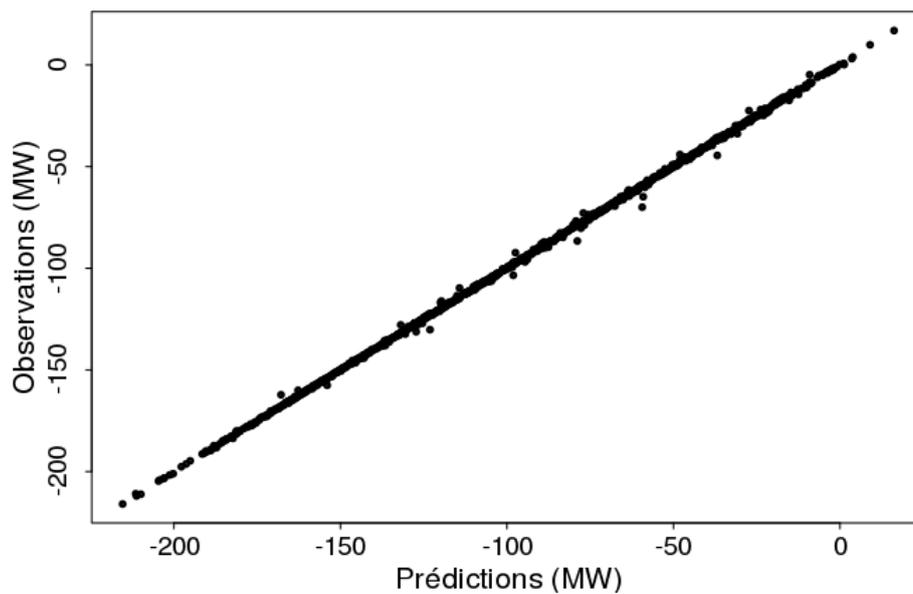


Figure 85. Tracé des amplitudes de variation de la puissance électrique produite aux alternateurs prédites par les modèles de substitution et *leave-one-out* en fonction des valeurs observées du plan PE1

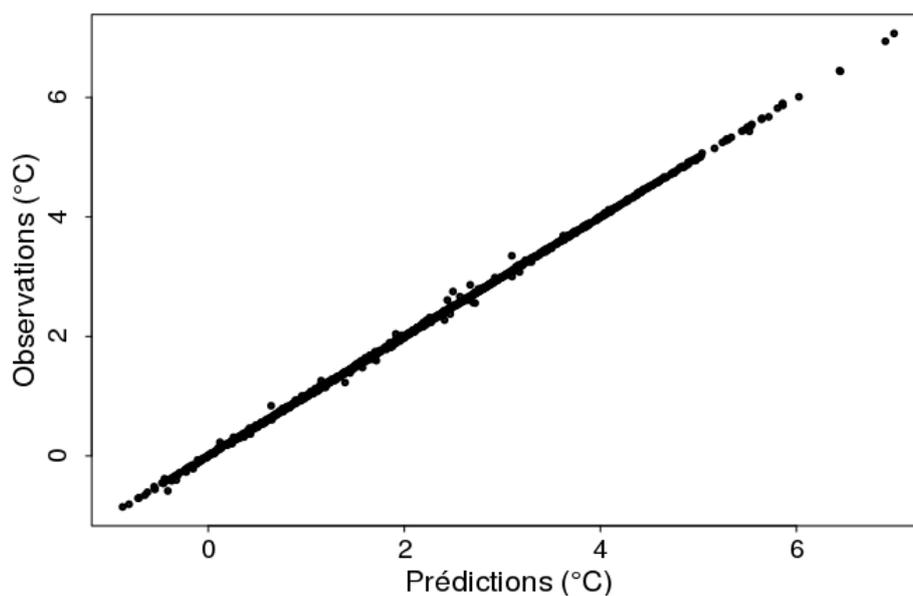


Figure 86. Tracé des amplitudes de variation de la température en entrée des compresseurs basse pression prédites par les modèles de substitution et par *leave-one-out* en fonction des valeurs observées du plan PE1

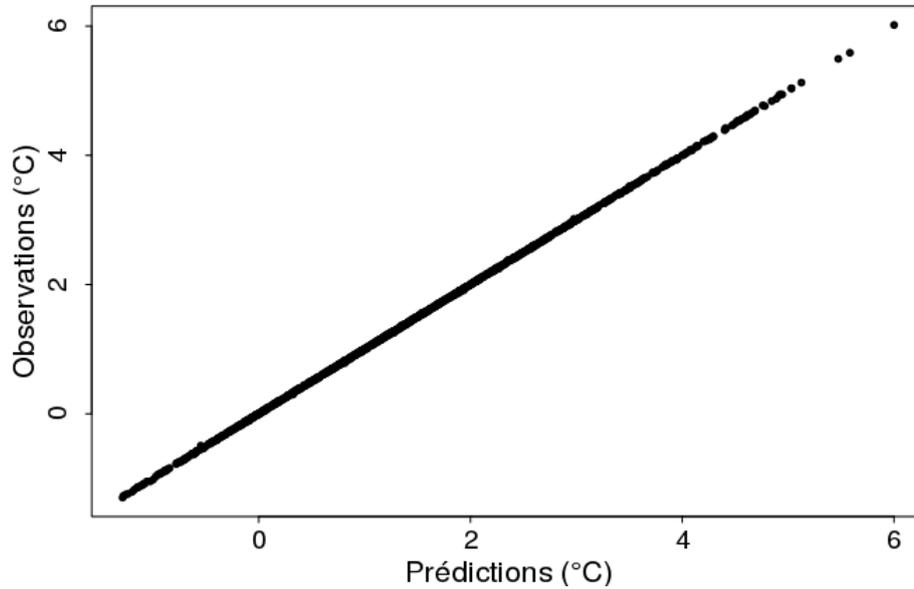


Figure 87. Tracé des amplitudes de variation de la température en entrée des compresseurs haute pression prédites par les modèles de substitution et par *leave-one-out* en fonction des valeurs observées du plan PE1

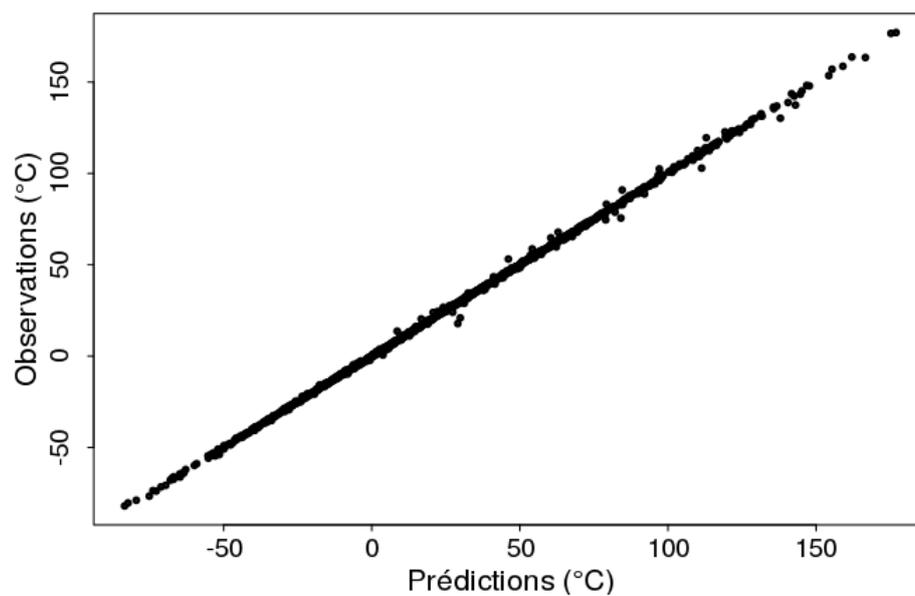


Figure 88. Tracé des amplitudes de variation de la température du gaz en sortie des ECSG prédites par les modèles de substitution et par *leave-one-out* en fonction des valeurs observées du plan PE1

## Annexe E : Non dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA)

---

L'algorithme génétique NSGA est une méthode dite « agrégative » qui ramène le problème d'optimisation multiobjectif à un problème d'optimisation à un seul objectif. Cette méthode est basée sur une classification en plusieurs niveaux des individus. Cette classification est présentée ci-après selon le formalisme de la référence [25].

Dans un premier temps, chaque individu potentiellement solution du problème d'optimisation multiobjectif est affecté d'un rang. Ce rang est celui de Pareto, il utilise la notion de domination pour grouper l'ensemble des individus non-dominés entre eux (cf. section II.1.1.2). Tous les individus non dominés de même rang sont classés dans une catégorie. A cette catégorie, on affecte une efficacité factice, qui est inversement proportionnelle au rang de Pareto de la catégorie considérée.

Pour obtenir une représentation du front de Pareto détaillée, les individus d'une catégorie considérée doivent se répartir uniformément au sein de celle-ci. Pour maintenir cette diversité, les individus classés se voient affectés d'une nouvelle valeur d'efficacité  $m_i$  selon la formule suivante :

$$m_i = \sum_{j=1}^K Sh(d(i,j)) \quad (63)$$

$$Sh(d(i,j)) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d(i,j)}{\sigma_{share}}\right) & \text{si } d(i,j) < \sigma_{share} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (64)$$

Ici,  $K$  désigne le nombre d'individus dans la catégorie considérée et  $d(i,j)$  est la distance entre l'individu  $i$  et  $j$ . Plusieurs types de distance sont envisageable : la norme euclidienne ou la distance de Hamming [25]. Ainsi, tous les individus dont la distance est inférieure à  $\sigma_{share}$  sont pris en compte dans le calcul de l'efficacité  $m_i$ . Les autres seront ignorés. La valeur d'efficacité totale  $f_i$  de l'individu  $i$  au sein d'une catégorie est alors :

$$f_i = \frac{F}{m_i} \quad (65)$$

Où  $F$  est la valeur d'efficacité affectée à la catégorie à laquelle appartient l'individu (l'inverse du rang de Pareto).

Comme les individus qui ont un rang de Pareto de 1 ont une meilleure efficacité, ils sont reproduits en plus grand nombre que les autres. Cette propriété permet d'obtenir une convergence plus rapide vers la surface de compromis. Le partage, lui, permet de maintenir une répartition « uniforme » sur la surface de compromis.

## Annexe F : Application de l'étape N°3 au transitoire de réglage de fréquence étudié dans la partie V.2

La vanne de la ligne de by-pass 1 est utilisée pour contrôler la puissance électrique produite à l'alternateur.

La méthode d'identification de Broïda est appliquée. La réponse à un échelon d'ouverture de 10 % de l'ouverture totale de la vanne conduit à une variation de puissance électrique présentée dans Figure 89.

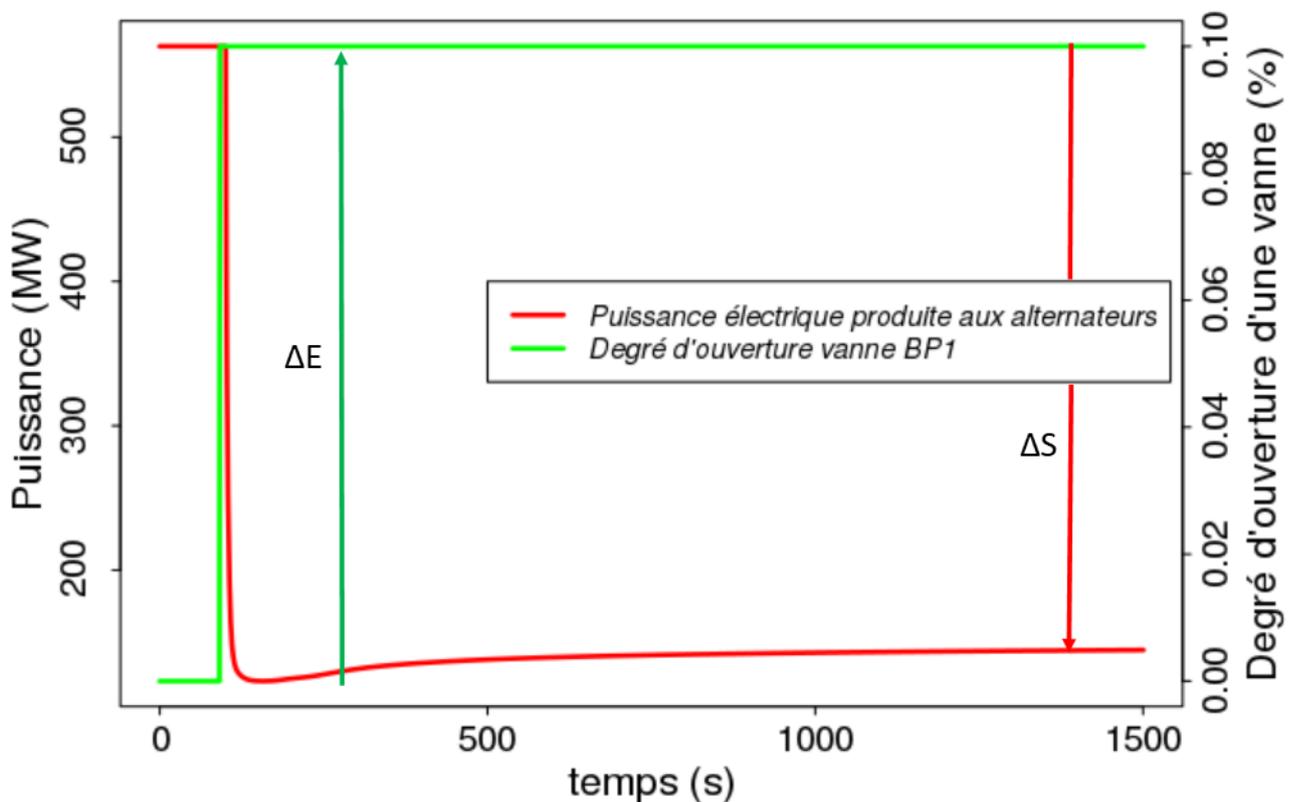


Figure 89. Variation de la puissance électrique produite aux alternateurs suite à un échelon d'ouverture de 10 % de l'ouverture totale de la vanne de by-pass 1

L'ensemble des données utiles pour une identification selon la méthode de Broïda (telles qu'introduit dans la partie II.4.3) sont synthétisées dans le Tableau 19.

$\Delta S$ (MW)	$\Delta E$	t1 (s)	t2 (s)
-208	0,1	101,5	102

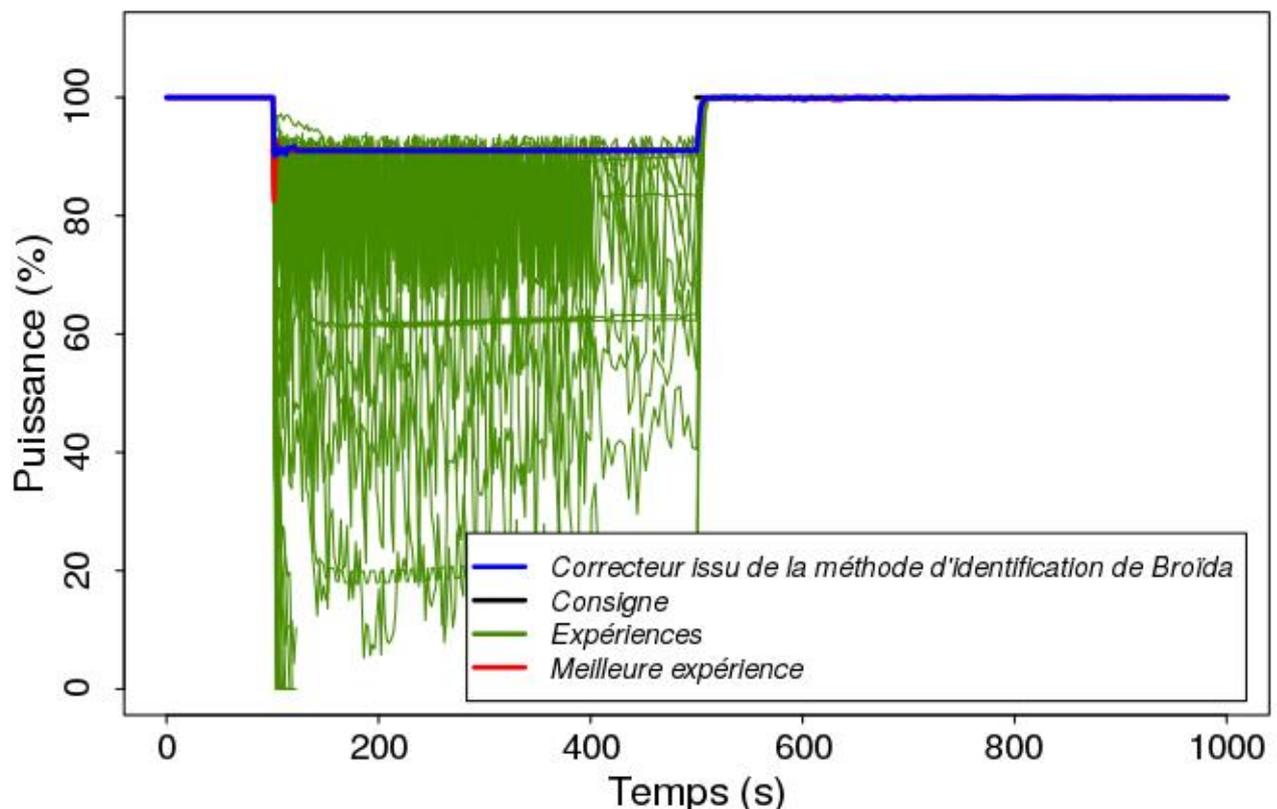
Tableau 19. Paramètres d'identification associés à la méthode de Broïda

L'application des relations empiriques de Cohen et Coon définit le correcteur PID présenté dans le Tableau 20.

$K_p$	$\tau_i$	$\tau_d$
$-3,3 \cdot 10^{-9} W^{-1}$	1,2 s	0,18

**Tableau 20. Paramétrage du correcteur PID de la vanne de by-pass 1 pour contrôler la puissance électrique produite à l'alternateur (en watt) calculé par les relations de Cohen et Coon**

La réalisation d'un plan d'expériences de 100 individus centré autour de paramétrage du Tableau 20, tel que le propose l'étape N°3.2, ne permet pas de trouver un meilleur individus en termes de qualité de suivi de consigne. Le transitoire test consiste en une régulation de la puissance électrique produite à l'alternateur à 91 % de la  $P_n$  entre 100 s et 500 s puis à 100 % de la  $P_n$  entre 500 s et 1000s. La Figure 90 illustre les variations de puissance électrique (en relatif à la puissance nominale) pour l'ensemble des individus du plan d'expériences et le correcteur du Tableau 20. Les courbes rouge et bleue sont quasi-superposées à l'exception du comportement après 100 s.



**Figure 90. Plan d'expériences de l'étape N°3.2 pour optimiser le paramétrage du correcteur PID associé à la régulation de la puissance électrique par la vanne de by-pass 1**

## Annexe G : Processus gaussiens associés à l'optimisation de la séquence alternative au MdTE

---

Deux processus gaussiens de type ordinaire, avec une structure de covariance de type Matérn 5/2 reproduisent les objectifs MTG et  $t_{\text{CSD}}$  de l'étude présentée à la section V.1.2, en fonction des deux variables de décision  $\omega_{\text{steady}}$  et  $t_{\text{ramp}}$ . Ces processus gaussiens sont paramétrés et conditionnés sur la base d'apprentissage PE 3 dont les bornes de définition sont définies dans le Tableau 9.

Les coefficients de prédictivité calculés par *leave-one-out* sont tous deux égaux à 0,99.

Les graphiques de prédiction (cf. section II.2.3) ci-dessous sont obtenus par *leave-one-out* et en utilisant les moyennes des processus gaussiens conditionnés comme métamodèles.

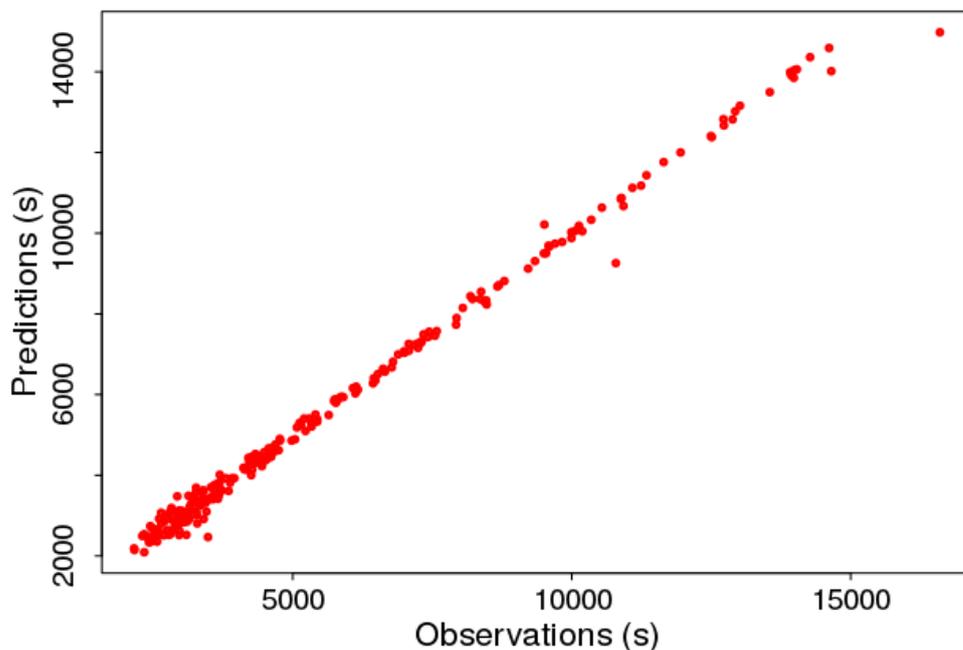


Figure 91. Graphique de prédiction associé à la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant l'objectif  $t_{\text{CSD}}$

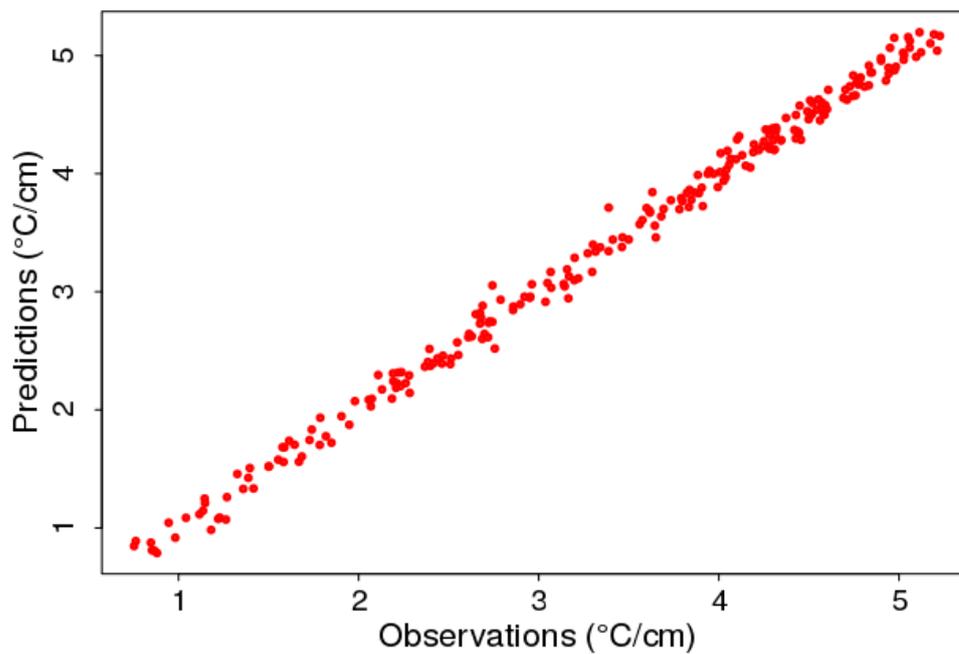


Figure 92. Graphique de prédiction associé à la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant l'objectif MTG

## Annexe H : Métamodèles associés à l'optimisation de la séquence de réglage de fréquence

---

Le métamodèle de type moyenne du processus gaussien conditionné sur le plan d'expérience PE4 associé à l'objectif MTG sur l'ECSG est caractérisé par un coefficient de prédictivité de 0,99.

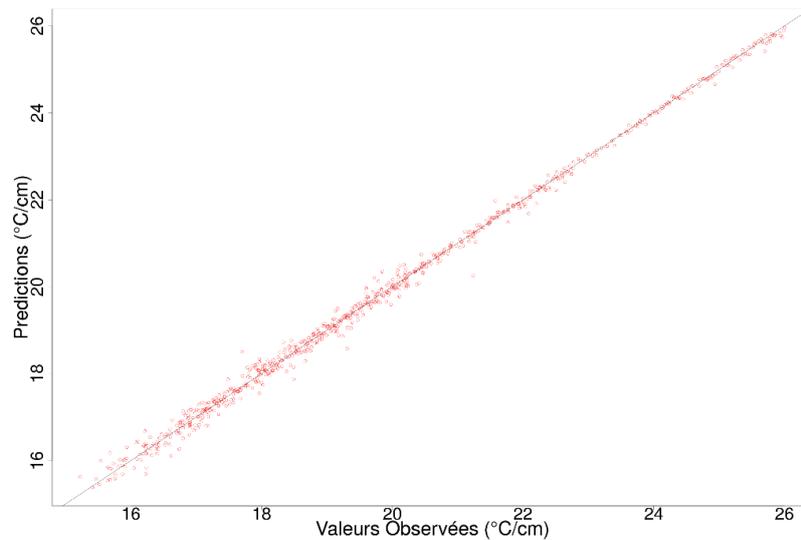
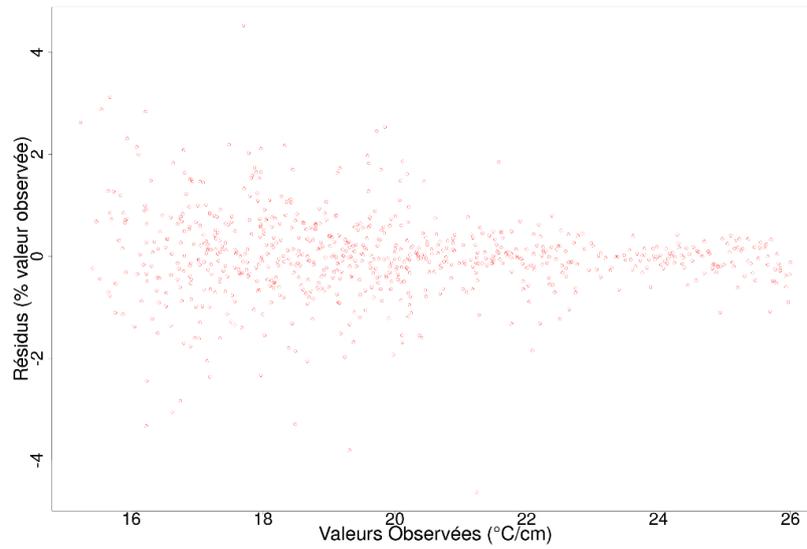
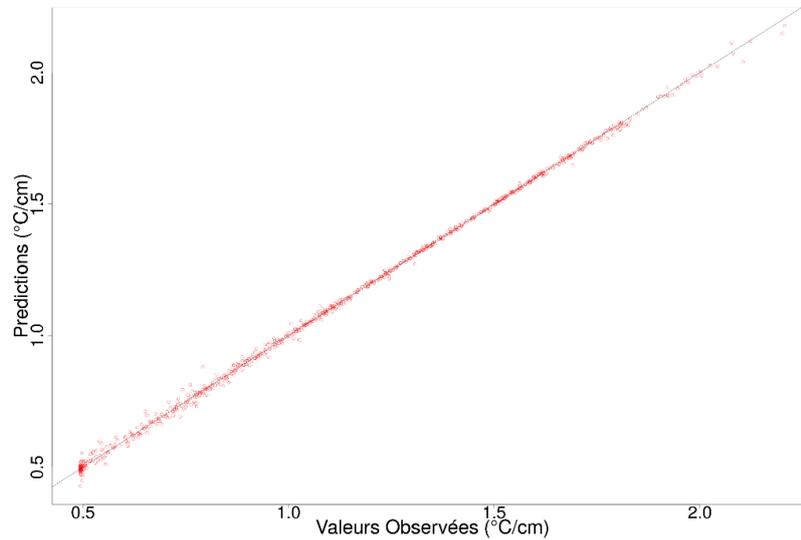


Figure 93. Graphique de prédiction de la moyenne du processus gaussien conditionné sur le plan PE4 reproduisant le critère MTG sur les ECSG

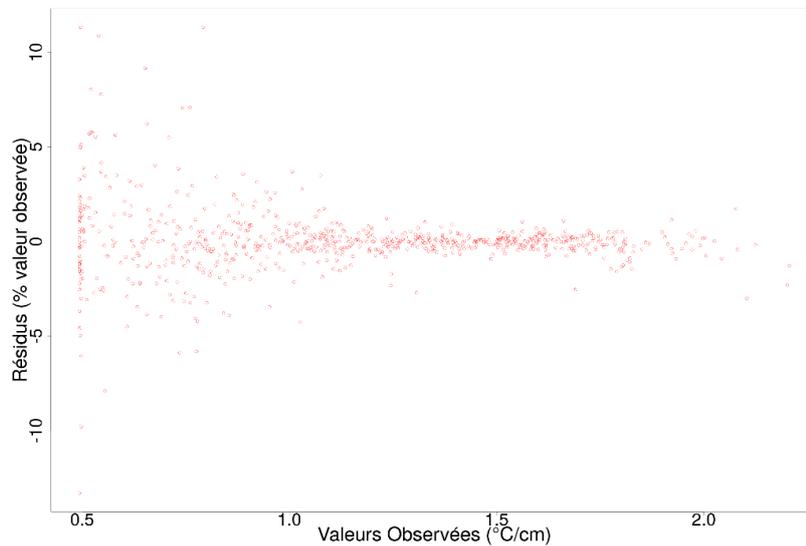


**Figure 94. Graphique des résidus calculés à l'aide de la moyenne du processus gaussien conditionné sur le plan PE4 reproduisant le critère MTG sur les ECSG**

Le métamodèle de type moyenne du processus gaussien conditionné sur le plan d'expérience PE4 associé à l'objectif MTG sur la cuve principale est caractérisé par un coefficient de prédictivité de 0,99.

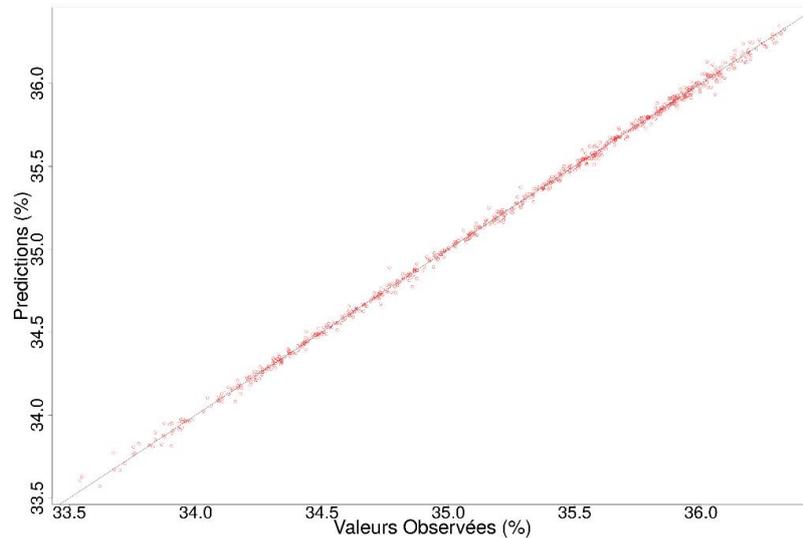


**Figure 95. Graphique de prédiction de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant le critère MTG sur la cuve principale**

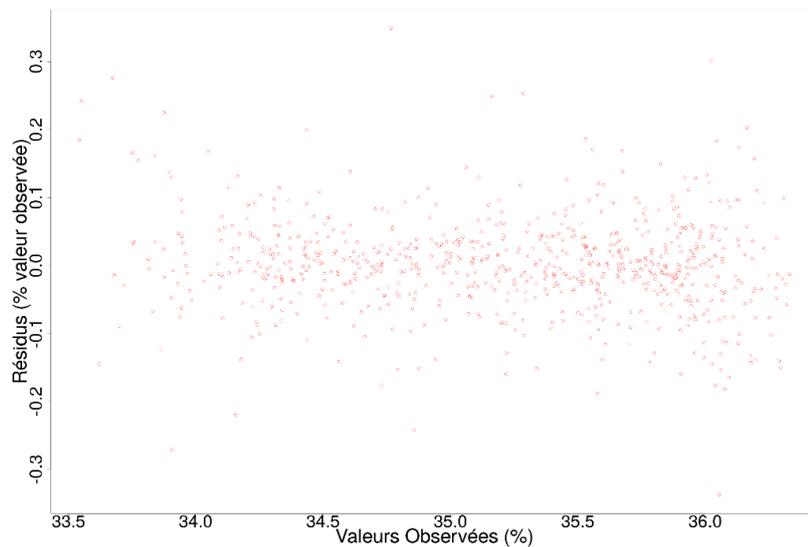


**Figure 96. Graphique des résidus calculés à l'aide de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant le critère MTG sur la cuve principale**

Le métamodèle de type moyenne du processus gaussien conditionné sur le plan d'expérience PE4 associé à l'objectif de rendement thermodynamique du réacteur moyenné sur la période 100 s à 1900 s ( $\eta_{30}$ ) est caractérisé par un coefficient de prédictivité de 0,99.



**Figure 97. Graphique de prédiction de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant le rendement thermodynamique du réacteur moyenné sur la période 100 s à 1900 s**



**Figure 98. Graphique des résidus calculés à l'aide de la moyenne du processus gaussien conditionné reproduisant le rendement thermodynamique du réacteur moyenné sur la période 100 s à 1900 s**