

THESE DE DOCTORAT DE

ONIRIS

ECOLE DOCTORALE N° 600
Ecole doctorale Ecologie, Géosciences, Agronomie et Alimentation
Spécialité : *Sciences des Aliments*

Par

Léa KOENIG

Démarche taxonomique appliquée à la structuration hiérarchique d'un lexique aromatique et application à la caractérisation sensorielle des vins par une méthode HRATA.

Thèse présentée et soutenue à Angers, le 16 octobre 2020

Unités de recherche : StatSC (Oniris, USC 1381 INRAE) et GRAPPE (ESA, USC 1422 INRAE)

Rapporteurs avant soutenance :

Sylvie Chollet Maître de conférence, ISA – Yncrea Hauts de France, Lille

Pascal Schlich Directeur de recherche, INRAE CSGA, Dijon

Composition du Jury :

Examineurs : François Husson

Professeur, Agrocampus Ouest, Rennes

Gilles de Revel

Professeur, Université de Bordeaux

Directrice de thèse : Evelyne Vigneau

Professeur, Oniris, Nantes

Encadrant de thèse : Véronique Cariou

Maître de conférence, Oniris, Nantes

Encadrant de thèse : Cécile Coulon-Leroy

Enseignant-Chercheur, Ecole Supérieure d'Agricultures d'Angers

Invité(s)

Ronan Symoneaux

Chargé de Recherche et Valorisation, Ecole Supérieure d'Agricultures d'Angers

AVANT-PROPOS

Cette thèse a été menée dans le cadre d'une collaboration entre l'unité GRAPPE (ESA, USC 1422 INRAE) et l'unité Statistique, Sensométrie et Chimiométrie (StatSC) (Oniris, USC 1381 INRAE). Elle a été réalisée avec le soutien financier de l'ESA et du programme régional « Food for Tomorrow / Cap Aliment ; Recherche, Education et Innovation en Pays de la Loire », qui est soutenu par la région française des Pays de la Loire et le Fond Européen de Développement Régional (FEDER).

Le travail de recherche a fait l'objet des communications suivantes :

Publications dans des revues scientifiques à comité de lecture :

Koenig, L., Coulon-Leroy, C., Symoneaux, R., Cariou, V., & Vigneau, E. (2020). Influence of expertise on semantic categorization of wine odors. *Food Quality and Preference*, 83. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2020.103923>

Koenig, L., Cariou, V., Symoneaux, R., Coulon-Leroy, C., & Vigneau, E. Additive trees for the categorization of a large number of objects, with bootstrapping strategy for stability assessment. Application to the free sorting of wine odor terms. *Food Quality and Preference [en cours de révision]*

Présentations orales dans des congrès à comité de sélection :

Koenig L., Coulon-Leroy C., Symoneaux R., Cariou V. and Vigneau E. *Does wine expertise influence semantic categorization of wine odors?* In Oeno IVAS, édition 2019, 25-28 juin 2019. Bordeaux, France

Koenig L., Coulon-Leroy C., Symoneaux R., Cariou V. and Vigneau E. *L'expertise viti-vinicole influence-t-elle la représentation sémantique des odeurs du vin ?* In Discours Sensoriels Croisés, édition 2019, 4-5 juillet 2019. Angers, France

Posters dans des congrès à comité de sélection :

Koenig L., Coulon-Leroy C., Symoneaux R., Cariou V. and Vigneau E. *Development of a user-friendly sensory tool taking into account semantic proximities between attributes. Application on sensorial characterization of wines.* In 13th Pangborn Sensory Science Symposium, édition 2019, 28 juillet-1er août 2019. Edinburgh, Scotland

Autres communications et animations :

Koenig L., Coulon-Leroy C., Symoneaux R., Cariou V. and Vigneau E. *SensTAX – Caractérisation aromatique du vin : une approche taxonomique combinant représentations sémantiques et proximités odorantes*. In Journée Scientifique RFI Food for Tomorrow/Cap Aliment, 6 juin 2018. Nantes, France

Koenig, L. *Maniaque du rangement des odeurs. Présenté pour Mon projet de recherche en 180 secondes*, Février 2019. ESA Angers, France

Nuit des chercheurs « *Envie de tester votre odorat ?* » Animation grand public pour la reconnaissance d'odeurs, en lien avec le laboratoire GRAPPE, septembre 2019. Angers, France

Salon international de l'agriculture. *Dégustation de vins rosés et description sensorielle à l'aide d'une structure hiérarchique des descripteurs*, en collaboration avec le Centre du Rosé, février 2020. Paris, France

REMERCIEMENTS

Pour commencer, je tiens à remercier mes encadrants, qui ont été d'un soutien infaillible pendant ces trois années de thèse. Merci à Cécile et Ronan de m'avoir fait confiance après mon stage au GRAPPE et de m'avoir permis de me lancer dans cette aventure du doctorat. Merci à Véronique et Evelyne pour vos enseignements pendant mes trois années d'école d'ingénieur, puis pendant ces années de thèse. Un grand merci chaleureux à vous quatre pour votre implication dans mon encadrement et pour votre collaboration, qui ont permis d'apporter des critiques et avis complémentaires et d'aboutir à ce travail de thèse.

Je souhaite vivement remercier Sylvie Chollet et Pascal Schlich d'avoir accepté de rapporter mon travail de thèse. Merci également à François Husson et Gilles de Revel de rejoindre mon jury de thèse.

Un grand merci également à Bénédicte Fontez, Sophie Tempère et Carole Prost qui m'ont guidée dans mon travail pendant les comités de suivi. Merci pour vos regards extérieurs et vos remarques constructives qui m'ont permis de me questionner sur mon avancée de thèse.

Je tiens aussi à remercier le Centre du Rosé, notamment Nathalie Pouzalgues, d'avoir contribué à l'acquisition des données de ma thèse et de m'avoir permis de tester la méthode HRATA auprès du grand public pendant le Salon de l'Agriculture.

Evidemment, je remercie mes collègues du laboratoire GRAPPE pour leur bonne humeur et la bonne ambiance dans laquelle j'ai pu évoluer pendant ces trois années de thèse : Corinne, Flore, Anaïs, Diana, Laurence, Céline, Isabelle, Véronique et Sylvie. Merci de votre soutien et nos multiples pauses gâteaux et d'avoir accepté de prendre part aux pré-tests de mes manips de thèse. Merci aussi à tout le reste de l'équipe et notamment à l'équipe viti-oeno d'avoir participé avec entrain aux dégustations. Plus largement, merci à tous les consommateurs, professionnels et étudiants qui ont participé à l'acquisition de mes données de thèse. A ce propos, un merci particulier à Flore pour le recrutement des consommateurs.

Je souhaite également remercier chaleureusement l'équipe d'enseignement du laboratoire StatSC. Pas de doute sur le fait que ce sont ces années à Oniris qui m'ont dirigé vers la sensométrie et m'ont permis d'aboutir à cette thèse. Merci pour votre bienveillance tout au long de ces années.

Mes sincères remerciements aux étudiants qui ont travaillé sur ce projet. Merci à Margaux d'avoir contribué à l'acquisition des données et d'avoir apporté son expertise d'aromaticienne. Merci à Martin et Emilie pour leur travail sur les traitements de données du tri libre pendant le TIRAC.

Un énorme merci aux doctorants et post-doctorants de l'ESA. Chloé, je n'aurais pas pu espérer mieux comme co-locataire de bureau au long de cette thèse, toujours le sourire, une bienveillance et une gentillesse à tous égards. Merci de m'avoir épaulée et écoutée aux moments où j'en avais besoin et désolée de m'avoir (souvent) entendu râler. Un grand merci également à Pierrine pour nos discussions enrichissantes, dont la plupart n'avaient rien à voir avec la thèse ! Merci également à Coline, pour ses passages express à l'ESA, qui ont toujours été un bol d'air frais. Je tiens également à remercier vivement Soazig, Céline et Florence, ces derniers mois de confinement/rédaction de manuscrit n'auraient certainement pas été les mêmes sans votre soutien et sans tous ces échanges de GIF (positive mental attitude).

Merci également à mes ami(e)s, merci à la Tolérance pour votre amitié infaillible depuis (presque) le début d'Oniris. Lucile, c'est à mon tour de te remercier pour ton énergie, ta générosité et surtout ton humour !! Comme tu l'as dit, d'Oniris jusqu'à la thèse, on n'est pas près de se quitter. Un énorme remerciement à La belle équipe, un peu ma famille de cœur, vous m'avez permis à maintes fois de couper de ma thèse et de me faire changer d'air. Merci pour tous ces moments, des soirées jusqu'au bout de la nuit aux après-midi plage et jeux de société. Un merci spécial à Marie, Horti, Agno, Augu, Vic et Loulou pour la relecture de ma thèse !

Finalement, je tiens à remercier ma famille, mon père, ma sœur, mon frère et ma grand-mère, qui m'ont toujours soutenue dans mes choix et m'ont toujours encouragée. Une pensée très émue à ma maman, à qui je dois beaucoup.

Last but not least, merci Flavien, merci de me supporter au quotidien (surtout pour ces derniers mois de thèse) et merci de toujours croire en moi.

SOMMAIRE

AVANT-PROPOS	4
REMERCIEMENTS.....	6
SOMMAIRE	8
ABRÉVIATIONS.....	10
INTRODUCTION.....	12
PARTIE I - ETAT DE L'ART ET PROBLÉMATIQUE	16
Chapitre I - 1 Etat de l'art	18
I-1.1 Nommer une odeur	18
I-1.2 La catégorisation des odeurs	23
I-1.3 Le vin : un produit complexe.....	30
I-1.4 Expertise dans le vin et vocabulaire olfactif.....	31
I-1.5 Méthodologies sensorielles de description des odeurs	34
Chapitre I - 2 Problématique et questions de recherche.....	40
PARTIE II - STRUCTURATION D'UN LEXIQUE DES ODEURS DU VIN	44
Chapitre II - 1 Lexique et distances sémantiques au sein du lexique.....	46
II-1.1 Sélection des termes du lexique	46
II-1.2 Mise en place d'une méthode de tri libre semi-hiérarchique.....	51
II-1.3 Sujets	56
II-1.4 Les distances entre termes de description de l'odeur des vins.....	57
Chapitre II - 2 Méthode d'obtention de classes d'odeurs sémantiques et d'évaluation de leur stabilité.....	62
II-2.1 Notations mathématiques utilisées	64
II-2.2 Méthode des arbres additifs et critères de qualité.....	64
II-2.3 Obtention d'une partition à partir d'un arbre additif	67
II-2.4 Stabilité des classes de la partition	70
Chapitre II - 3 Résultats	74
II-3.1 Déroulement de la séance de tri libre semi-hiérarchique.....	74
II-3.2 Arbre additif et partition des termes d'odeurs	79
II-3.3 Stabilité des classes et de la partition	81
II-3.4 Discussion	85

PARTIE III - EVALUATION DU NIVEAU D'EXPERTISE ET INFLUENCE SUR LA CATÉGORISATION SÉMANTIQUE DES ODEURS.....	90
Chapitre III - 1 Evaluation du niveau d'expertise des sujets	92
III-1.1 Questionnaire d'évaluation du niveau de l'expertise	93
III-1.2 Analyse des trois dimensions d'évaluation de l'expertise.....	94
III-1.3 Segmentation des sujets selon leur niveau d'expertise	99
III-1.4 Discussion	102
Chapitre III - 2 Influence du niveau d'expertise sur la catégorisation sémantique des odeurs du vin.....	106
III-2.1 Réalisation de la tâche de tri libre semi-hiérarchique.....	107
III-2.2 Dénomination des groupes du tri libre semi-hiérarchique	111
III-2.3 Comparaisons des partitions de termes d'odeurs	113
Chapitre III - 3 Définition de la structuration hiérarchique du lexique à partir des résultats des experts.....	120
III-3.1 Matériel et méthodes	121
III-3.2 Résultats	122
PARTIE IV - DEVELOPPEMENT DE LA MÉTHODE HRATA.....	132
Chapitre IV - 1 Développement de l'interface pour l'outil d'acquisition de la méthode HRATA .	134
IV-1.1 Matériel et méthodes	134
IV-1.2 Résultats de la comparaison des trois déclinaisons interfaces	138
Chapitre IV - 2 Matériel et méthodes	142
IV-2.1 Produits.....	142
IV-2.2 Profil conventionnel par le panel entraîné.....	143
IV-2.3 HRATA et profil conventionnel par le panel non-entraîné averti	143
IV-2.4 Codage des données HRATA	147
IV-2.5 Traitements de données	152
Chapitre IV - 3 Résultats et discussion	158
IV-3.1 Résultats HRATA	158
IV-3.2 Comparaison au profil conventionnel du panel entraîné.....	169
IV-3.3 Appréciation de la méthode HRATA	170
IV-3.4 Discussion	172
PARTIE V - DISCUSSION GÉNÉRALE, PERSPECTIVES ET CONCLUSION	176
TABLE DES ILLUSTRATIONS	192
TABLE DES TABLEAUX	196
ANNEXES.....	198
RÉFÉRENCES.....	210

ABREVIATIONS

ACM : Analyse des Correspondances Multiples

ACP : Analyse en Composantes Principales

ANOVA : Analyse de la variance

ARI : Indice de Rand Ajusté

CAH : Classification Hiérarchique Ascendante

CATA : Check-All-That-Apply

HRATA : Hierarchical-Rate-All-That-Apply

MDS : MultiDimensionnal Scaling

QDA® : Quantitative Descriptive Analysis®

RATA : Rate-All-That-Apply

INTRODUCTION

L'obtention d'un vin de qualité est un enjeu majeur dans un environnement viticole compétitif. Dans ce contexte, la caractérisation organoleptique constitue une étape essentielle pour s'assurer de la qualité du produit. Le vin est un produit particulier pour lequel, outre ces aspects de caractérisation, la dégustation joue un rôle important. Elle intervient en effet dans les différentes étapes du processus de vinification. Historiquement, elle est réalisée directement par le vigneron car elle lui permet d'adapter ses pratiques de production pour une optimisation de son produit. Ann Noble a été la première à souligner l'intérêt et l'importance des méthodes d'analyse sensorielle pour la description des vins (Noble, 2001). Elle a ainsi montré, à travers différents cas d'études, comment l'introduction de ces méthodes pouvait s'avérer un atout substantiel pour des moyens ou grands vignobles, afin d'optimiser leurs programmes de recherche, de développement ou de marketing (Chacón-Rodríguez et al., 2001; Lesschaeve, 2001; Owens, 2001).

De nos jours, l'intérêt de la détermination objective des caractéristiques organoleptiques du vin par l'analyse sensorielle n'est plus à démontrer et son utilisation est normalisée. L'analyse sensorielle est, par exemple, utilisée pour établir des caractéristiques sensorielles de vin en fonction de leur terroir et définir des descripteurs de typicité (Cadot et al., 2010; Maitre et al., 2010). L'analyse des caractéristiques sensorielles permet aussi d'objectiver l'impact de pratiques agronomiques ou écologiques sur l'expression sensorielle et aromatique du vin (e.g. Cadot et al. 2010; Coulon-Leroy et al. 2017; Lesschaeve 2007; Llobodanin, Barroso, et Castro 2014; Maitre et al. 2010; Parpinello et al. 2015). Toutes les caractéristiques associées à la description sensorielle sont autant d'éléments pouvant être exploités par la recherche mais aussi par le marketing (pour vanter la renommée d'une région viticole par exemple) ou comme supports de communication au moment de la vente du vin.

S'agissant de l'évaluation sensorielle, le profil conventionnel QDA[®] est la méthode de référence pour définir les caractéristiques sensorielles du vin (Murray et al., 2001; Varela & Ares, 2012). L'avantage majeur de cette méthode est de pouvoir fournir une description précise et objective, à l'aide d'un

panel de sujets entraînés. Le QDA® repose sur une phase de génération d'attributs sensoriels et l'établissement d'une liste consensuelle de termes pour la description des produits, puis un entraînement important des sujets pour assurer un accord et une répétabilité au sein du panel. Cette phase d'entraînement rend toutefois la méthode assez longue et coûteuse. Des méthodes alternatives au profil conventionnel sont mises en place, pour d'une part raccourcir le temps d'entraînement du panel et d'autre part ouvrir les analyses descriptives à de nouveaux types de panel, composés par exemple de consommateurs ou de professionnels non nécessairement entraînés. La prise en compte de tels panels nécessite néanmoins une adaptation des méthodes descriptives du fait de l'absence d'entraînement collectif. En effet, les sujets de ces panels ne partagent pas forcément les mêmes définitions des descripteurs et présentent des niveaux d'expertise variés.

Indépendamment de l'utilisation de panels non-entraînés, la liste de vocabulaire générée au cours d'un profil conventionnel est prédéfinie au moment de l'entraînement. C'est une liste qui est relativement courte afin de ne pas surcharger l'étape de caractérisation du vin ; il y a donc toujours un risque de ne pas considérer un attribut important. Pour compenser ce vocabulaire restreint, des méthodes alternatives comme le Check-All-That-Apply (CATA) (Meyners et al., 2013; Varela & Ares, 2014) ou Rate-All-That-Apply (RATA) (Ares et al., 2014) permettent la gestion d'un nombre d'attributs plus important. Nous pouvons aussi mentionner les méthodes de profil libre (Perrin et al., 2008; Varela & Ares, 2014) ou profil mixte (Coulon-Leroy et al. 2017) où le sujet génère librement ses propres attributs, en complément (ou non) d'une liste prédéfinie. Ces méthodes sont particulièrement intéressantes car elles offrent une plus grande liberté aux sujets et permettent ainsi une caractérisation plus variée. Elles sont particulièrement adaptées à des panels composés de professionnels qui disposent d'un large vocabulaire de description mais s'avèrent un peu moins adaptées pour des consommateurs qui ont tendance à avoir un vocabulaire plus restreint (Solomon, 1990). Ces méthodes de profil génèrent un grand nombre et une large variété de descripteurs individuels, ce qui rend plus difficile l'interprétation des résultats issus des traitements de données.

Le vocabulaire de description des vins est très varié dans la mesure où ce produit présente une forte complexité sensorielle, notamment aromatique (Spence & Wang, 2018). Pour gérer ces nombreux attributs, des structurations du lexique sont proposées. Dans le domaine du vin, la roue de Noble (1984, 1987) fait référence. La finalité de ce genre de structure est d'harmoniser les terminologies utilisées pour décrire les caractéristiques aromatiques du produit, avec pour objectif de faciliter la communication entre vignerons, chercheurs, marketeurs et consommateurs (Lawless & Civille, 2013; Noble et al., 1984). En plus de la mise à disposition d'un lexique commun, les roues des arômes proposent de structurer les termes de manière à agencer les attributs en groupes imbriqués, incluant des attributs généraux et spécifiques. Il existe désormais de nombreuses roues des arômes du vin (e.g.

Aromaster 2010; Le COAM 2017) Pour structurer ce lexique, plusieurs méthodes existent. Elles peuvent se baser sur des dires d'experts, comme pour la construction de la roue de Noble (1984, 1987) mais aussi à partir de méthodes de tri libre pour définir des mesures de distances sémantiques entre les termes du lexique (Gawel et al., 2000; Spencer et al., 2016). Ces liens hiérarchiques entre attributs sont communément admis en analyse sensorielle et peuvent être utilisés pour guider des descriptions sensorielles (Larssen et al., 2018). En revanche, l'ensemble de la hiérarchie (attributs généraux et spécifiques) n'est pas utilisé dans l'acquisition des données ou dans leur traitement.

Cette thèse vise ainsi à inclure la structuration du lexique (type roue des arômes) dans une démarche sensorielle de description des arômes du vin. La finalité est de fournir une méthode pouvant être utilisée par des panels de sujets non-entraînés, incluant à la fois des consommateurs et des professionnels. Du point de vue du dégustateur, l'objectif est de leur permettre une plus grande liberté dans leur évaluation. En effet, la caractérisation par une structure hiérarchique leur permet d'évaluer des attributs généraux et/ou plus spécifiques, en fonction de leur sensibilité individuelle. Du point de vue de l'expérimentateur, cette utilisation d'un vocabulaire structuré vise à accroître la précision de la caractérisation du produit par l'analyse sensorielle via l'évaluation d'attributs plus spécifiques. D'autre part, l'objectif est de fournir des données sensorielles faciles à traiter et à analyser. Finalement, en améliorant l'acquisition et le traitement des données, l'intérêt est d'intégrer des panels de sujets non-entraînés, tout en fournissant une caractérisation aromatique des produits fiable.

Pour répondre à ces objectifs, cette thèse propose ainsi dans un premier temps une réflexion sur la manière de structurer un lexique sensoriel afin de fournir une taxonomie d'odeurs du vin. Pour cela, une sélection des termes olfactifs les plus souvent utilisés dans la description du vin est réalisée puis des distances sémantiques sont obtenues entre les termes. Une méthode innovante de classification, à partir de la méthode des arbres additifs, est proposée pour définir des groupements de termes d'odeurs. Ces groupements sémantiques sont également discutés au regard de leur stabilité à l'aide de l'intégration de trois critères : la cohésion, l'isolation et le degré d'association des termes.

D'autre part, comme la volonté est de présenter cette structure à des panels non-entraînés – consommateurs ou professionnels – nous nous sommes ensuite questionnés sur les différences que l'expertise peut induire dans la catégorisation sémantique des odeurs du vin. L'ensemble de ces éléments nous permet ainsi d'obtenir une structuration hiérarchique, obtenue à partir de données expertes.

Pour finir, la dernière partie de la thèse présente la manière dont cette structure hiérarchique est couplée à une méthode RATA et implémentée dans un outil pour proposer une démarche taxonomique pour l'obtention d'un profil sensoriel. Cette nouvelle méthode, appelée HRATA, offre

plus de liberté aux sujets car ils peuvent sélectionner les termes descriptifs à partir d'une grande variété d'attributs, généraux ou spécifiques selon leur sensibilité individuelle. Les traitements statistiques, adaptés à cette méthode, sont aussi présentés.

PARTIE I - ETAT DE L'ART ET PROBLEMATIQUE

Cette première partie fait état de la littérature concernant la perception olfactive en présentant dans un premier temps le processus physiologique et les facteurs pouvant impacter la perception, et plus précisément la manière dont nous verbalisons une perception olfactive. Dans un deuxième temps, nous verrons la manière dont ces étiquettes verbales d'odeurs sont organisées et catégorisées par des sujets. Par ailleurs, dans le cas de produits complexes comme le vin, le sujet d'étude de cette thèse, la richesse olfactive se traduit par la nécessité de percevoir simultanément des odeurs très diverses. Pour finir, différentes méthodes sensorielles utilisées pour décrire les odeurs et arômes du vin sont présentées.

L'ensemble de ces éléments nous amène au développement de la problématique de nos travaux, présentée dans un deuxième chapitre, et aux questions de recherche auxquels nous allons répondre dans ce manuscrit.

Chapitre I - 1 Etat de l'art

I-1.1 Nommer une odeur

Dans un contexte de caractérisation olfactive, l'approche par analyse sensorielle consiste à demander à un sujet de décrire les odeurs perçues dans un produit. Pour cela, l'élément clé est donc l'identification et la verbalisation de l'odeur, qui apparaît comme la concrétisation de notre perception olfactive. Il se trouve qu'il est assez difficile d'exprimer notre perception olfactive et de mettre des noms sur une odeur, comme le prouvent différentes études expérimentales (Cain, 1979; Cain et al., 1998; Engen, 1987). La difficulté de verbaliser notre perception olfactive est en fait le résultat de plusieurs étapes : la perception de l'objet, l'intégration sémantique et la verbalisation (Olofsson & Gottfried, 2015). Nous allons nous intéresser à ces trois aspects.

I-1.1.1 Perception olfactive

La perception olfactive est une fonction sensorielle permettant la perception de composés odorants. Ces composés sont perçus par la muqueuse olfactive et il existe deux voies de diffusion : la voie ortho-nasale (par le nez) et la voie rétro-nasale (par la bouche) (Figure 1). Ainsi, nous parlons d'*odeur* lorsque les composés odorants proviennent de l'air inspiré par la cavité nasale (voie ortho-nasale) et d'*arôme* lorsque les composés odorants proviennent de la cavité buccale (voie rétro-nasale). La description aromatique d'un produit concerne ainsi la perception des composés odorants par la muqueuse olfactive, que ce soit par voie ortho et/ou rétro-nasale.

L'olfaction est le seul sens qui possède cette dualité dans le mode de perception, c'est-à-dire une perception à la fois extérieure par l'odeur et interne lors de la mise en bouche du produit (Rozin, 1982). Pour les dégustateurs novices, il y a souvent une confusion concernant la perception des composés odorants en bouche (arômes) qui est souvent associée au goût (Rozin, 1982). La comparaison entre perception ortho-nasale et rétro-nasale a été étudiée pour différents types de produits en comparant les profils sensoriels obtenus dans l'un ou l'autre cas, notamment pour des produits « liquides » (Aubry et al., 1999; Peña y Lillo et al., 2005; Thomas-Danguin et al., 2009), mais aussi des produits « solides » (Rousset-Akrim et al., 1997). La caractérisation de ces produits par voie rétro ou ortho-nasale a montré des profils aromatiques très proches (Aubry et al., 1999). Les quelques différences entre rétro et ortho-nasale peuvent s'expliquer par les effets de mastication, de la salive et de l'augmentation de la température lors de la mise en bouche du produit par voie rétro-nasale (Aubry et al., 1999; Bojanowski & Hummel, 2012). Ces effets sont bien moindres pour des aliments « liquides ». Dans les faits, il a été

montré qu'il existe une forte corrélation entre l'évaluation de la perception olfactive du vin par voie rétro-nasale et ortho-nasale (Aubry et al., 1999).

Au niveau physiologique, la perception olfactive se décompose en plusieurs stades (Mueller, 2006) : la détection (percevoir une odeur), la discrimination (différencier une odeur d'une autre), la reconnaissance (reconnaître une odeur) et enfin l'identification et la verbalisation de l'odeur (mettre un mot ou une expression sur l'odeur perçue). D'un point de vue neuro-physiologique, la détection nécessite qu'un composé atteigne les muqueuses olfactives. C'est au niveau de cette muqueuse que les processus de détection puis de discrimination et de reconnaissance sont enclenchés dans le cerveau. Pour cela, il faut d'abord que l'intensité du composé soit supérieure au seuil de détection du sujet pour ce composé. Ce seuil est inné et propre à chaque individu pour chaque composé. Lorsque l'odeur est perçue, elle est ensuite discriminée, c'est-à-dire isolée des autres odeurs environnantes.

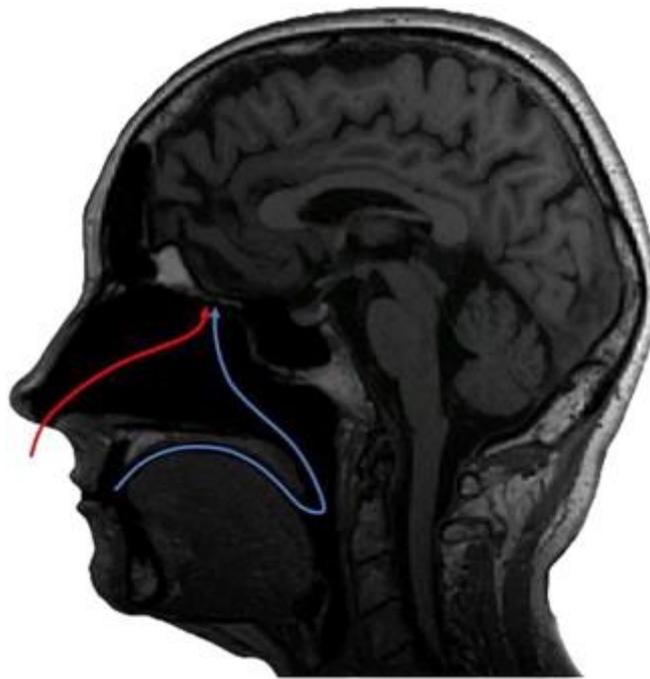


Figure 1 : Perception olfactive des composés odorants : en rouge, la voie rétro-nasale et en bleu, la voie ortho-nasale (Source : Bojanowski et Hummel 2012)

La reconnaissance et l'identification d'une odeur nécessitent donc que la concentration du composé odorant soit suffisamment importante. A ce moment-là, « l'image » de l'odeur devient nette et elle peut être comparée à une information déjà mémorisée : l'odeur est reconnue et est verbalisée (Jackson, 2016; Peynaud & Blouin, 2013). Le message électrique provenant de la muqueuse olfactive transmet alors deux informations différentes : (1) l'intensité de l'odeur perçue qui varie selon la concentration du composé odorant et (2) la reconnaissance de l'odeur perçue. Pour ce premier point,

de façon globale, plus le composé est concentré, plus sa perception est intense, dans la mesure où cela active un plus grand nombre de récepteurs olfactifs. Cependant, l'intensité du composé odorant peut affecter l'identification de l'odeur. A titre d'exemple, à forte intensité, une odeur de truffe évoque effectivement l'odeur de la truffe mais à faible intensité, c'est l'odeur de chou qui peut être évoquée (Pfister, 2013). Cela dépend de la sensibilité de chacun.

De façon générale, l'espèce humaine est considérée comme microsmatique, c'est-à-dire dotée d'un odorat peu développé à cause du faible nombre de récepteurs olfactifs, comparé à d'autres mammifères comme le chien (Candau, 2016; Pfister, 2013). En réalité, cela est compensé par la capacité importante de l'hippocampe chez les êtres humains, permettant une bonne gestion de l'information olfactive (Candau, 2016; Lledo et al., 2002; McGann, 2017; Pfister, 2013). Ce sens est, par exemple, mobilisé pour détecter différents dangers : une fuite de gaz ou bien un aliment avarié. Au même titre que la plupart des mammifères, une odeur forte ou inconnue, qui nous semble désagréable, agit comme un signal de risque d'un danger. A contrario, l'odeur (ou parfum) présente également un caractère hédonique positif fort, en témoigne l'industrie florissante de la parfumerie. La sensibilité de nos récepteurs olfactifs est effectivement moindre que d'autres espèces animales mais l'odorat reste déterminant pour la perception de notre environnement.

La perception olfactive est également influencée par des facteurs individuels comme l'âge ou le sexe (Béguin & Costermans, 1994; Doty & Kamath, 2014; Kaepler & Mueller, 2013; Rouby et al., 2005). Il existe également des pathologies pouvant affecter nos capacités olfactives comme l'anosmie, qui correspond à la perte de sensibilité olfactive pour un ou plusieurs composés odorants.

Il est aussi intéressant de noter que de nombreuses odeurs restent à un niveau infraverbal, c'est à dire que nous percevons les signaux olfactifs de façon holistique, sans forcément chercher à les verbaliser (Candau, 2016). Ainsi, nous sommes aptes à détecter les odeurs, les discriminer mais cela devient plus compliqué lorsque nous devons les décrire.

I-1.1.2 Intégration sémantique

Une fois l'odeur perçue, le but est désormais d'y associer une étiquette verbale : c'est l'intégration sémantique. En effet, un même descripteur d'odeur peut avoir plusieurs référents olfactifs et au contraire, un même stimulus peut être associé à plusieurs descripteurs (Candau, 2016). Autrement dit, même si l'être humain est capable de percevoir et de différencier de nombreuses odeurs, il ne les nomme pas par des étiquettes verbales uniques et universelles (Candau & Wathelet, 2011). Lorsque nous sentons une odeur pour la première fois, nous y associons un terme et cette information est enregistrée et stockée dans une partie du cerveau. C'est ainsi que se construit notre « base de données

d'odeurs » (Köster et al., 2014). En la ressentant à nouveau, notre mémoire olfactive est remobilisée et l'odeur identifiée par l'étiquette verbale associée précédemment.

L'intégration sémantique est donc fortement liée à notre vécu individuel, aux odeurs rencontrées au cours de notre vie. Rabin (1988) a également montré que le simple contact répété avec certaines odeurs et la capacité à les nommer améliorent la capacité à discriminer ces odeurs.

Des études interculturelles ont par ailleurs montrées que nos représentations des odeurs sont formatées par notre culture (Chrea et al., 2004; Kaeppler & Mueller, 2013). Par exemple, les français ont tendance à considérer des odeurs d'anis, de cannelle ou de thé comme des odeurs *médicales* alors que les américains classent ces odeurs dans une catégorie *sucrée* car ce sont des arômes présents dans les bonbons et sodas (Chrea et al., 2004).

L'expérience subjective est ainsi déterminante dans l'intégration sémantique et la description de l'expérience olfactive (David, et al., 1997). Cette notion d'expérience est assez large et englobe de nombreux facteurs comme la familiarité, la culture ou l'expertise. L'expertise et son impact sur l'intégration sémantique est plus particulièrement discutée, au regard du domaine du vin (section I-1.4).

I-1.1.3 Verbalisation de la perception olfactive

A ce niveau, nous avons donc vu la manière dont un individu perçoit une odeur puis la manière dont il y associe une étiquette verbale. Nous allons maintenant nous intéresser à la nature de cette étiquette verbale, c'est à la dire à la dernière étape d'identification et de verbalisation de l'odeur.

Ne vous est-il jamais arrivé de sentir une odeur sans pour autant réussir à mettre un nom sur cette odeur qui nous paraît pourtant si familière ? Cette sensation est définie comme le *tip of the nose phenomenon*, avoir l'odeur sur le bout du nez, expression analogue au bien connu *avoir un mot sur le bout de la langue*. Il s'agit de l'impression forte de ne pas réussir à remobiliser un mot, pourtant enregistrée dans notre mémoire (Jönsson & Olsson, 2003). Cette sensation est assez courante car nous disposons de peu de mots pour décrire notre perception olfactive. Si nous faisons un parallèle avec la perception des couleurs, il existe des couleurs primaires et des termes spécifiquement attribués à la verbalisation de la couleur : bleu, jaune, rouge, etc. Cependant, pour les odeurs nous ne disposons pas d'odeurs de référence, analogue aux couleurs primaires (David et al., 1997; Kleiber & Vuillaume, 2011; Urdapilleta et al., 2006). D'un point de vue psycho-linguistique, Kleiber et Vuillaume (2011) avancent trois différentes raisons qui pourraient expliquer cette lacune dans le vocabulaire lié à l'olfaction :

- (1) Le sens olfactif est moins utilisé que d'autres sens. Mais il est possible alors de se demander si le vocabulaire de la perception olfactive est réduit car nous utilisons peu ce sens ou bien inversement, nous utilisons peu ce sens car nous n'avons pas développé de vocabulaire ;
- (2) Une explication neurophysiologique serait que les informations olfactives sont traitées par la partie la plus vieille du cerveau d'un point de vue évolutif. Les connexions avec la zone du langage seraient ainsi moins développées ;
- (3) Une autre explication neurophysiologique serait que le sens olfactif ne dispose pas de propriété physico-chimique qui permette de le caractériser grâce à une graduation, contrairement à la longueur d'onde pour l'ouïe ou la teinte pour la vue par exemple.

Ainsi, pour exprimer notre perception olfactive, dans la mesure où nous n'avons pas de mot spécifique pour la décrire, nous nommons les odeurs par d'autres moyens (Kaeppeler & Mueller, 2013; Kleiber & Vuillaume, 2011; Urdapilleta et al., 2006). Le plus couramment, nous utilisons la formulation *Odeur de* qui fait référence aux composés odorants qui émanent d'un objet en particulier. Dans ce cas-là, il y a un recouvrement du terme d'odeur par l'objet odorant. L'odeur est en réalité la représentation cognitive de l'odorant (Candau, 2016; Lledo et al., 2002). Ainsi, *Odeur de fruits* est en réalité l'effet que fait l'objet odorant *Fruits* chez un sujet mis en sa présence. Pour être plus exact, nous devrions dire *L'odeur des composés odorants des fruits* (Candau, 2016).

Il est aussi possible d'utiliser des termes empruntés à d'autres sens, comme la vue avec une *Odeur verte* pour décrire des notes végétales, ou bien une sensation liée à notre système trigéminal avec une *Odeur fraîche* pour décrire des notes mentholées. Nous pouvons également utiliser des expressions faisant appel à notre mémoire olfactive, un souvenir ou un événement particulier auquel l'odeur nous fait penser, par exemple *L'odeur de la forêt en automne*.

Alors certes, nous avons peu de termes descriptifs pour définir une odeur spécifique mais Candau (2016) estime que cela ne rend pas notre vocabulaire pauvre pour autant. La verbalisation en devient seulement plus imagée. En effet, il suffit d'entendre un œnologue parler des caractéristiques aromatiques d'un vin pour adhérer à cette analyse. A titre d'exemple, voici comment une odeur iodée de vin est décrite :

« C'est celle d'une petite crique au bord de la Méditerranée, en été quand il fait un peu chaud ; des algues sont venues sur la plage, elles commencent à s'abîmer, à fermenter, à se pourrir petit à petit » (Candau, 2005).

Par ailleurs, cette absence de termes primaires pour définir une odeur n'est pas universelle. En réalité, cette observation est valable dans la langue française (et pour la majorité des langues) mais il est intéressant de noter que ce n'est pas le cas de toutes les cultures. A titre d'exemple, les Jahai de la

péninsule Malaise, ont développé un langage propre à la description des odeurs, au même titre que les couleurs. De la même manière que nous ne disons pas *Couleur de l'herbe* pour désigner la couleur *Verte*, ils ont développé des mots pour désigner l'odeur, sans passer par la source odorante. Il leur est donc aussi facile de nommer une couleur qu'une odeur et arrivent à isoler des propriétés d'odeurs de base (Candau, 2016).

Ainsi, le vocabulaire n'est peut-être pas « pauvre » mais il est sans aucun doute peu précis car propre à chaque individu, autant du point de vue de sa sensibilité individuelle que de son intégration sémantique liée à son expérience. L'ensemble de ces facteurs ne facilite pas une description olfactive précise et spécifique telle que nous pouvons le rechercher dans le cas d'une caractérisation sensorielle.

Pour structurer et simplifier l'apprentissage des odeurs, il est d'usage de les ranger en catégories afin de remobiliser ces connaissances plus facilement. Il y a différentes manières d'envisager les systèmes de catégorisation des odeurs : en rapport avec les récepteurs olfactifs, en rapport avec les propriétés physico-chimiques des composés odorants ou bien en rapport avec les perceptions sensorielles, c'est-à-dire par rapport à leurs descriptions verbales (Kaepler & Mueller, 2013). Cette dernière façon de catégoriser nous intéresse plus particulièrement, car, encore une fois, l'étiquette verbale est primordiale dans un exercice de description sensorielle.

I-1.2 La catégorisation des odeurs

Rouby et Sicard (1997) définissent la catégorisation des odeurs comme la manière dont « *l'Homme s'organise (ou pourrait s'organiser) pour simplifier son appréhension du monde des odeurs* ». Les catégories sont non seulement utiles à l'organisation de connaissances mais interviennent aussi dans le processus d'évaluation des objets. La catégorisation est un processus de simplification permettant à un sujet d'étudier plus facilement un objet : les propriétés d'un exemplaire au sein d'une catégorie sont nécessaires et suffisantes pour décider de son appartenance à cette catégorie (Cordier, 1986). Pour aller plus loin, la *catégorie naturelle* introduit la notion de typicalité, de représentativité des exemplaires au sein des catégories (Cordier, 1986; Rosch, 1973). C'est la base de la théorie de la catégorisation roschienne (Rosch, 1973).

I-1.2.1 La théorie prototypique de la catégorisation (Rosch, 1973)

La théorie prototypique présentée par Rosch (1973) se base sur l'organisation de catégories de façon hiérarchique (ou taxonomique). Le postulat de base est que les connaissances sont regroupées en catégories cognitives hiérarchisées. Autrement dit, chaque catégorie est incluse dans une catégorie d'ordre supérieure et elle regroupe elle-même d'autres catégories.

Par exemple pour les animaux, la catégorie *Animal* est le niveau le plus général, qui englobe les catégories *Mammifère*, *Oiseau* et *Poisson*. Et chacune de ces catégories est composée d'autres catégories. Ainsi, cela génère une structure formée de groupes imbriqués (Figure 2).

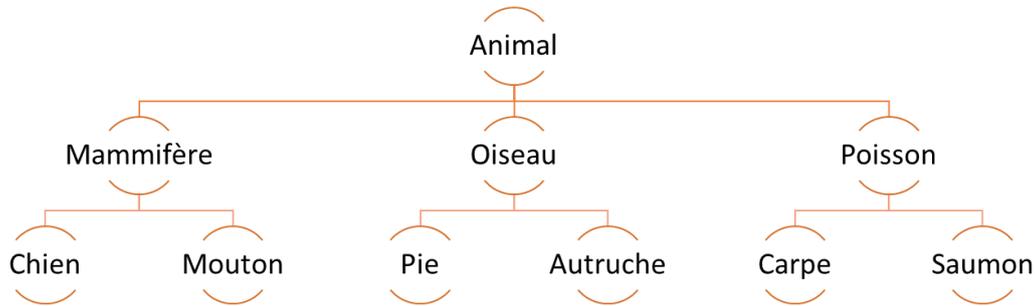


Figure 2: Exemple de catégorisation d'animaux sous forme hiérarchique

Avant la théorie de la catégorisation de Rosch, les catégories sont identifiées comme des entités aux frontières nettes, représentées par un ensemble de conditions nécessaires et suffisantes. Par exemple, si un animal a des ailes, des plumes et qu'il vole alors il fait partie de la catégorie *Oiseau*. Cependant, cette approche classique a été contestée et jugée non satisfaisante car certains membres sont plus saillants et plus représentatifs de la catégorie. Par exemple, comme dans le cas de notre exemple, une *Pie* est certainement plus représentative de la catégorie *Oiseau* que ne l'est l'*Autruche*. C'est cette notion de typicalité que Rosch a implémenté, à la base de sa théorie de la catégorisation (Candau & Wathelet, 2011; Cordier, 1986; Rosch, 1973).

La typicalité au sein de la catégorie suggère que même si tous les objets de la catégorie possèdent des caractéristiques communes, certains objets sont plus typiques que d'autres. Ainsi, au sein d'une catégorie, la similarité à un prototype reflète si l'objet est un bon ou un mauvais exemple de la catégorie mais aussi à quel point cet objet est un membre de la catégorie. Les notions de prototypicalité et du degré d'association d'un objet au sein d'une catégorie sont étroitement liées (Diesendruck & Gelman, 1999). Cette mesure permet aussi de déterminer des membres atypiques, à la frontière de la catégorie.

Il est également possible de distinguer différents niveaux au sein de la catégorisation. Tout d'abord, le niveau de base (ou de référence), le niveau le plus générique correspondrait au niveau *Mammifère/Oiseau/Poisson* dans l'exemple Figure 2. Associé à ce niveau de base, il y a les catégories superordonnées, qui correspondent au niveau inférieur (par exemple, *Chien* dans la Figure 2) ou supraordonnées, qui correspond au niveau supérieur (par exemple, *Animal* dans la Figure 2) (Cordier, 1986; Marques, 2011; Rosch, 1973). Cette distinction entre les différents niveaux alimente le principe d'économie cognitive, un concept important dans les processus de catégorisation. Ce principe revient

à contrebalancer deux orientations cognitives opposées : la multiplication de catégories pour maximiser l'information portée par l'objet et au contraire la minimisation du nombre de catégories pour réduire la charge cognitive du sujet. Le niveau de base, présenté par Rosch comme le niveau de référence, est un compromis entre ces deux orientations puisque le prototype agit comme un condensé de l'information de la catégorie, ce qui permet de réduire la charge cognitive du sujet. C'est généralement ce niveau qui est considéré comme « le point d'entrée » de la catégorisation.

La théorie roschienne est également basée autour du concept de dimensions verticale et horizontale. Une dimension verticale est portée par les relations hyponymes entre les différents niveaux de catégorisation. Un mot hyponyme (opposé à hyperonyme) est défini comme un mot dont le sens est inclus dans celui d'un autre mot plus générique : *Chien* et *Mouton* sont les hyponymes de *Mammifère*. La dimension horizontale fait référence aux mots placés à un même niveau hiérarchique.

Cette théorie prototypique est la théorie majoritairement utilisée pour expliquer la structuration d'objets en catégories. Nous allons maintenant nous intéresser à l'application de cette théorie aux odeurs.

❖ *Critiques de la théorie prototypique appliquée aux odeurs*

Tout d'abord, la notion même de prototypicalité, au cœur de la théorie de Rosch est remise en question pour les odeurs (Candau & Wathelet, 2011). En effet, les stimuli olfactifs sont généralement regroupés sur la base d'un air de famille, mais cet air de famille ne semble pas avoir d'odeur fondamentale, au même titre que les odeurs primaires pour les couleurs par exemple. Il est donc difficile de définir une odeur qui est la plus représentative. D'autre part, il y a les facteurs personnel et culturel qui interviennent dans l'intégration sémantique (section I-1.1.2) qui permettent encore moins de définir un prototype universel dans une catégorie d'odeurs.

De plus, le contexte intervient comme une dimension indispensable à l'opération de la catégorisation. Candau & Wathelet (2011) citent en exemple, une *odeur de rose* qui peut appartenir à une catégorie d'*odeur de fleurs* si elle est catégorisée par un sujet se promenant dans un parc ou au contraire dans une catégorie *odeur de femme*, par un homme discutant de parfum avec sa compagne. Il est alors assez difficile d'imaginer l'identification d'odeurs ayant la qualité de prototype qui, par définition, ont une certaine stabilité « décontextualisée ».

Ainsi, puisque la catégorisation des odeurs est instable et très vulnérable au contexte, elle se manifeste soit par beaucoup de catégories, soit au contraire en réduisant au maximum l'information et donc à un tout petit nombre de catégories très générales (Candau & Wathelet, 2011). Nous pouvons alors avoir deux situations extrêmes avec d'un côté beaucoup de catégories où chaque catégorie est une

odeur et donc autant de catégories que d'odeurs ; ou au contraire, nous pouvons imaginer des catégories beaucoup plus larges et traitant d'un contexte hédonique comme « Agréable » versus « Désagréable ».

Concernant les dimensions verticale et horizontale précédemment présentées, cela est aussi plus complexe pour les odeurs. En effet, selon le principe de la dimension verticale, un objet appartient strictement à une seule catégorie. Or, pour les odeurs, les termes spécifiques n'appartiennent pas nécessairement à une seule lignée verticale. Holley (1997) suggère plutôt que les catégories olfactives se rapprochent plus de pseudo-catégories, c'est-à-dire des catégories peu rigides, avec des frontières floues, sur lesquels le consensus est difficile à acquérir.

Ainsi, les catégories olfactives sont assez difficiles à mettre en évidence au regard strict de la théorie roschienne, d'autant plus qu'il y a un doute sur l'origine de la catégorisation : est-ce les odeurs qui sont catégorisées ou bien les objets odorants ?

I-1.2.2 La catégorisation des objets appliquée aux odeurs

Après avoir présenté la théorie autour du concept de catégorisation, intéressons-nous maintenant aux travaux réalisés pour déterminer des catégories d'odeurs. Les travaux menés sur la catégorisation des odeurs ont souvent des objectifs multiples (Candau, 2016) et il est parfois difficile de définir l'objectif principal du travail, à savoir catégoriser des odeurs dans des classes avec des étiquettes verbales appropriées ou bien d'identifier des relations entre des classes d'odeurs (Kaepler & Mueller, 2013).

❖ *Conceptuelle ou perceptuelle ?*

Quel que soit l'objectif, Kaepler et Mueller (2013) présentent plusieurs approches qui peuvent être menées pour catégoriser les odeurs : des approches physico-chimiques pour lesquelles les odeurs sont classées selon les récepteurs olfactifs sollicités ou bien selon la nature du composé odorant (par exemple sa structure) ; ou une approche perceptuelle dans laquelle les odeurs vont être classées en fonction de l'identification sensorielle qu'elle génère.

Une approche conceptuelle est également plébiscitée pour la catégorisation des odeurs (Gawel et al., 2000; Pfister et al., 2006; Spencer et al., 2016). Elle permet de s'abstenir des contraintes liées à la détection ou discrimination de l'odeur, en se focalisant sur la représentation mentale que les sujets ont d'une odeur. Dans sa classification, Pfister et al. (2006) catégorisent selon la source odorante, en se basant uniquement sur la nature de l'objet odorant et non sur l'odeur. Ils arguent ainsi d'éviter les différences interindividuelles de perception et d'interprétation des odeurs. Cette différence entre le perceptuel et le conceptuel est importante à intégrer dans la compréhension des processus de

catégorisation des odeurs puisqu'il y a toujours cette dualité pour savoir si ce sont les odeurs en elles-mêmes qui sont catégorisées ou bien les termes d'odeurs.

D'ailleurs, pour tester l'influence de la sémantique sur le processus de la catégorisation, Chrea et al. (2005) ont comparé des résultats de catégorisation selon trois modalités différentes : une condition *perceptuelle* où des flacons d'odeurs sont présentés aux sujets sans présenter les termes d'odeurs auxquels ils correspondent, une condition *conceptuelle* où les termes d'odeurs sont présentés aux sujets, sans flacons d'odeurs, en leur précisant qu'ils font référence à des odeurs et enfin une condition *sémantique* où les termes d'odeurs sont présentés au sujet, sans leur dire que ces termes représentent des odeurs. Pour chacune des modalités, il y a 40 stimuli. Les sujets devaient alors catégoriser ces 40 stimuli en fonction de leurs ressemblances. L'analyse des résultats a permis de révéler que les résultats des conditions expérimentales *sémantique* et *conceptuelle* sont les plus proches. D'autre part, les résultats du *perceptuel* sont plus proches du résultat *conceptuel* que du résultat *sémantique*. Cela montre ainsi le fait que les sujets ont plus tendance à catégoriser les objets odorants que l'odeur réelle lorsqu'ils disposent des étiquettes verbales. Cependant, leur demander d'imaginer l'odeur permet d'avoir un résultat plus proche de la catégorisation perceptuelle.

❖ *Les facteurs influençant la catégorisation des odeurs*

Comme pour la perception olfactive, des facteurs influencent la catégorisation des odeurs. Chrea et al. (2004) ont montré que la culture a un impact sur la manière dont les personnes catégorisent les odeurs. En effet, pour un même ensemble d'odeurs, en fonction de la nationalité des sujets (française, américaine et vietnamienne), les catégories ne sont pas exactement structurées de la même manière. A titre d'exemple, lorsqu'il s'agit de catégoriser des odeurs de fleurs et de fruits, les sujets français et américains ont tendance à réaliser deux grandes catégories (une de fleurs et une de fruits) tandis que les sujets vietnamiens construisent leur catégorisation selon l'intensité et le caractère hédonique des odorants. Cette étude montre aussi que les odeurs sont structurées par rapport à la fonction associée aux odeurs (c'est-à-dire l'objet odorant) plus que par des propriétés perceptives individuelles et que cette structuration montre des divergences d'une culture à une autre. Les frontières des catégories seraient donc non rigides mais floues et dépendantes de critères externes comme la culture, l'expertise ou encore la familiarité avec l'odeur.

Pour évaluer l'existence d'un gradient de typicalité dans les catégories d'odeurs, Chrea et al. (2004) ont analysé la structure des catégories d'odeurs de fruits et de fleurs car ces odeurs semblent être organisées en deux catégories perceptives aux frontières dépendantes de la culture. Les résultats suggèrent qu'au sein des catégories d'odeurs de fruits et d'odeurs de fleurs, il existe certaines odeurs jugées plus typiques, plus similaires et mieux catégorisées que d'autres. Ce résultat est en accord avec

la conception prototypique. Plus précisément, Chrea et al. (2004) montrent que les odeurs de lilas, muguet et chèvrefeuille sont considérées comme typiques de la catégorie fleurs pour les trois cultures (française, américaine et vietnamienne). Au contraire, l'odeur de lavande est considérée comme typique de cette catégorie uniquement pour les sujets français. Pour la catégorie fruits, il est plus difficile de trouver des odeurs typiques aux trois cultures, mais les odeurs de banane, melon et pêche semblent être typiques de cette catégorie pour les sujets français et américains.

Au-delà de la variabilité individuelle influençant la catégorisation des odeurs, les objets mêmes de la catégorisation ont un impact important. Les odeurs doivent être sélectionnées de sorte à représenter au mieux l'ensemble de l'espace olfactif (Kaepler & Mueller, 2013). Différentes approches existent pour la sélection d'odeurs, en fonction de l'objectif et de l'objet d'étude (critère physico-chimique, sur la base de travaux précédents, sur la base de classification déjà existantes, etc.). Mais il faut garder à l'esprit que l'exclusion ou la sous-représentation de classes d'odeurs, surtout des odeurs désagréables, biaise les systèmes de classifications (Kaepler & Mueller, 2013). Afin de représenter au mieux les odeurs, un nombre d'odeurs minimal est obligatoire. Le nombre choisi est souvent lié à un compromis entre les ambitions théoriques et les aspects pratiques. Le nombre d'odeurs prises en compte varie sensiblement en fonction des études (14 par exemple dans une étude de Cunningham & Crady (1971) contre 507 dans l'atlas de Dravnieks (1985)). La revue proposée par Kaepler & Mueller (2013) présente cette large variabilité du nombre d'odeurs dans les classifications d'odeurs. Ils présentent également le fait qu'un grand nombre de stimuli olfactifs n'est pas nécessairement plus représentatif qu'un plus petit ensemble bien sélectionné. La sélection des odeurs utilisées pour des catégorisations est un point critique à considérer pour identifier des catégories représentatives de l'espace sur lequel nous travaillons.

I-1.2.3 Les roues des arômes

De façon générale, en analyse sensorielle, les odeurs sont structurées de façon hiérarchique. Les odeurs sont ainsi décomposées en différents niveaux hiérarchiques, prenant en compte leur niveau de spécificité. Une structure en arbre hiérarchique est notamment proposée par Urdapilletta et al. (2006), confortant le fait que les propriétés olfactives peuvent être organisées selon leur niveau de généralité et spécificité.

La représentation la plus plébiscitée de la structure hiérarchique entre les catégories d'odeurs est la roue des arômes. Cela permet d'organiser hiérarchiquement les catégories d'odeurs, en fonction de la spécificité ou généralité des termes. La première roue créée dans le domaine du vin est celle de Noble et ses collègues (1984, 1987) (Figure 3).

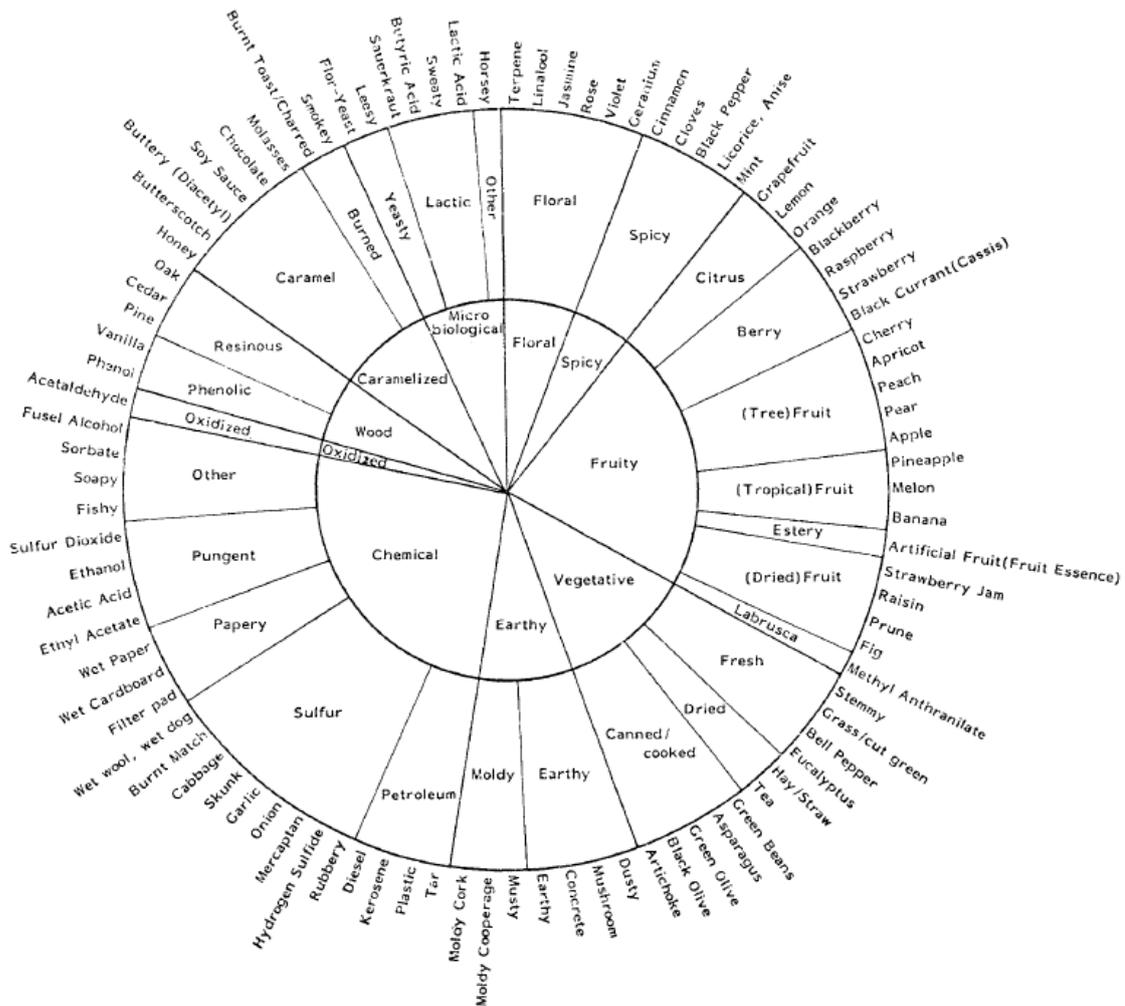


Figure 3 : La roue des arômes proposée par Noble et al. (1984)

Ce type de roues est décliné pour de nombreux produits comme le café (Hayakawa et al., 2010; Spencer et al., 2016) ou le thé (Koch et al., 2012; Li et al., 2019; Robertson et al., 2018). Certaines roues sont aussi développées pour des aspects sensoriels spécifiques comme celle de Gawel et al. (2000) qui proposent une roue des saveurs du vin.

Afin de définir les catégories d'odeurs et les structures hiérarchiques entre les catégories, différentes méthodes sont proposées dans ces travaux. Koch et al. (2012) et Lawless et al. (2012) utilisent les résultats d'une analyse descriptive par un panel pour développer la roue. Cette méthode fait donc écho à une catégorisation perceptuelle des descripteurs. Mais nous pouvons également citer d'autres travaux se basant sur des méthodes conceptuelles pour définir la structure hiérarchique. C'est notamment le cas pour Gawel et al. (2000) et Spencer et al. (2016). Au-delà de la représentation sous forme de roues, nous pouvons mentionner d'autres types de représentations, comme des tableaux, qui respecte le caractère hiérarchique établi entre les catégories d'odeurs (Pfister et al., 2006).

En résumé, nous avons pu voir dans cette section que la catégorisation est un processus qui permet d'organiser les objets et donc une organisation des connaissances. La théorie prédominante est la théorie prototypique où les objets sont plus ou moins typiques de leur catégorie. Dans les faits, en analyse sensorielle, une représentation hiérarchisée entre catégories est très souvent plébiscitée, notamment sous la forme de roues des arômes. Ce type d'outil de structuration du lexique est d'autant plus utile quand le produit présente une forte complexité aromatique, comme l'est notre objet d'étude.

I-1.3 Le vin : un produit complexe

Comme cela l'a été évoqué précédemment (section I-1.1.1), l'intensité de l'odeur a un impact direct sur notre évaluation de l'odeur. Chaque molécule odorante présente un seuil de perception, c'est-à-dire une valeur à partir de laquelle un individu parvient à la caractériser (Blouin & Cruège, 2008; Capone et al., 2013). Cependant, l'intensité seule ne suffit pas à expliquer la détection ou non d'un composé, cela dépend également des autres composés odorants présents.

En effet, sentir un vin, c'est sentir des centaines de composés odorants et donc sentir une odeur très complexe (Spence & Wang, 2018). L'ensemble de ces composés interagit et il en résulte des effets additifs ou compétitifs sur l'expression des notes aromatiques. L'association de plusieurs composés odorants n'est pas une simple juxtaposition ; des interactions peuvent apparaître entre ces composés. Par exemple, les notes de pollen de fleurs ne sont pas le fait d'une seule molécule odorante mais du résultat de la synergie de vingtaine de molécules (Ferreira, 2012). L'association d'ester éthylique d'acide gras et d'acétates d'alcool de fusel ont une contribution significative sur la perception de l'arôme de fruit rouge dans le vin, alors même que chaque composé est présent à une concentration inférieure à leurs seuils de perception (Darriet & Pons, 2017). Nous pouvons également mentionner l'effet de mélange perceptuel où les composés odorants ont des expressions aromatiques différentes en fonction de leur association avec d'autres composés odorants (Darriet & Pons, 2017). Une interaction entre la perception des notes boisées et celle des notes fruitées est par exemple mise en évidence dans des vins (Ferreira et al., 2016).

Pour finir, nous pouvons mentionner les interactions entre les composés odorants et la matrice du vin (Darriet & Pons, 2017). En effet, les seuils de perception et les interactions entre les molécules aromatiques peuvent être modifiés en fonction de l'acidité ou de la sucrosité du vin (Jones et al., 2008). Autre exemple, il a été montré que l'éthanol a un impact sur la perception boisée et fruitée du vin (Le Berre et al., 2007).

Ainsi, de nombreux facteurs d'ordres physico-chimiques interviennent dans l'expression aromatique du vin, à la fois concernant la multiplicité des stimuli olfactifs et des interactions entre eux. L'étude de l'expression aromatique de produits, et notamment des vins, à partir de la composition en composés odorants, a d'ailleurs fait l'objet de nombreux travaux (Ferreira, 2010; Ferreira et al., 2016; Rapp, 1998; Vigneau et al., 2018; Villière et al., 2018).

L'expression aromatique du vin est le fruit de l'expression de nombreux composés odorants, avec de fortes interactions entre eux. Le rôle de l'analyse sensorielle vise à décrire cette complexité au moyen d'attributs sensoriels, en particulier olfactifs. Cette analyse repose sur des sujets dont la performance à utiliser un vocabulaire imposé peut être variable en fonction de leur aptitude, entraînement et/ou niveau d'expertise. La prochaine section est consacrée à la manière dont l'expertise affecte la capacité de description des odeurs du vin.

I-1.4 Expertise dans le vin et vocabulaire olfactif

I-1.4.1 Définition de l'expertise

Tout d'abord, définissons l'expertise. Selon le dictionnaire Le Robert, l'expertise se définit comme une « *compétence dans un domaine précis* » (Le Robert, s. d.), et l'expert est une personne « *qui a acquis une grande habileté par l'expérience, par la pratique* ». Grâce à leur pratique, les experts disposent de connaissances supplémentaires et spécifiques, qui leur permettent une meilleure performance dans leur domaine d'expertise. Un expert développe des connaissances uniquement dans son domaine d'expertise et ses connaissances ne sont pas transférables dans un autre domaine (Ericsson, 2005). Ainsi, l'expertise est bien une aptitude acquise et non innée, qui nécessite plusieurs années de pratique (Ericsson, 2005).

Dans notre domaine d'étude, un expert est un sujet qui a acquis des connaissances sur le vin. Cette description est assez large puisque cela englobe des compétences en viticulture, œnologie ou encore en dégustation. Il est ainsi possible de mettre en évidence des expertises différentes au sein même de l'expertise du vin, en témoigne la définition de l'expert formalisée par Parr et al. (2002). Une personne est définie comme experte dans le vin si elle correspond au moins à l'une des catégories suivantes :

- Vigneron, viticulteur ;
- Chercheur ou personnel enseignant dans le vin, régulièrement sollicité pour des dégustations ;
- Professionnels du milieu viticole (par exemple les cavistes) ;
- Etudiants diplômés en viticulture ou œnologie avec une expérience professionnelle significative ;
- Personnes avec une implication conséquente (plus de 10 ans) dans le vin.

L'expertise en matière de vin ne se réduit pas à une profession ou un type spécifique de personnes. Elle regroupe des personnes qui interviennent à différents moments du processus viti-vinicole : du chef de culture au maître de chai ou œnologue, jusqu'au caviste pour conseiller un vin à l'achat (Peynaud & Blouin, 2013).

D'autres définitions, comme celle présentée par Valentin et al. (2003), caractérisent l'expert du vin par « *sa connaissance des vins, connaissance acquise à de nombreuses dégustations, et par sa capacité à décrire des vins* ». C'est donc une définition plus restrictive, qui se focalise plutôt sur la connaissance de la dégustation et non l'expertise sur le vin en général. Quoiqu'il en soit, une expertise est le fruit d'un apprentissage et les « experts du vin » reçoivent effectivement des apprentissages qui leur permettent, en théorie, d'accroître leurs compétences olfactives.

Nous pouvons tout d'abord citer l'apprentissage perceptif, qui correspond à l'effet d'une exposition répétée à un stimuli. En effet, comme nous l'avons déjà évoqué en section I-1.1.2, notre mémoire construit une base de données d'odeurs donc plus nous sentons une odeur, plus nous y sommes familiers et meilleur est notre reconnaissance. Ainsi, l'exposition répétée à un stimuli olfactif augmente la sensibilité que nous avons envers cet odorant (Tempere et al., 2012). Cela a également un impact sur notre capacité de discrimination. Il a été montré que la capacité de discrimination est meilleure pour des amateurs éclairés ayant des occasions régulières de consommation (Hughson & Boakes, 2009). Ainsi, cet apprentissage perceptif n'est pas forcément propre aux experts professionnels du vin, il fait également écho aux notions de familiarité ou d'expérience, évoqués précédemment.

Nous pouvons également citer un apprentissage sémantique, impactant l'intégration sémantique des termes de la perception olfactive. En effet, à force de pratique, les experts développent une capacité à associer un mot à une odeur perçue. Par exemple, dans la roue de Noble (1984), chaque odeur est associée à un référent aromatique. D'autres outils comme le Nez du Vin (Editions Jean Lenoir, s. d.) permettent également de s'entraîner à reconnaître les odeurs de façon isolée, pour ensuite pouvoir les détecter dans le vin. Contrairement à l'apprentissage perceptuel, ce type d'apprentissage associe l'odeur à une étiquette verbale, primordial dans la description objective d'un vin. Cet apprentissage favorise également le partage d'un vocabulaire commun, analogue à celui d'un panel entraîné.

L'apprentissage des experts passe également par l'apprentissage de l'image mentale d'une l'odeur. Une image mentale est définie comme la création d'une représentation neuronale en l'absence d'un stimuli sensoriel (Tempere et al., 2019). Dans notre cas, cela correspond donc à la faculté d'un expert à se représenter une odeur sans pour autant la sentir.

Ainsi, les experts dans le vin reçoivent différents types d'apprentissage, pouvant avoir un impact sur leurs capacités perceptives mais aussi sur leur faculté à verbaliser les odeurs et se forger une image mentale olfactive d'un vin.

I-1.4.2 Vocabulaire aromatique et description aromatique des vins

Nous avons vu précédemment que le langage olfactif est un frein à l'expression précise d'une odeur. Nous pouvons ainsi nous demander si l'expertise a un impact sur la richesse (ou pauvreté) du vocabulaire qui est à la portée des sujets.

En effet, les sujets présentant une expertise dans le vin ont un langage souvent plus précis et informatif, en utilisant notamment des termes spécifiques et techniques (Chollet & Valentin, 2000; Solomon, 1990; Valentin et al., 2003). Les experts ont plus tendance à utiliser des termes de type *Odeur de* faisant référence à une source odorante précise alors que des non-experts ont plus tendance à faire référence à des évaluations hédoniques (Croijmans & Majid, 2016). Au-delà de la nature des termes, Solomon (1990) a aussi montré que les experts disposent d'un plus grand nombre de termes pour décrire une odeur. En comparant le vocabulaire utilisé par différents auteurs pour décrire des vins, à partir de plus de 76 000 descriptions collectées en ligne, il a également été mis en évidence que même si le vocabulaire n'est pas exactement le même, il y a un consensus global assez important entre les experts (Croijmans et al., 2019).

Pour évaluer la qualité de description de vins, des méthodes d'appariements entre les vins et leurs descriptions sont utilisées. Ces méthodes consistent dans un premier temps à réaliser des descriptions de vin par des sujets, puis dans un second temps, à demander aux mêmes sujets (ou à d'autres sujets) d'associer les vins aux descriptions (Solomon, 1990). Ces deux étapes : la description des vins et l'appariement vin/description sont réalisées par des sujets de différents niveaux d'expertise afin d'évaluer la qualité communicative des descriptions réalisées. Gawel (1997) a ainsi montré que les novices ont un taux d'appariement vin/description correct plus élevé lorsque les descriptions sont générées par des experts. En ce qui concerne les experts, Valentin et al. (2003) ont montré que leur appariement vin/description est supérieure à celle des novices, à condition que les descriptions aient été produites par des experts. Ainsi, les termes employés par des experts semblent présenter une valeur communicative plus importante que ceux de novices (Lawless, 1984).

Pour expliquer cela, Chollet et Valentin (2000) avancent deux hypothèses. D'une part, cela pourrait s'expliquer par le fait que le vocabulaire utilisé par les experts est plus explicite et permet donc une meilleure description des vins. Cette précision dans le vocabulaire est certainement liée à une meilleure capacité des experts à analyser les sensations et à extraire les informations essentielles du vin. En effet, un expert entraîné à déguster, peut-être directement attiré par un aspect caractéristique

du vin et ainsi utiliser des termes plus saillants. Leur connaissance conceptuelle, acquise pendant leur apprentissage leur permettrait ainsi d'associer plus efficacement des caractéristiques stockées en mémoire à un vin. Cela est à mettre en opposition avec les novices, qui n'ont pas forcément développé une organisation en mémoire formalisée, ce qui impliquerait une mobilisation des connaissances plus difficile. Ils pourraient alors seulement se baser sur le contenu explicite des descriptions, sans solliciter leurs connaissances préalables. D'autre part, cela pourrait être lié à la normalisation du vocabulaire liée à la formation des experts. En effet, les experts ont été formés à déguster des vins et ont ainsi identifié une référence commune, perceptuelle et/ou conceptuelle. Tout comme un panel entraîné utilise un descripteur précis, obtenu par consensus lors d'un entraînement, un expert possède des termes associés à des références aromatiques, tels qu'il lui a été enseigné pendant sa formation ou son expérience professionnelle.

En résumé, les experts et novices semblent percevoir le même espace sensoriel mais ils diffèrent dans leurs descriptions : les experts utilisent des mots précis et informatifs alors que les novices ont recours à des termes globaux et allusifs. Ces différences dans l'utilisation du vocabulaire impactent donc la valeur communicative des descriptions.

I-1.5 Méthodologies sensorielles de description des odeurs

La caractérisation sensorielle d'un produit vise à fournir une description qualitative et quantitative des caractéristiques sensorielles du produit. Pour cela, il est possible de distinguer deux grandes familles de méthodes : des méthodes discriminatives pour déterminer si des produits sont différents ou non et des méthodes descriptives où l'on cherche à décrire sensoriellement chacun des produits. Nous nous intéressons plus précisément à ces dernières méthodes. Historiquement, les descriptions sensorielles sont obtenues par l'intermédiaire d'un profil conventionnel, qui demande de faire appel à un jury entraîné. Mais de plus en plus de méthodes sont développées et mobilisées pour s'adapter à un public non-entraîné.

I-1.5.1 Profil conventionnel et autres profils

Le profil conventionnel est la méthode de référence pour la description sensorielle de produits. Pour cela, les produits sont évalués par un panel de sujets experts, sélectionnés sur la base de leur performance sensorielle. Le profil conventionnel peut ainsi être décomposé en deux phases : une phase d'entraînement sur l'espace produit et une phase de caractérisation du produit.

La sélection du vocabulaire sensoriel à partir duquel les produits sont caractérisés est une partie importante de la phase d'entraînement. Les termes du vocabulaire sont définis par génération de

vocabulaire au sein des sujets du panel, à partir des produits. Ensuite, pour définir les attributs qui sont utilisés par le panel et créer un consensus, le vocabulaire est réduit selon plusieurs critères : être discriminant, descriptif, non redondant et avoir une définition et/ou un référent clair pour le panel (Drake & Civille, 2003). Par exemple, si un panéliste a généré un attribut *fraise* et un autre, un attribut *framboise*, cela peut être regroupé dans un attribut plus générique *fruits rouges* qui est utilisé pendant la description (e.g. Bindon et al. 2014; Caillé et al. 2017). Les attributs plus spécifiques sont alors considérés comme des exemples de la catégorie plus générale. D'autre part, l'ensemble du panel possède des références perceptuelles et/ou sémantiques communes. En effet, pour chaque descripteur généré par le panel, une définition y est associée afin d'homogénéiser la compréhension du descripteur pour les sujets du panel. Cela permet ainsi de minimiser la variabilité individuelle entre les sujets. Ce consensus permet également de définir la liste des attributs qui est, par la suite, utilisée lors de la phase de caractérisation.

En parallèle, de plus en plus de méthodes sont développées afin d'ouvrir les méthodes de caractérisation à d'autres panels, comme les consommateurs ou les professionnels. Cette recherche de méthodes alternatives répond notamment à une demande grandissante des entreprises d'avoir des caractérisations de produits rapides, peu chères mais fiables (Valentin et al., 2012).

Nous pouvons, par exemple, citer le profil libre. Chaque sujet crée sa propre liste de descripteurs pour évaluer les produits (Williams & Langron, 1984). Des méthodes hybrides voient également le jour comme le profil mixte (Coulon-Leroy et al. 2017). Dans un contexte de description de vins, des professionnels du milieu viti-vinicole utilisent une liste prédéfinie de descripteurs, comme pour un profil conventionnel classique. Mais en plus de ces descripteurs, ils ont la possibilité d'ajouter des termes de façon libre. Cette méthode présente l'avantage d'être plus facilement implémentable auprès d'un public de professionnels. Ces deux méthodes permettent de réduire le temps d'entraînement du panel et donc des coûts réduits. En comparaison avec une méthode de profil conventionnel, cela permet aussi de générer une richesse de vocabulaire plus importante. En contrepartie, cela résulte en une interprétation des résultats plus complexe avec un risque de surinterprétation dans la mesure où tous les sujets n'ont pas forcément la même définition des descripteurs (Coulon-Leroy et al. 2017).

I-1.5.2 Check-All-That-Apply et Rate-All-That-Apply

La volonté de caractériser des produits par un panel de personnes non-entraînées, majoritairement des consommateurs, a aussi généré le développement de méthodes telles que le Check-All-That-Apply (CATA) (Adams et al., 2007; Meyners et al., 2013; Varela & Ares, 2014) ou le Rate-All-That-Apply (RATA) (Ares et al., 2014).

Pour ces deux méthodes, les sujets, souvent non-entraînés, doivent sélectionner les termes ou phrases qui correspondent le mieux au produit qu'ils sont en train d'évaluer, à partir d'une liste d'attributs. Dans le cas d'une configuration CATA, les sujets sélectionnent simplement les attributs alors que dans le cas d'une méthode RATA, les sujets attribuent une note d'intensité pour chaque attribut sélectionné. Contrairement au profil conventionnel, l'évaluation de l'intensité repose généralement sur une échelle courte, structurée en trois points (« Faible », « Moyen », « Intense ») ou en cinq points (de « Peu applicable » à « Très applicable ») (Antúnez et al., 2019; Ares et al., 2014, 2018; Giacalone & Hedelund, 2016; Meyners et al., 2016; Vidal et al., 2018).

Comme pour le profil conventionnel, les sujets évaluent leur perception à partir d'une liste d'attributs préétablis. Le sujet doit alors sélectionner l'attribut s'il le perçoit dans le produit ou ne pas le sélectionner s'il ne s'applique pas au produit. L'évaluation est donc plus simple pour des sujets non-entraînés car l'évaluation passe juste par une phase de sélection d'un attribut perçu ou non, contrairement au profil conventionnel où le sujet doit nécessairement évaluer chaque attribut, l'un après l'autre. Suite à une épreuve CATA, les données sont alors codées en 0/1 selon que l'attribut est sélectionné ou non. Pour les données RATA, une note égale à zéro est généralement affectée à un attribut non évalué par un juge pour un produit donné (Meyners et al., 2016).

Une contrainte commune entre le profil conventionnel et les méthodes CATA ou RATA réside dans l'utilisation d'un vocabulaire défini en amont. Les sujets sont obligés de caractériser les produits par l'intermédiaire de cette liste d'attributs. C'est pourquoi, d'autres méthodes non-verbales, basées sur des notions de similarité, ont été proposées comme démarches alternatives. C'est notamment le cas des méthodes de type tri libre.

I-1.5.3 Tri libre

Dans une méthode de tri libre, tous les produits sont présentés en même temps et les sujets doivent regrouper ces produits à partir de leurs proximités sensorielles. Ils peuvent faire autant de groupes qu'ils veulent et mettre autant de produits qu'ils veulent par groupe. Une étape de verbalisation peut ensuite être effectuée où les sujets décrivent librement les groupes qu'ils ont formés (Courcoux et al., 2015; Varela & Ares, 2014). Cette méthode (sous forme de catégorisation) est un exercice cognitif naturel, ne nécessitant pas une réponse quantitative et ne nécessitant pas forcément une verbalisation de la perception sensorielle.

De nombreuses variations existent comme le tri libre hiérarchique ou tri libre taxonomique où les sujets vont pouvoir, après un exercice de tri libre classique, regrouper les deux groupes les plus similaires et reproduire cela jusqu'à ce qu'il ne reste plus que deux groupes (tri hiérarchique ascendant). Au contraire, les sujets peuvent séparer chaque groupe en plusieurs groupes jusqu'à ce

que plus aucune séparation ne puisse être faite (tri hiérarchique descendant). Cette variation permet d'obtenir une mesure plus graduée de la similarité entre les produits que la seule information *appartiennent ou n'appartiennent pas* au même groupe obtenue par le tri libre. Cela permet d'avoir une position des produits plus stable que pour un tri libre classique et une meilleure compréhension des relations entre les groupes (Cadoret et al., 2011; Courcoux et al., 2012; Honoré-Chedozeau et al., 2017; Santosa et al., 2010). Dehlholm (2015) propose également une variante du tri libre multiple où le sujet réalise plusieurs tri libres simples, indépendamment les uns des autres.

Dans la même famille de méthodes non-verbales, nous pouvons également citer les méthodes de type Napping® (Pagès, 2005) ou Projective Mapping (Risvik et al., 1997) pour lesquelles les produits sont placés sur une feuille en deux dimensions de sorte à représenter les proximités entre les produits de façon spatiale (Perrin et al., 2008). Plus les produits sont perçus comme similaires, plus ils seront placés à proximité les uns des autres dans l'espace matérialisé par la feuille. Pour placer les produits, les sujets utilisent leur propre critère de différenciation. Cela permet de fournir une cartographie des produits très rapidement (Mielby et al., 2014) mais les sujets sont contraints à utiliser seulement deux dimensions pour discriminer les stimuli.

I-1.5.4 Description libre

Pour finir, nous pouvons également citer la description libre comme méthode utilisée pour décrire des vins, notamment par un panel de professionnels (Lawrence et al., 2013). Pour cela, les sujets n'ont aucune contrainte et ont la liberté d'exprimer librement les sensations perçues à la dégustation du produit. La caractérisation de vins par cette méthode, par des professionnels, sans entraînement spécifique préalable, a montré des résultats comparables à une méthode de profil conventionnel par les mêmes sujets (Lawrence et al., 2013). Comme pour la méthode de profil mixte présentée précédemment, l'avantage de cette méthode est d'être plus adaptée à des professionnels mais aussi de générer un vocabulaire plus exhaustif.

Ainsi, de nombreuses méthodes sensorielles existent pour décrire des produits, en particulier des vins. Des méthodes verbales comme le profil conventionnel ou le CATA permettent de décrire des produits à partir de descripteurs prédéfinis. D'autres méthodes vont plutôt privilégier une démarche comparative, non-verbale comme le tri libre. A l'opposé, certaines méthodes proposent une verbalisation des sensations avec plus de liberté, comme la description libre ou le profil libre. Le souhait de s'ouvrir à des publics de sujets non-experts pour obtenir des caractérisations plus rapides et moins onéreuses est souvent le moteur de l'émergence de ces nouvelles méthodes. Cette demande est également motivée par le souhait d'alléger un certain nombre de contraintes inhérentes à la méthode de profil conventionnel.

Dans chacune de ces situations, l'analyse se fait en considérant chaque attribut de façon indépendante. Les notions de catégorisation, telles que décrites dans la partie précédente, ne sont que rarement considérées dans l'acquisition et jamais dans le traitement de données. Chaque attribut représente une dimension sensorielle et l'objectif de l'analyse est de mettre en évidence des dimensions latentes, permettant de les synthétiser. Il est pourtant admis lors des entraînements de panel qu'un attribut (par exemple, *fruit rouge*) représente en réalité une perception plus détaillée que ce simple attribut (les attributs *fraise* et *cerise* par exemple pour expliciter l'attribut *fruit rouge*).

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

Lors d'une description olfactive, le but est de nommer les odeurs que nous ressentons. Nous avons vu que la perception et la description ne sont pas si simples et sont le fruit de plusieurs facteurs individuels, culturels ou encore liées à l'expertise que nous pouvons avoir du produit. Quand nous cherchons à décrire des produits qui présentent une forte complexité aromatique comme le vin, les descriptions olfactives peuvent être multiples. C'est d'ailleurs pour cela que des outils de catégorisation des odeurs, comme les roues des arômes sont développées pour organiser et structurer ces termes odeurs.

Ils existent plusieurs approches d'évaluation sensorielle pour la description sensorielle dont certaines ne requièrent pas la mise en place d'une liste d'attributs sensoriels figée ou bien d'autres méthodes qui ouvrent les tâches de description à des panels de sujets plus variés. Ces nouvelles méthodes présentent un certain intérêt lorsque l'on souhaite interroger des sujets sans formation spécifique à l'analyse sensorielle ou lorsque la complexité de la tâche supposerait une phase d'entraînement longue et coûteuse.

Chapitre I - 2 Problématique et questions de recherche

L'état de l'art a montré que les perceptions olfactives des vins sont multiples et complexes, tant du fait de leur complexité olfactive que de la difficulté pour des sujets à décrire leurs perceptions sensorielles. Un large vocabulaire est utilisé pour décrire les odeurs et arômes des vins et cette verbalisation de la perception olfactive diffère en fonction des individus et de leur sensibilité aux différentes odeurs (Kaepler & Mueller, 2013). Parmi les méthodes utilisées pour décrire le vin, les profils sensoriels sont largement utilisés.

D'autre part, l'état de l'art souligne la difficulté cognitive d'identifier et de nommer une odeur. Ceci est notamment due à une imprécision du lexique olfactif qui ne permet pas de décrire précisément les odeurs (David et al., 1997; Kleiber & Vuillaume, 2011). A ce jour, différents travaux notamment sous la forme de roues des arômes, représentent visuellement le lexique aromatique (Koch et al., 2012; Noble et al., 1984; Theron et al., 2014). Celles-ci sont généralement structurées en deux ou trois anneaux imbriqués, traduisant le niveau de généralité ou spécificité du lexique. Cette notion de généralité et spécificité est couramment utilisée lors de l'entraînement d'un panel pour l'apprentissage des odeurs. Cette représentation de roue peut également être utilisée comme outil d'acquisition dans le cas de description sensorielle (e.g. Larssen et al. 2018; Villière et al. 2018) mais l'intégralité de la hiérarchie n'est pas mobilisée lors de l'acquisition et le traitement des données.

Pour finir, lors d'études sensorielles, des juges de différents niveaux de connaissance (panel entraîné, professionnels, consommateurs, etc.) peuvent être mobilisés, en fonction des objectifs, pour caractériser un groupe de produits. La mise en relation de données de caractérisation sensorielle (panels entraînés) et de données hédoniques de consommateurs (panels de consommateurs « novices ») présente un enjeu pour faire le lien entre analyse sensorielle et marketing afin de communiquer au mieux sur les produits. Or, un manque d'adéquation est observable en termes de perception et de verbalisation entre des panels ayant des niveaux d'entraînement et de connaissances différents. A cet égard, Lawless (2013) estime que le développement et la génération de lexiques communs devraient être encouragés pour, d'une part, faciliter la communication entre les différents acteurs du processus de développement produit (analyse sensorielle, R&D, équipes techniques, partenaires, etc), mais aussi pour mettre en lien les lexiques des juges de différents niveaux.

Ainsi, plusieurs verrous persistent en analyse sensorielle pour obtenir une caractérisation aromatique fiable, compréhensible de tous, pour des produits présentant une forte complexité aromatique comme le vin. Avec les méthodes actuelles, les descripteurs sont considérés comme des items indépendants, pendant la caractérisation des sujets et le traitement des données, et non comme des items faisant

partie d'une structure hiérarchique, comme le suggère les travaux de catégorisation des odeurs. L'objectif de la thèse est donc de prendre en compte cette structure et les différents niveaux de spécificité et généralité dans le lexique sensoriel pour l'intégrer à une méthodologie sensorielle. La finalité est alors de fournir une caractérisation aromatique du vin plus précise, par l'intermédiaire d'un panel non-entraîné. Plus précisément, la thèse repose sur la perception olfactive par voie ortho-nasale et non rétro-nasale. En effet, l'état de l'art montre que les descriptions sont proches par une voie ou l'autre, pour un produit comme le vin. Il a donc été décidé de se focaliser sur un seul aspect, ce qui permet également de négliger les interactions goût/arômes. *In fine*, ce travail a pour objectif d'aboutir à un outil opérationnel pour réaliser des séances d'évaluation sensorielle de vins.

Ainsi, la question de recherche à laquelle nous allons tenter de répondre dans ce manuscrit est la suivante : **Comment développer une démarche sensorielle intégrant une structuration hiérarchique d'un lexique olfactif ?**

Pour répondre à cette problématique, nous nous interrogerons d'abord sur la catégorisation sémantique des odeurs du vin en faisant l'hypothèse qu'un lexique olfactif est effectivement structuré de façon hiérarchique avec des limites de catégories aux bords flous, comme la littérature le présente. Une première sous-question de recherche est abordée : **Comment définir la structuration d'un lexique aromatique ?**

Pour structurer ce lexique, le premier volet de ce manuscrit (PARTIE II et PARTIE III) vise à présenter les différentes étapes de structuration du lexique que nous avons mise en œuvre : sélection des termes, méthodologie de mise en évidence de la structure et traitements statistiques. Plus particulièrement, la PARTIE II est l'occasion de présenter une méthode de traitements de données basée sur la méthode des arbres additifs, essentiellement utilisée en sciences cognitives, que nous avons adapté à des données sensorielles. La stabilité de la structure du lexique obtenue est également investiguée.

Dans un second temps, l'influence de l'expertise sur cette structure olfactive est analysée (PARTIE III). En effet, bien que l'influence de l'expertise sur des tâches olfactives ou sur des tâches de catégorisation ait été étudiée, aucune étude ne permet de fournir des réponses sur son impact sur la catégorisation sémantique des odeurs.

Sur la base de l'espace sémantique mis en évidence, le deuxième volet de la thèse répond donc à cette seconde sous-question de recherche : **Quelle méthodologie mettre en place pour prendre en compte la structure du lexique dans la description aromatique de vins ?**

Pour cela, la PARTIE IV présente une proposition de méthode permettant de prendre en compte cette structuration dans l'acquisition des données sensorielles mais aussi dans leur traitement. Nous proposons dans ce cadre la création de la méthode Hierarchical Rate All That Apply (HRATA).

Ce travail de thèse propose ainsi le développement d'une démarche sensorielle en intégrant une structuration du lexique olfactif afin de fournir un outil de description aromatique du vin pouvant être mobilisé par des utilisateurs variés. L'outil mis en place permet une plus grande flexibilité en mettant en lien des perceptions sensorielles plus ou moins précises.

Un schéma général de la problématique et des questions de recherche est présenté en Figure 4 avec les différentes parties du manuscrit.

INTRODUCTION

PARTIE I – Etat de l'art et problématique

Comment développer une démarche sensorielle intégrant une structuration d'un lexique olfactif ?

Comment définir la structure d'un lexique aromatique ?

Quelle méthodologie mettre en place pour prendre en compte la structure du lexique dans la description aromatique de vins ?

PARTIE II – Structuration d'un lexique des odeurs du vin

Chapitre II – 1 Lexique et distances sémantiques au sein du lexique
 Chapitre II – 2 Méthode d'obtention de classes d'odeurs sémantiques et d'évaluation de leur stabilité
 Chapitre II – 3 Résultats

PARTIE III – Evaluation du niveau d'expertise et influence sur la catégorisation sémantique des odeurs

Chapitre III – 1 Evaluation du niveau d'expertise des sujets
 Chapitre III – 2 Influence du niveau d'expertise sur la catégorisation sémantique des odeurs
 Chapitre III – 3 Définition de la structuration hiérarchique du lexique à partir des résultats des experts

PARTIE IV – Développement de la méthode HRATA

Chapitre IV – 1 Développement de l'interface pour l'outil d'acquisition de la méthode HRATA
 Chapitre IV – 2 Matériel et méthodes
 Chapitre IV – 3 Résultats et discussion

PARTIE V - DISCUSSION GENERALE, PERSPECTIVES ET CONCLUSION

Figure 4 : Plan schématique du plan de la thèse

PARTIE II - STRUCTURATION D'UN LEXIQUE DES ODEURS DU VIN

Cette deuxième partie du manuscrit présente une manière de structurer un lexique des odeurs du vin. Cette partie est centrée sur le lexique aromatique du vin mais la méthodologie présentée peut bien sûr être étendue à d'autres produits, notamment des produits présentant une forte complexité aromatique.

Le premier chapitre présente la manière dont les termes du lexique ont été sélectionnés. A partir de ce lexique et en utilisant une épreuve dérivée du tri libre, des distances entre les termes ont été mises en évidence. Le choix de cette méthode de tri libre ainsi que sa réalisation sont discutés. A l'issue de cette phase d'étude, nous disposons d'une matrice globale de distances. Le deuxième chapitre présente une méthode originale d'obtention de groupements d'odeurs, à partir de la méthode des arbres additifs, ainsi que l'évaluation de leurs stabilités. L'ensemble de ces données nous permet alors d'aboutir à une structuration des odeurs, qui est présentée dans un troisième chapitre.

La méthode présentée dans le Chapitre II – 2 a fait l'objet d'une soumission à Food Quality and Preference, en mai 2020 :

Koenig, L., Cariou, V., Symoneaux, R., Coulon-Leroy, C., & Vigneau, E. Additive trees for the categorization of a large number of objects, with bootstrapping strategy for stability assessment. Application to the free sorting of wine odor terms. *Food Quality and Preference*. [Soumis le 7 mai 2020]

Chapitre II - 1 Lexique et distances sémantiques au sein du lexique

Afin de définir une structuration d'un lexique des odeurs du vin, la première étape consiste à sélectionner les termes du lexique et obtenir des mesures de distances sémantiques entre ces termes. Comme souligné dans la littérature, la sélection des termes est déterminante pour obtenir une bonne catégorisation du lexique (Kaeppeler & Mueller, 2013). Cet aspect est abordé dans la première section de ce chapitre.

Une fois que les termes du lexique sont listés, la deuxième étape est de déterminer des mesures de distances entre ces termes. Pour cela, une méthode dérivée du tri libre hiérarchique est mise en place. En effet, les méthodes de type tri libre sont particulièrement adaptées à la définition des similarités/différences entre les termes olfactifs. Ce type de méthodes est d'autant plus approprié que nous travaillons sur un grand nombre d'objets et qu'elles sont adaptées à un panel de non-experts. Des méthodes de tri libre ont d'ailleurs été utilisées dans plusieurs études pour définir des distances sémantiques entre termes d'odeurs (Chrea et al., 2005; Spencer et al., 2016). Dans ces deux études, les odeurs sont triées de façon conceptuelle, à partir des termes d'odeurs. Les données issues d'un tri libre permettent d'avoir des mesures de type 0/1, traduisant le fait que deux objets sont groupés ou au contraire non-groupés. Pour avoir une analyse plus fine des distances au niveau individuel, une variation hiérarchique du protocole est envisagée. Cette méthode de tri libre, que nous qualifions de « semi-hiérarchique » est présentée dans la deuxième partie du chapitre. Enfin, la dernière partie de ce chapitre présente l'agrégation de l'information des matrices de distances individuelles pour obtenir une matrice globale de distances au niveau du panel.

II-1.1 Sélection des termes du lexique

Les termes du lexique doivent couvrir au maximum l'ensemble des notes aromatiques de l'espace produit vin puisqu'ils constituent le support de la caractérisation sensorielle de vins. Différentes approches peuvent être adoptées pour sélectionner l'ensemble des termes qui constituent un lexique. Une première approche, largement utilisée dans le cadre de l'évaluation sensorielle, consiste à générer un vocabulaire par un panel entraîné (e.g. Koch et al. 2012). D'autres auteurs recourent à une base de connaissance de professionnels ou à la littérature, comme par exemple Noble et al. (1984), Spencer et al. (2016) ou encore Gawel et al. (2000). Enfin, la sélection peut s'effectuer sur la base des contenus numériques (blogs, sites de vente, description de cavistes ...) comme pour Ickes et al. (2017).

Dans notre cas, les termes du lexique pour la description aromatique des vins ont été extraits de la littérature sur la description aromatique du vin en mettant l'accent sur les descripteurs aromatiques les plus utilisés. Dans la mesure où l'espace produit considéré est large puisqu'il concerne les vins en général, un travail avec un panel interne aurait pu conduire à un manque d'exhaustivité.

Les différentes étapes de la sélection des termes sont présentées en Figure 5.

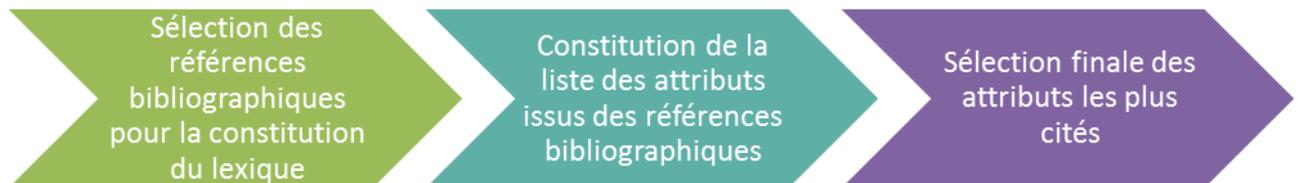


Figure 5 : Etapes de sélection du lexique à partir de la bibliographie

II-1.1.1 Sélection des références bibliographiques pour la constitution d'un lexique

La première étape consiste à définir des critères pour sélectionner les ressources utilisées pour la construction de notre base de données. Deux types de références bibliographiques ont été mobilisés :

- (1) Des références type « roues des arômes » ;
- (2) Des articles scientifiques faisant état de descriptions aromatiques de vins par profil conventionnel.

Dans les faits, coupler ces deux types de références permet d'avoir des références qui présentent beaucoup de descripteurs (les roues de arômes), ce qui a constitué le « socle » de la base de données. D'un autre côté, les attributs effectivement utilisés dans le cadre de profils conventionnels ont permis d'avoir une information sur les attributs utilisés dans des séances de description aromatique de vins, utile pour l'analyse de fréquences de citations.

Des critères de recherche ont ensuite été définis pour sélectionner les articles scientifiques à utiliser. Pour cela, la recherche a été réalisée par l'intermédiaire de Science Direct avec les mots clés « *aromatic characterization wine* » et « *sensory attributes wine* ». Les cent premiers articles scientifiques de chaque recherche, triés en fonction de la pertinence par Science Direct, ont été retenus. Une sélection a ensuite été réalisée sur la base de ces 200 articles selon les critères suivants. Les articles ne devaient concerner que la description de vins et non d'autres produits. D'autre part, la liste de descripteurs devait être clairement indiquée, par l'intermédiaire d'un tableau ou bien d'un graphique. Les articles où les attributs sont présentés seulement pour appuyer l'expression aromatique de référents chimiques n'ont pas été retenus. Cela a ainsi permis de restreindre l'analyse seulement aux

descripteurs de profils conventionnels ou générés pour la description aromatique de vins. Pour finir, les articles qui comportaient moins de cinq descripteurs aromatiques, ont été écartés car la caractérisation sensorielle a été jugée trop superficielle.

Finalement, 34 références bibliographiques ont été retenues pour constituer cette base de données de vocabulaire aromatique, dont 30 articles scientifiques, 3 roues des arômes et un livre de dégustation de vin avec plus de 300 descripteurs. L'intégralité de ces références est listée en ANNEXE A, avec le nombre de descripteurs de la référence et la présence ou non d'une hiérarchie entre descripteurs dans la référence. Parmi les références retenues, la moitié présente une hiérarchie entre attributs, sous forme de roue ou de tableau.

II-1.1.2 Constitution de la liste des attributs issus des références bibliographiques

Suite à l'étape de sélection des références bibliographiques, tous les attributs de ces références ont été listés. Pour cela, une attention particulière a été apportée sur la traduction des descripteurs, de l'anglais vers le français, et certaines règles ont été établies pour uniformiser les traductions :

- Un livre de traduction spécifique au vin a été utilisé (Glatre, 2014)
- Les adjectifs en -y n'ayant pas de traduction en français ont tous été traduits par leur nom équivalent (par exemple, *oaky* était traduit par *chêne*)
- Si un descripteur est présent sous la forme de *terme X et terme Y* alors il a été décomposé en deux attributs (par exemple, *fruit rouge et noir* est référencé en deux attributs : *fruit rouge* d'une part et *fruit noir* d'autre part).
- Enfin, pour certaines références bibliographiques, des attributs sensoriels sont décrits par l'intermédiaire d'autres attributs (par exemple, *fruit rouge* : *fraise*, *framboise*, que nous avons précédemment qualifié comme une relation hiérarchique). Dans ce cas-là, l'ensemble des attributs utilisés ont été répertoriés (dans l'exemple, les termes : *fruit rouge*, *fraise* et *framboise* sont listés comme trois descripteurs aromatiques différents).

Au-delà d'une liste d'attributs, l'information concernant la hiérarchie entre les descripteurs avec le niveau plus ou moins spécifique a été conservée. Concrètement, si une hiérarchie est présente dans la référence, le niveau hiérarchique a été répertorié par l'intermédiaire d'un chiffre : de 2 pour le plus général à 0 pour le plus précis.

Tableau 1 : (a) Exemple de hiérarchie pour des attributs liés au « Végétal » dans une référence bibliographique fictive et (b) information répertoriée dans le tableau de données brutes

Végétal	Végétal frais	Poivron vert
		Herbacé
		Poivron
	Végétal sec	Foin
		Thé
		Tabac
	Herbe aromatique	Aneth
		Laurier
		Thym

Terme	Niveau hiérarchique
végétal	2
végétal frais	1
végétal sec	1
herbe aromatique	1
poivron vert	0
herbacé	0
poivron	0
foin	0
thé	0
tabac	0
aneth	0
laurier	0
thym	0

(a) (b)

A l'issue de cette étape, une base de données brutes a donc été définie. Elle est présentée sous forme d'un tableau qui comporte 1644 lignes. Le Tableau 1 (a) présente un exemple fictif, après traduction, de structure trouvée dans une référence et le Tableau 1 (b) présente la manière dont l'information a été répertoriée dans notre tableau.

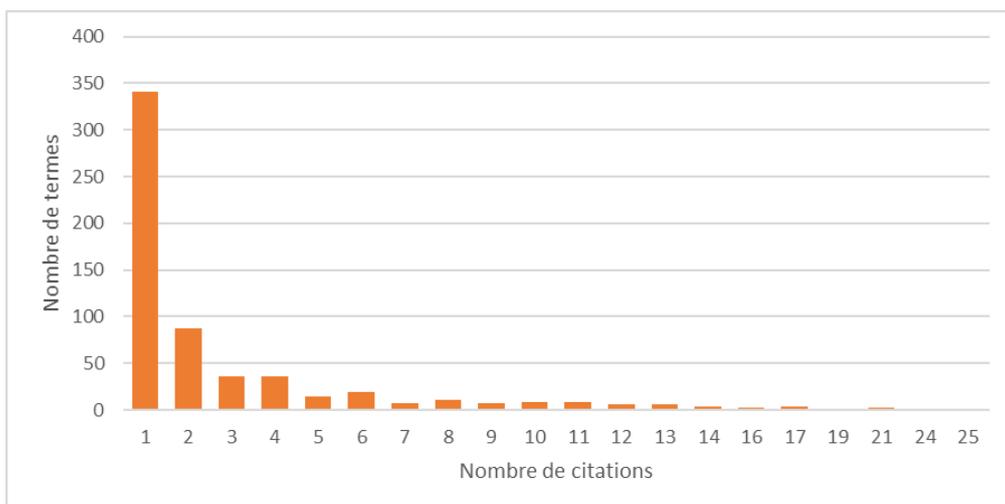


Figure 6 : Histogramme du nombre de termes par rapport au nombre de citations

Un tableau par fréquence de citations a été construit à partir de cette base. Il comporte 602 attributs, avec un nombre de citations compris entre 1 et 25, une moyenne de citation égale à trois et une médiane égale à un. La moyenne est relativement basse car plus de la moitié des attributs listés n'apparaît que dans une seule référence (341 attributs sont cités une seule fois et seulement 87 attributs ont été cités deux fois). La Figure 6 présente l'histogramme de fréquences de citations des termes.

II-1.1.3 Sélection finale des attributs les plus cités

A partir du tableau de fréquences de citations, seuls les attributs les plus utilisés ont été conservés, en se fixant un objectif d'environ 100 termes afin d'avoir un nombre d'attributs assez élevé, tout en étant raisonnable pour des considérations méthodologiques dans la réalisation du tri libre semi-hiérarchique. Dans un premier temps, les attributs ayant un nombre de citations au niveau hiérarchique plus général, supérieur ou égal à 2 ont été supprimés, afin de ne pas avoir de termes trop généraux dans la liste de descripteurs. Ainsi, les attributs *Floral*, *Fruité*, *Végétal*, *Epicé*, *Animal* et *Boisé* ont été supprimés.

Dans un second temps, la notion de « descripteur dérivé » a été introduite. En effet, certains descripteurs sont déclinés sous différentes dénominations de type *Nom* et *Nom + Adjectif*. Par exemple, le terme *abricot frais* est considéré comme un descripteur dérivé d'*abricot* (en opposition à *abricot sec*). *Abricot frais* a ainsi été comptabilisé dans la fréquence de citations d'*abricot*. Individuellement, les deux descripteurs auraient eu moins de poids que les deux réunis.

Puis, tous les descripteurs ayant un total de citation supérieur ou égal à 5 ont été sélectionnés, soit une sélection de 96 termes. L'ensemble des 96 termes retenus et le nombre de citations associé à chaque terme est présenté dans le Tableau 2. Nous pouvons voir que les termes les plus cités dans la littérature sont *agrume*, *pomme* et *vanille*. Cette liste constitue un bon compromis entre exhaustivité et utilisation pratique avec l'ensemble des notes aromatiques du vin représenté.

Tableau 2: Les 96 termes sélectionnés pour le lexique avec le nombre de citations observées dans notre revue de littérature

Termes et nombre de citations							
agrume	25	rose	12	fruit jaune	8	fruit blanc	6
pomme	21	cassis	11	groseille	8	herbe coupée	6
vanille	21	cerise	11	noix	8	lilas	6
banane	19	champignon	11	orange	8	mangue	6
miel	19	clou de girofle	11	raisin	8	melon	6
pêche	19	épice	11	sueur	8	moisi	6
caramel	18	framboise	11	terreux	8	myrtille	6
fraise	18	fruit noir	11	vert	8	noisette	6
poire	17	sulfure	11	vinaigre	8	sous-bois	6
poivre	17	café	10	alcool	7	thé	6
poivron vert	17	cannelle	10	anis	7	abricot sec	5
citron	16	cuir	10	bonbon anglais	7	acacia	5
abricot	15	fruit de la passion	10	caoutchouc	7	brûlé	5
grillé	14	herbe	10	chêne	7	fleur d'oranger	5
ananas	13	jasmin	10	figue	7	laurier	5
fruit rouge	13	menthe	10	fruit mûr	7	liège	5
fruit sec	13	minéral	10	pin	7	noix de coco	5
fumé	13	réglisse	10	silex	7	olive noire	5
prune	13	levure	9	thym	7	pain	5
fruit à noyau	12	litchi	9	beurre	6	pain grillé	5
fruit tropical	12	violette	9	chimique	6	pétrole	5
lactique	12	amande	8	chocolat	6	poussière	5
mûre	12	bois	8	citron vert	6	tabac	5
pamplemousse	12	foin	8	dissolvant à ongle	6	truffe	5

II-1.2 Mise en place d'une méthode de tri libre semi-hiérarchique

Le travail en tri libre hiérarchique avec une centaine de termes est difficile à mettre en œuvre car l'épreuve est longue et implique une charge cognitive importante pour les sujets (Cadoret et al., 2011; Courcoux et al., 2012; Honoré-Chedozeau et al., 2017). Pour cela, des tests internes au laboratoire INRAE GRAPPE ont été réalisés au préalable afin d'évaluer la difficulté de la tâche et de mettre en place des consignes adaptées pour une compréhension optimale. Les contraintes pour l'établissement du protocole sont les suivantes : (1) chaque sujet doit réaliser un tri des 96 termes d'odeurs et (2) la tâche ne doit pas durer plus d'une heure par personne. Evidemment, une dernière contrainte sous-jacente à ces critères est que la tâche soit compréhensible et réalisable par des consommateurs et des professionnels de la filière viticole.

II-1.2.1 Mise en place du protocole : tests internes

Les tests en interne ont été réalisés avec 12 personnes du laboratoire INRAE GRAPPE de l'Ecole Supérieure d'Agricultures d'Angers, afin de définir le protocole final et de mettre en place des consignes claires et compréhensibles.

Aucun outil informatique disponible ne nous a paru adapté à la réalisation d'un exercice de tri de 96 objets. Nous aurions pu développer une interface comme dans Spencer et al. (2016), mais cela aurait demandé trop de temps. Il a donc été choisi de travailler à partir d'outils manuels et de réaliser les tris à partir d'étiquettes, de post-it® et de feuilles.

Dès le début, nous avons travaillé sur la réalisation d'un tri libre hiérarchique. En effet, alors qu'un tri libre nous donne une distance de type $1/0$ – si les termes sont groupés ou non – le tri libre hiérarchique permet d'obtenir une valeur de distance dans l'intervalle $[0,1]$. Cela est détaillé plus précisément dans la Section II-1.4. Un tri libre hiérarchique classique consiste à regrouper deux par deux chaque groupe formé après une étape de tri libre jusqu'à n'avoir qu'un seul groupe (Courcoux et al., 2012; Honoré-Chedozeau et al., 2017). Cela permet de restituer un arbre hiérarchique complet. Ces regroupements binaires successifs sont apparus, dès le début, trop compliqué et long à réaliser avec un jeu de 96 termes. A titre d'exemple, si un sujet réalise 30 groupes au départ (soit environ 3 termes par groupe), cela nécessite par la suite 29 opérations de regroupements, ce qui est lourd à réaliser.

Ainsi, pour alléger la tâche, nous avons proposé au sujet de réaliser un premier tri libre classique, puis des regroupements successifs sans le forcer à construire un arbre « complet ». Cela a semblé être un bon compromis entre avoir le plus de détails possibles sur les distances entre termes et fournir une tâche « facile » pour les sujets. Nous qualifions ce tri de « semi-hiérarchique ».

Nous cherchions également à définir des consignes claires pour faire comprendre l'exercice lors de la tâche. En effet, c'est un exercice ni habituel, ni facile à réaliser. Les tests préalables nous ont clairement permis de comprendre que faire le test avec seulement un texte expliquant les consignes est trop difficile ; cela nécessite la présence d'un « animateur » pour expliquer les consignes. Un point de vigilance a été de s'assurer que l'interaction animateur-sujet soit homogène d'un sujet à l'autre.

Pour finir, ces tests nous ont permis de nous rendre compte que les odeurs ne sont pas connues par tous et que certaines personnes sont dans l'incapacité de trier certains termes d'odeur car ils ne les connaissent pas. Cela nous a paru contre-productif de demander à quelqu'un de trier un terme qui ne lui évoque rien. Nous avons donc décidé de laisser la possibilité aux sujets de mettre de côté un, ou plusieurs termes d'odeurs s'ils ne les connaissaient pas.

II-1.2.2 Présentation du protocole de tri libre semi-hiérarchique

Le test s'est déroulé dans une salle de classe de l'Ecole Supérieure d'Agricultures, avec maximum trois personnes en simultané et positionnées en quinconce dans la salle pour éviter toute interaction entre les sujets. Dans la mesure où le protocole nécessitait une forte interaction entre l'animateur et le sujet, un nombre réduit de sujets en simultané a été indispensable pour gérer le bon déroulement de la manipulation. A partir des éléments présentés ci-dessus, un protocole en trois étapes a donc été construit, schématisé dans la Figure 7. Chaque étape était séparée, les sujets prennent connaissance de l'étape suivante une fois qu'ils avaient réalisé la précédente.



Figure 7 : Les trois étapes du tri libre semi-hiérarchique

Les différentes consignes du test, telles qu'énoncées aux sujets sont présentées en italique au fil du texte. Ces consignes ont été dites à voix haute par l'animateur. Pour commencer, voici le cadre du test qui a été présenté aux sujets.

« Dans le cadre de ce test, nous allons vous demander d'imaginer les odeurs. L'intérêt est de connaître l'image que vous vous faites des odeurs. Le test portera sur les 96 termes odeurs présents devant vous. Ce sont toutes des odeurs utilisées pour décrire le vin. »

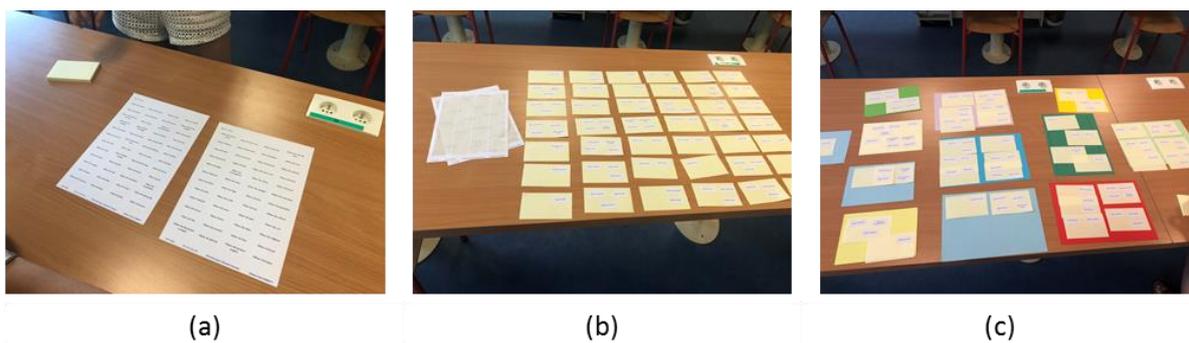


Figure 8 : Exemple d'une configuration du tri libre semi-hiérarchique à chaque étape avec (a) la liste des termes présentés au sujet, (b) la partition au niveau 1 et (c) la partition des niveaux hiérarchiques supérieurs

❖ *Etape 1 : Tri libre des 96 termes d'odeurs (partition niveau 1)*

Les sujets ont ensuite été placés devant une table où se trouvaient deux feuilles avec les 96 termes d'odeurs (Figure 8 (a)). Les termes d'odeurs ont été proposés aux sujets par l'intermédiaire d'étiquettes repositionnables, pour plus de praticité durant la tâche. Les termes ont été organisés selon un plan carré latin de Williams sur l'ensemble des deux feuilles. En plus de ces deux feuilles d'étiquettes, les sujets ont eu à disposition des post-it®.

Les sujets ont eu pour consigne de former des groupes de termes d'odeurs par l'intermédiaire des étiquettes et des post-it®, selon leur proximité olfactive, et étaient encouragés à réaliser une partition la plus détaillée possible avec un nombre de groupes pouvant être important. Il leur a également été indiqué qu'ils pouvaient mettre de côté les termes d'odeurs qu'ils ne connaissent pas.

Les instructions précises sont les suivantes :

« Vous devez regrouper les odeurs en fonction de leur proximité olfactive, c'est-à-dire que vous devez imaginer les odeurs et regrouper les odeurs qui, pour vous, se ressemblent. Les odeurs sont toutes positionnées sur des étiquettes. Vous devez décoller les étiquettes et les positionner sur les post-it®. Un post-it® forme un groupe d'odeurs qui se ressemblent.

Si une odeur vous paraît singulière, que vous considérez qu'elle ne ressemble à aucune autre, vous pouvez la positionner seule sur un post-it®. Elle formera un groupe à part entière. S'il y a des odeurs que vous ne connaissez pas, vous pouvez les laisser sur la feuille et ne pas les prendre en compte dans votre regroupement.

Dans un premier temps, vous devez faire le plus de groupes possibles. L'objectif est d'avoir la partition la plus précise possible. Une fois que vous avez fini de regrouper les odeurs, veuillez m'appeler et vous retravaillerez sur la base des groupes que vous avez formés. »

Ainsi, à l'issue de cette première étape, nous disposons d'une structure telle que celle présentée en Figure 8 (b). Avant de passer à l'étape suivante, l'animateur vérifiait les odeurs mises de côté et s'assurait qu'il s'agissait bien d'odeurs non connues du sujet. Si non, le sujet les triait ou les plaçait seul sur un post-it®. Une fois la partition réalisée, les sujets ne pouvaient plus la modifier, c'est ce que nous appelons la partition à niveau 1.

❖ *Etape 2 : Regroupement des groupes formés (partition niveaux 2 et supérieur)*

Dans un second temps, les sujets ont été invités à décrire une éventuelle structure entre les groupes de leur partition à niveau 1 en les regroupant. Pour cela, ils ont eu à leur disposition des feuilles de différentes couleurs de format A5, A4 et A3 et ont utilisé ces feuilles pour former leurs nouveaux groupes. Les regroupements pouvaient être aussi nombreux qu'ils le voulaient.

Plus précisément, voici les instructions qu'ils leur ont été données :

« Vous avez fait des groupes d'odeurs qui se ressemblent mais il reste encore peut-être des ressemblances entre les groupes que vous avez formés. Ainsi, vous pouvez de nouveau faire des groupes de groupes afin de retranscrire toutes les ressemblances que vous percevez entre les odeurs. Comme pour la première partie, les regroupements doivent se faire en fonction de la proximité olfactive.

Pour cela, vous avez à disposition des feuilles de couleur sur lesquelles vous allez disposer les groupes. Vous ne pouvez plus modifier les étiquettes sur les post-it®, vous devez déplacer les post-it® entiers sur les feuilles cartonnées. Il y a différentes tailles de feuilles en fonction du nombre de post-it® que vous voulez regrouper. D'autre part, une fois que vous avez regroupé des groupes sur une feuille, la feuille forme désormais un groupe à part entière que vous pouvez associer à d'autres feuilles.

Par exemple, si vous avez mis deux post-it® sur une feuille, vous pouvez de nouveau associer cette feuille sur une feuille de plus grande taille. Ainsi, cela formera un grand groupe avec des sous-groupes à l'intérieur.

L'objectif est de regrouper jusqu'à ce que vous ayez retranscrit toutes les ressemblances que vous percevez. Comme pour la première partie, si un groupe d'odeurs est singulier et que vous trouvez qu'il ne ressemble pas aux autres, vous pouvez le laisser de côté. Vous n'êtes pas obligés de tous les regrouper.

Une fois que vous avez fini de regrouper les groupes, veuillez m'appeler afin de passer à la dernière étape de l'expérimentation. »

Ainsi, une fois cette étape terminée, les sujets avaient devant eux l'ensemble de leurs groupes imbriqués, comme l'exemple présenté en Figure 8 (c).

❖ *Etape 3 : Verbalisation des groupes formés*

Une fois la structure des groupes exhibée, les sujets ont pu donner des noms aux groupes qu'ils avaient formés. Cette verbalisation n'était pas obligatoire et ils ont pu la réaliser pour n'importe quel groupe formé, que ce soit les groupes de la partition à niveau 1 ou les super-groupes formés aux niveaux supérieurs. Voici les consignes :

« Pour cette dernière étape, je vais vous demander de donner un titre aux groupes d'odeurs que vous avez formés, en utilisant par exemple une odeur du groupe caractéristique de l'ensemble ou bien vos propres mots, même quelque chose d'imagé.

L'objectif est de connaître autour de quelle idée vous avez construit votre groupe, si vous ne trouvez pas de titre, vous pouvez ne pas en mettre. »

Pour finir, les sujets ont remplis un questionnaire permettant d'établir leur niveau d'expertise. Cet aspect est développé dans la Partie III du manuscrit.

II-1.3 Sujets

La tâche de tri libre semi-hiérarchique décrite précédemment a été réalisée par 156 sujets. Parmi ces sujets, 125 personnes ont été recrutées par l'intermédiaire d'un fichier de consommateurs angevins, externes au laboratoire GRAPPE. Le seul critère de recrutement a été qu'ils soient consommateurs de vin. Pour représenter une large gamme d'expertise, 31 personnes ayant une implication dans le secteur viti-vinicole ont également été recrutées. Ce recrutement a été majoritairement réalisé par "phoning" auprès des viticulteurs de la région. Il est à noter que la cible de professionnels viti-vinicoles est assez difficile à atteindre car ces derniers sont généralement très sollicités et peu disponibles.

Tous les sujets provenaient de la région autour d'Angers et aucun sujet n'a été rémunéré pour la réalisation de cette tâche. Les critères socio-démographiques du panel ayant réalisé l'épreuve sont présentés dans le Tableau 3.

Tableau 3 : Répartition du panel (n=156) en termes de genre, tranche d'âge, activité professionnelle et consommation de vin

Caractéristiques	Modalités	Fréquence (%) du panel
Sexe	Femme	53
	Homme	47
Age	Moins de 40 ans	33
	Entre 40 et 60 ans	35
	Plus de 60 ans	32
Activité professionnelle	Etudiant	19
	Retraité	32
	Sans emploi	5
	Ouvrier et employé	21
	Manager et cadre	16
	Artisan	2
	Agriculteur	5
Consommation du vin	Exceptionnellement	6
	Occasionnellement	28
	Quasiment tous les weeks-ends	31
	Plusieurs fois par semaine	23
	Quotidiennement	12

II-1.4 Les distances entre termes de description de l'odeur des vins

II-1.4.1 Partitions individuelles brutes

Pour chaque sujet ayant réalisé la tâche, une partition des termes d'odeurs à chaque niveau de son tri libre semi-hiérarchique a donc été obtenue. Si les termes sont regroupés lors du premier tri, alors ils sont ensemble dans la partition à niveau 1 et aussi dans toutes les autres partitions de niveau supérieur.

La Figure 9 représente une configuration fictive réalisée par un sujet à partir de 6 termes d'odeurs. Dans cet exemple, le sujet a fait trois groupes lors du premier tri libre sur les post-it® {Fraise,Cerise}, {Mûre} et {Ananas, Litchi, Mangue}, c'est ce qui correspond à sa partition au niveau 1. Dans un second temps, il a regroupé sur les feuilles {Fraise,Cerise} et {Mûre}, ce qui forme sa partition à niveau 2. Enfin, il a regroupé le super-groupe {{Fraise,Cerise}, {Mûre}} avec {Ananas,Litchi,Mangue}, c'est ce qui forme sa partition à niveau 3.

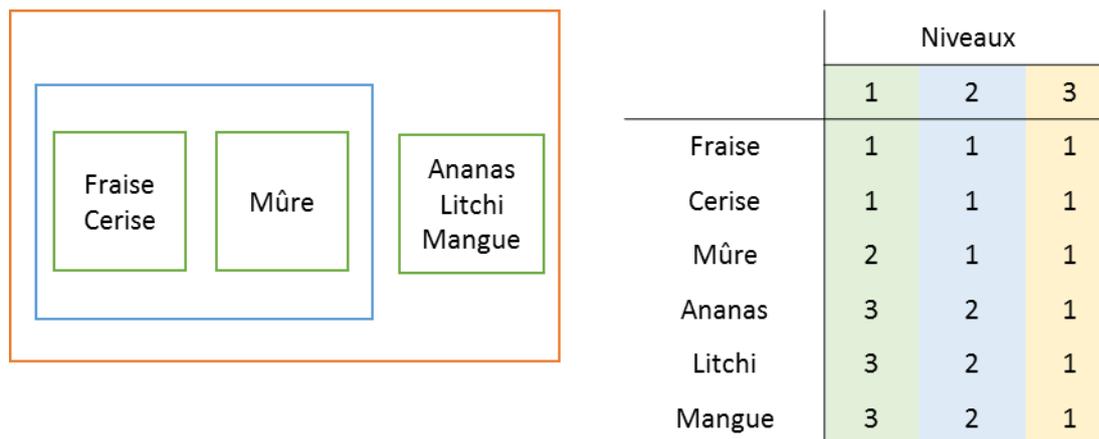


Figure 9 : Exemple de partitions à différents niveaux pour 6 termes

Ainsi, une matrice *terme* × *niveau hiérarchique* est associée à chaque sujet avec un nombre de niveaux qui peut varier d'un sujet à l'autre. En effet, chaque sujet était libre de répéter la tâche de tri sur les groupes agrégés, autant de fois qu'il le souhaitait.

II-1.4.2 Traitement des termes d'odeurs non triés

Parmi ces partitions individuelles brutes, il y a des termes singletons, c'est-à-dire qu'ils ne sont jamais groupés avec d'autres termes. D'autre part, il y a des termes d'odeurs non triés qui ont été mis de côté lors du tri libre semi-hiérarchique car le sujet ne les connaissait pas. Ces derniers termes non triés sont considérés comme des données manquantes dans notre jeu de données. Ces termes ont été gérés de la manière suivante.

Une première possibilité eut été de considérer chacun de ces termes non triés comme des singletons et donc de créer autant de groupes virtuels que de termes non triés. Cependant, l'information n'est pas la même entre ces deux situations : un terme singleton est le signe d'une dissimilarité avec l'ensemble des autres termes alors qu'une odeur non triée est le signe d'une méconnaissance. Cette option a donc été écartée. Une autre alternative eut été de réaliser un groupe « termes non triés » : c'est-à-dire de créer, pour chaque sujet, un groupe « odeurs inconnues » regroupant l'ensemble des termes d'odeurs non triées par ce sujet. Cette possibilité n'a pas été retenue car cela entraîne la création de groupes sans signification olfactive. En effet, les termes ont été triés en fonction de leur proximité olfactive, l'ajout d'un groupe de termes seulement sur le critère de la méconnaissance eut été incohérent par rapport à la construction des groupes.

Une imputation des termes d'odeurs non triés a donc été réalisée en se basant sur les résultats du reste du panel. Plus précisément, l'imputation a été faite sur la base d'une distribution de probabilité associée à chacun des termes, par rapport aux résultats de l'ensemble du panel. En effet, pour chaque terme, à chaque niveau, le terme a une certaine probabilité d'être associé à n'importe quel autre terme, ou bien de former un singleton.

Considérons qu'un sujet s ne trie pas un terme d'odeur k , alors nous calculons la probabilité de ce terme, par rapport à l'ensemble du panel, d'être associé à n'importe quel autre terme d'odeur i et la probabilité d'être dans un groupe seul, à un niveau n . Le terme k , au niveau n , pour le sujet s est associé à un terme i sur la base de cette distribution de probabilité. Cela revient à imputer le terme k au groupe auquel le terme i appartient. Si ce terme i est lui-même un terme mis de côté par le sujet s , l'imputation est renouvelée. A partir de cette imputation au niveau n , tous les niveaux supérieurs sont recalculés en respectant la contrainte d'emboîtement des partitions. Dans l'éventualité où le terme k est imputé dans un groupe singleton au niveau n , alors les probabilités sont à nouveau calculées au niveau $n + 1$. Cette procédure est répétée pour tout terme d'odeur k non trié de chaque sujet s .

Le Tableau 4 présente un exemple fictif pour un sujet avec 7 termes d'odeurs non triés. Au premier niveau, le terme *abricot sec* est imputé au terme d'odeur *figue*. Il est donc associé au groupe auquel *figue* appartient au niveau 1. De même, les termes *acacia*, *bonbon anglais*, *fruit à noyau*, *noix* et *thé* sont respectivement imputés aux termes *jasmin*, *poire*, *abricot*, *amande* et *menthe*, et donc imputés à leurs groupes, pour le niveau 1 et tous les niveaux suivants. En revanche, le terme *beurre* est imputé à lui-même au niveau 1, il constitue donc un singleton dans la partition à niveau 1 puis est de nouveau imputé pour le niveau 2. En l'occurrence, au niveau 2 il est imputé au groupe auquel le terme *lactique* appartient.

Tableau 4 : Exemple fictif d'imputation de 7 termes d'odeurs d'un sujet aux niveaux 1 et 2

Terme d'odeur k à imputer	Terme d'odeur i imputée au niveau 1	Terme d'odeur imputée au niveau 2
Abricot sec	Figue	/
Acacia	Jasmin	/
Beurre	Beurre	Lactique
Bonbon anglais	Poire	/
Fruit à noyau	Abricot	/
Noix	Amande	/
Thé	Menthe	/

Cela nous permet d'obtenir des partitions complètes pour chaque sujet, à chaque niveau, sans données manquantes.

II-1.4.3 Obtention de la matrice globale de distances

Ainsi, nous disposons d'une matrice *terme* \times *niveau hiérarchique* pour chaque sujet, qui est transformée en matrice de distances *terme* \times *terme* individuelle en utilisant la distance cophénétique (Courcoux et al., 2012; Everitt et al., 2001). La distance cophénétique entre deux termes dépend du premier niveau auxquels ils sont regroupés. Ainsi, deux objets ont une distance cophénétique égale à 0 s'ils sont regroupés ensemble par le sujet dès la partition de niveau 1 et égale à 1 s'ils ne sont jamais regroupés. Plus les termes sont regroupés tardivement, plus leur niveau hiérarchique de regroupement est élevé et plus leur distance cophénétique est grande. Etant donné que le nombre de niveaux hiérarchiques réalisés n'est pas le même d'un sujet à l'autre, la distance cophénétique est pondérée par le nombre de niveaux de chaque sujet.

Soit \mathbf{D}_s la matrice de distance cophénétique du sujet s et $\mathbf{D}_{s,n}$ la matrice de distance pour un sujet s à un niveau n ($n = 1, \dots, N_s$) avec N_s le nombre de niveaux observés pour le sujet s . Cette matrice $\mathbf{D}_{s,n}$ correspond au complémentaire de la matrice de co-occurrences entre termes calculée sur la base de la partition d'un sujet s , au niveau n . La matrice de distance cophénétique associée au sujet s est alors définie par :

$$\mathbf{D}_s = \frac{\sum_{n=1}^{N_s} \mathbf{D}_{s,n}}{N_s}$$

La Figure 10 présente les différentes étapes d'obtention de la matrice de distance cophénétique pour l'exemple fictif présenté en Figure 9.

Finalement, les matrices de distances cophénétiques individuelles sont sommées pour obtenir la matrice globale de distances \mathbf{D} .

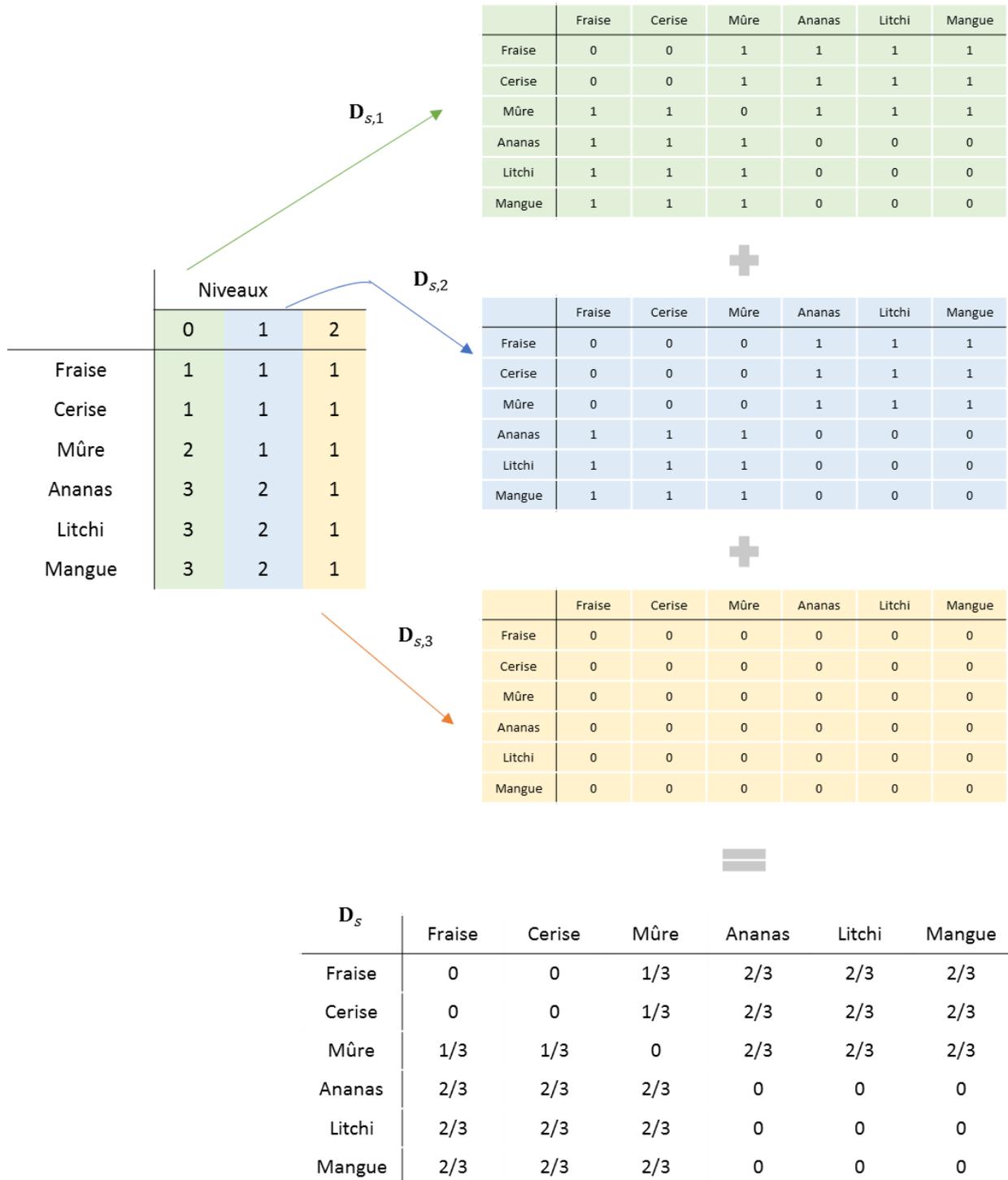


Figure 10 : Obtention de la matrice de distance cophénétique, D_s , sur un exemple fictif

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

Nous avons listé les termes utilisés pour la description aromatique de vins, à partir de la littérature et avons sélectionné les 96 termes les plus utilisés pour constituer notre lexique de termes olfactifs.

Nous avons mis en place un protocole de tri libre semi-hiérarchique sur la base de ces 96 termes, réalisé par 156 sujets, en autorisant les sujets à mettre de côté les termes associés à des odeurs qu'ils ne connaissaient pas.

A l'issue de l'épreuve, une procédure d'imputation a été définie de manière à imputer à un groupe – voir en singleton – chacun des termes mis de côté et ceci pour chacun des sujets. Une matrice de distance individuelle entre termes a été générée pour chaque niveau et chaque sujet. Leur agrégation sur les niveaux de la semi-hiérarchie construite par chaque sujet nous a permis d'obtenir des mesures de distances cophénétiques individuelles entre ces termes.

Enfin, la matrice de distances entre les termes du lexique a été générée par agrégation de toutes les matrices individuelles. Cette matrice de distances sert de socle à la structuration du lexique.

Chapitre II - 2 Méthode d'obtention de classes d'odeurs sémantiques et d'évaluation de leur stabilité

En analyse sensorielle, il est de plus en plus fréquent de recourir à des techniques holistiques pour la caractérisation d'un ensemble de produits, alimentaires ou non (par exemple le tri libre (Varela & Ares, 2014), le projective mapping ou encore le Napping® (Pagès, 2005; Perrin et al., 2008)). Ces méthodes ont en effet l'avantage de produire directement, à l'échelle d'un sujet, les similarités et dissimilarités entre chaque produit pour obtenir l'ensemble des proximités entre les objets pris deux à deux. Par la suite, les matrices individuelles obtenues s'agrègent de manière naturelle à l'échelle du panel pour obtenir une matrice de similarités ou dissimilarités entre les objets. Une configuration des objets peut être réalisée sur la base de modèles factoriels avec des méthodes telles que le Multi-Dimensional Scaling (MDS) (Chollet et al., 2014; Courcoux et al., 2012; Faye et al., 2004; Kruskal, 1964; Lawless, 1989; Schiffman et al., 1981; Withers et al., 2014) et des Analyses en Correspondances Multiples (ACM) (Abdi et al., 2007; Cadoret et al., 2009; Qannari et al., 2010; Takane, 1981, 1982). Dans ces méthodes, chaque objet est représenté comme un point dans un espace euclidien. Les objets peuvent aussi être représentés sur la base d'un graphe, le plus souvent un arbre, où chaque objet correspond à un nœud du graphe (Sattath & Tversky, 1977).

Parallèlement à la recherche d'une configuration des objets, la réduction de la dimensionnalité du jeu de données par le regroupement des objets en classes peut également être recherché. Dans ce cas-là, il s'agit alors de mettre en évidence des groupes d'objets en maximisant les similarités entre les objets d'un même groupe et en minimisant les similarités entre les objets de différents groupes (Cariou & Qannari, 2018; Lawless, 1989). Ces deux types de techniques (représentation des proximités et classification) sont souvent complémentaires et permettent de répondre à un objectif commun qui est de visualiser les similarités entre objets en mettant en évidence des classes disjointes.

Dans notre cas, les dissimilarités entre les termes du lexique d'odeurs ont été obtenues par une méthode de tri libre semi-hiérarchique présentée dans le chapitre précédent (Chapitre II - 1). Le travail présenté dans ce chapitre vise à structurer le lexique en définissant des classes de termes d'odeurs. Dans l'état de l'art, nous avons montré que la catégorisation de termes d'odeurs est complexe et est sujette à de nombreux facteurs de variabilité. Pour cela, nous nous sommes intéressés spécifiquement dans ce travail aux méthodes basées sur des arbres additifs car elles permettent une analyse de la structure des données sans passer par une géométrie euclidienne (Abdi, 1990; Chollet et al., 2011; Cunningham, 1978; Dubois, 2000; Gambette et al., 2012; Poitevineau, 2002; Poitevineau & Lecoutre, 2002; Sattath & Tversky, 1977). Ces méthodes sont plus généralement appliquées en phylogénétique

où elles permettent d'introduire des liens de filiations et « d'ancêtre commun » (Buneman, 1971; Cavalli-Sforza & Edwards, 1967; Klotz & Blanken, 1981). Elles sont aussi utilisées en psychologie cognitive pour la représentation de catégories cognitives et l'organisation hiérarchique des connaissances. Les arbres additifs ont aussi été utilisés dans des tâches de catégorisation sémantique (Dubois, 2000), des tâches de catégorisation acoustique (Berland et al., 2015; Guastavino, 2007), mais aussi dans des études sensorielles pour la catégorisation de produits (Blancher et al., 2007; Chollet et al., 2011). Dans ces études, l'utilisation de méthodes d'arbres additifs plutôt que des méthodes de positionnement multidimensionnel est généralement justifiée par la complexité de l'interprétation de la configuration spatiale obtenue par la MDS. En effet, lorsque l'on considère un grand nombre d'objets, la MDS nécessite généralement un grand nombre de dimensions pour représenter correctement la complexité de la structure des données, ce qui rend l'analyse très fastidieuse (Shepard, 1974; Shepard & Arabie, 1979).

Ainsi, la méthode des arbres additifs est une méthode adaptée à la représentation d'un nombre important de termes d'odeurs du lexique. De plus, nous cherchons à mettre en évidence des classes d'odeurs, à partir de cette structure. Contrairement au dendrogramme d'une Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) où la procédure de coupure peut s'appuyer sur la plus grande perte relative d'inertie, ce n'est pas le cas pour les arbres additifs. En effet, à notre connaissance, il n'y a pas de stratégie numérique claire pour identifier les classes au sein d'un arbre additif. Pour cela, nous avons développé une stratégie récursive pour définir une partition à partir d'un arbre additif, en s'intéressant aux différents critères permettant d'évaluer la qualité des branches d'un arbre.

Finalement, la stabilité de la partition est discutée à l'aide d'une stratégie de rééchantillonnage. Cette question est d'autant plus importante que, comme en témoigne la littérature sur la catégorisation des odeurs (David & Rouby, 2002; Rouby & Sicard, 1997), c'est un sujet complexe, sans réel consensus.

En résumé, dans ce chapitre :

- Les notations mathématiques utilisées sont introduites ;
- La méthode des arbres additifs est présentée, avec notamment les critères de qualité de l'arbre ;
- L'algorithme proposé pour la coupure de l'arbre additif, permettant de mettre en évidence une partition des termes d'odeur, est détaillé ;
- Les critères d'évaluation de la stabilité des classes sont finalement présentés.

II-2.1 Notations mathématiques utilisées

Supposons que S sujets ont réalisé un tri libre sur la base de N objets. Toutes les matrices des proximités individuelles sont sommées afin d'obtenir la matrice globale des distances. Notons \mathbf{D} cette matrice de taille $N \times N$, avec $\mathbf{D}(i, j)$ la distance entre la paire d'objets i et j ($i, j = 1, \dots, N$). Les objets de la matrice de distance \mathbf{D} sont ensuite représentés par un arbre additif, avec ϕ la longueur totale des branches de cet arbre. Soit X et Y , deux nœuds de cet arbre, la longueur de la branche entre les nœuds X et Y est notée $L(X, Y)$.

A partir de cet arbre additif, une partition \mathcal{P} des N objets est déterminée. De manière générique, nous notons C une classe de \mathcal{P} ; ou si cela s'avère nécessaire C_k la $k^{\text{ième}}$ classe d'une partition en K classes ($k = 1, \dots, K$).

II-2.2 Méthode des arbres additifs et critères de qualité

Dans un arbre additif, chaque objet est représenté par une feuille terminale, aussi appelée nœud terminal. Chaque branche de l'arbre, ou arête, est caractérisée par sa longueur. La distance entre deux objets est définie comme étant égale à la longueur du chemin entre les deux nœuds correspondants (Sattath & Tversky, 1977). La configuration en arbre additif reproduit alors, de façon la plus proche possible, les proximités entre deux objets à partir de la matrice de dissimilarités initiale (Abdi, 1990). Une représentation schématique, ou topologie, d'un arbre additif est donnée comme exemple en Figure 11.

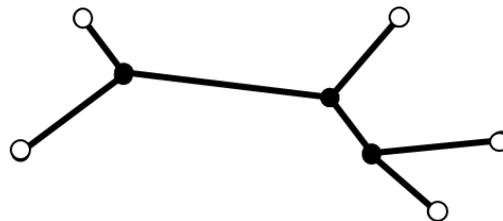


Figure 11 : Représentation schématique d'un arbre additif de cinq objets. Les cercles blancs représentant les objets (feuilles terminales ou nœuds externes) et les cercles noirs représentant les nœuds internes de l'arbre.

II-2.2.1 Algorithme Neighbor-Joining

Il existe différents algorithmes de construction d'arbres additifs à partir d'une matrice de distances : ADDTREE (Sattath & Tversky, 1977), Neighbor-Joining (NJ) (Saitou & Nei, 1987) ou bien encore la méthode des moindres carrés (Fitch & Margoliash, 1967). Nous avons utilisé l'algorithme Neighbor-

Joining (NJ). En effet, cette méthode est très largement utilisée et est considérée comme la méthode standard en phylogénétique (Mihaescu et al., 2009). L'algorithme NJ est une méthode de groupement qui vise à construire la structure de l'arbre en minimisant la longueur totale de branche à chaque étape de regroupement (Guénoche, 2012).

Afin de comprendre la manière dont l'algorithme fonctionne tel que présenté dans l'article de Saitou & Nei (1987), considérons un exemple avec $N = 5$ objets $((i, j) \in \{A, B, C, D, E\})$. Dans la première étape, l'algorithme considère les objets à des distances équivalentes, ce qui équivaut à une structure en étoile, comme présenté en Figure 12 (a).

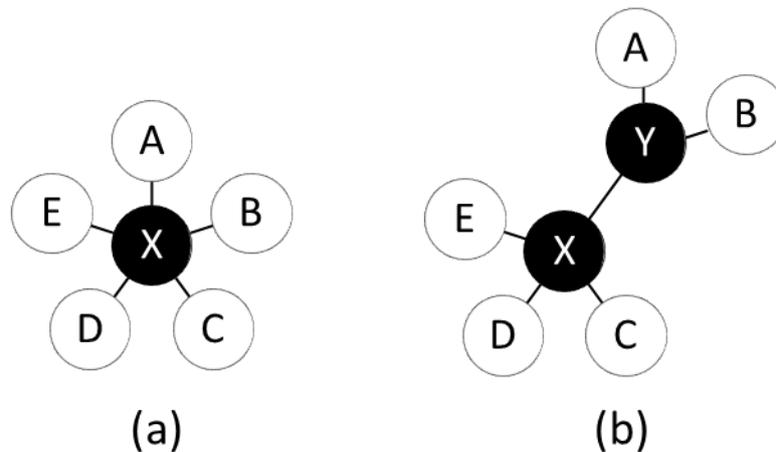


Figure 12 : (a) Situation de base de l'algorithme avec une structure en étoile des cinq objets et (b) structure de l'arbre en regroupant les objets A et B à la deuxième étape de calcul de l'algorithme (Source : Saitou & Nei (1987)).

Une matrice de dissimilarité \mathbf{D} est associée à ces cinq objets et la longueur totale des branches (ou arêtes) de la structure initiale ϕ_0 de l'arbre schématique en Figure 12 (a) est obtenue par l'équation suivante :

$$\phi_0 = \sum_{i=1}^N L(i, X) = \frac{1}{N-1} \sum_{i < j} \mathbf{D}(i, j) \quad (1)$$

Considérons désormais que les objets A et B sont groupés, alors nous obtenons une structure d'arbre schématique représenté en Figure 12 (b), avec création d'un nouveau nœud fictif Y . La longueur de la branche entre les nœuds X et Y dans cet arbre est calculée par :

$$L(X, Y) = \frac{1}{2(N-2)} \left[\sum_{i=3}^N (\mathbf{D}(A, i) + \mathbf{D}(B, i)) - (N-2)(L(A, X) + L(B, X)) - 2 \sum_{i=3}^N L(i, Y) \right] \quad (2)$$

A partir de ce nouvel arbre, il est alors possible de calculer les nouvelles distances de chacune des nouvelles branches de l'arbre, à l'aide des équations suivantes :

$$L(A, X) + L(B, X) = \mathbf{D}(A, B) \quad (3a)$$

$$\sum_{i=3}^N L(i, Y) = \frac{1}{N-3} \sum_{3 \leq i < j} \mathbf{D}(i, j) \quad (3b)$$

A partir des équations (3a) et (3b), nous pouvons de nouveau calculer la longueur totale des branches ϕ_{AB} de l'arbre hypothétique en Figure 12 (b) :

$$\phi_{AB} = L(X, Y) + (L(A, X) + L(B, X)) + \sum_{i=3}^N L(i, Y) \quad (4)$$

Ainsi, pour chaque paire d'objets $\{i, j\}$, un critère ϕ_{ij} est calculé. La valeur minimum de ϕ_{ij} est retenue et les objets i et j correspondant à cette valeur minimum sont considérés comme voisins et sont regroupés afin de former un objet commun. En poursuivant le même exemple, considérons ϕ_{AB} comme la valeur minimum, alors les objets A et B sont regroupés. La distance entre ce nouvel objet $\{A, B\}$ et n'importe quel autre objet i est calculé par :

$$\mathbf{D}(\{A, B\}, i) = \frac{\mathbf{D}(A, i) + \mathbf{D}(B, i)}{2} \quad 3 \leq i \leq N \quad (5)$$

De même, les longueurs de branches de l'arbre sont calculées par les équations suivantes, avec $I_{\setminus(A,B)}$ l'ensemble des objets, en excluant les objets A et B .

$$L(A, X) = \frac{\mathbf{D}(A, B) + \mathbf{D}(A, I_{\setminus(A,B)}) - \mathbf{D}(B, I_{\setminus(A,B)})}{2} \quad (6a)$$

$$L(B, X) = \frac{\mathbf{D}(A, B) + \mathbf{D}(B, I_{\setminus(A,B)}) - \mathbf{D}(A, I_{\setminus(A,B)})}{2} \quad (6b)$$

Ainsi, à chaque étape de regroupement, le nombre d'objets est réduit de 1 et une nouvelle matrice de dissimilarités est calculée. La procédure décrite précédemment est ensuite réitérée pour une nouvelle paire d'objets, jusqu'à ce qu'il n'y ait plus que trois objets, ce qui permet de fournir une structure d'arbre, telle que celle présentée en Figure 11.

L'algorithme NJ est mis en œuvre en faisant appel à la fonction *nj*, disponible dans le package *ape*, R version 3.6.0 (Paradis & Schliep, 2019).

II-2.2.2 Critères de qualité associés à un arbre

L'algorithme NJ précédemment décrit représente les données sous la forme d'un arbre additif. En plus de la topologie de l'arbre, nous disposons également d'informations sur la longueur de chaque branche (ou arête) (Gambette et al., 2012). La longueur de branche, $L(i, j)$, est une mesure directe de la qualité d'une arête, par l'algorithme NJ, que nous notons *computedLength* par la suite. D'autres indices associés à la qualité des arêtes ont été introduits (Gambette et al., 2012; Guénoche & Garreta, 2002, 2000).

Parmi les indices couramment utilisés, citons le taux de bons triplets bien classés, noté simplement *triplets* par la suite. Pour illustrer cette notion, considérons trois termes (A, B, C) avec A et B d'un côté de l'arête et C de l'autre côté, comme cela est illustré par exemple en Figure 12(b). L'indice *triplets* correspond à la proportion de configurations qui vérifie l'équation suivante :

$$\mathbf{D}(A, B) \leq \min[\mathbf{D}(A, C), \mathbf{D}(B, C)] \quad (7)$$

Plus l'arête est de bonne qualité et plus le score de *triplets* est proche de 1. Sur le même principe, nous pouvons également citer le taux de quadruplets bien classés (noté *quartets*), qui cette fois désigne la proportion de quadruplets vérifiant l'équation :

$$\mathbf{D}(A, B) + \mathbf{D}(C, D) \leq \min[\mathbf{D}(A, C) + \mathbf{D}(B, D), \mathbf{D}(B, C) + \mathbf{D}(A, D)] \quad (8)$$

avec A et B d'un côté de l'arête et C et D de l'autre côté, comme par exemple dans la Figure 2b. Comme pour l'équation (7), plus le taux est proche de 1 et meilleure est la qualité de l'arête.

L'indice noté *agreementPairs* permet, quant à lui, de calculer le taux d'accord des paires (Gambette et al., 2012). Soit m le nombre de paires de mots d'un même côté de l'arête et d_m la $m^{\text{ième}}$ plus petite distance entre paire de mots. L'indice *agreementPairs* calcule (1) le nombre de paires de mots distincts d'un même côté de l'arête dont la distance est inférieure ou égale à d_m et (2) le nombre de paires de mots distincts séparés par l'arête dont la distance est supérieure ou égale à d_m . Ces deux valeurs sont alors sommées et divisées par le nombre total de distances. Plus le taux est proche de 1, meilleure est la qualité de l'arête.

Pour finir, l'indice du *lengthRatio* correspond à la distance moyenne entre mots séparés par l'arête, divisée par la distance moyenne entre mots d'un même côté de l'arête. Si l'arête est cohérente alors la valeur de *lengthRatio* est supérieure à 1, sinon elle est inférieure à 1.

Ces différents indices permettent d'évaluer la qualité d'une arête qui correspond, pour nous, à la distance sémantique entre deux groupes de termes séparés par cette arête dans l'arbre additif.

II-2.3 Obtention d'une partition à partir d'un arbre additif

A partir de l'arbre additif, nous disposons donc de la topologie de l'arbre et d'un ensemble de mesures, permettant d'évaluer la qualité de distance sémantique sur chaque branche de l'arbre. Contrairement à un schéma de classification classique, un arbre additif n'est pas enraciné, nous ne pouvons donc pas le couper à une hauteur donnée correspondant à une partition unique en classes, comme nous pouvons le faire dans le cas d'une CAH.

A notre connaissance, il y a finalement peu d'études qui discutent des stratégies d'obtention d'une partition à partir d'un arbre additif de manière automatique et non empirique. Ainsi, pour Gambette et al. (2012), la partition est définie par des coupures successives, par ordre décroissant, en fonction des longueurs d'arêtes internes. Pour d'autres travaux, la partition se fait par une approche empirique en se basant sur les connaissances du domaine (Guénoche, 2011; Sattath & Tversky, 1977). Néanmoins, dans toutes ces approches, la formation de la partition est réalisée par la coupure de certaines branches de l'arbre pour mettre en évidence des sous-arbres et donc des classes d'objets. La question à se poser est alors de savoir quelle(s) branche(s) couper et quel(s) critère(s) de qualité des branches utiliser pour arbitrer les coupures.

II-2.3.1 Choix du critère de coupure des arêtes

En phylogénétique, la stratégie de coupure la plus usuelle repose sur la mesure de la longueur des branches (Gambette et al., 2012; Guénoche, 2012). Plus la branche est longue et plus les deux sous-arbres sont éloignés. En effet, la longueur entre deux objets de l'arbre a une interprétation très claire en phylogénétique : c'est la distance évolutive entre les deux espèces représentées par ces feuilles (souvent la distance entre leur ADN). Les nœuds internes sont les espèces ancestrales et les longueurs de branches reflètent les distances évolutives entre deux espèces. Ce n'est pas le cas d'un arbre sémantique ; il n'y a aucune interprétation scientifique analogue relative à la distance entre deux mots, ce qui remet en question la pertinence de l'indice *computedLengt* (Gambette et al., 2012).

D'autre part, dans le cas de l'utilisation de la méthode NJ, les arêtes externes ont tendance à être plus longues que les arêtes internes, ce qui réduit la lisibilité de l'intérieur de l'arbre. La longueur des arêtes internes est donc souvent très petite par rapport à celles des arêtes menant aux feuilles terminales (Gambette et al., 2012).

Nous avons donc considéré les autres indices cités précédemment. Pour évaluer l'adéquation des différents critères de qualité de branche (*computedLength*, *triplets*, *quartets*, *lengthRatio* et *agreementPairs*) Gambette et al. (2012) ont comparé leur performance sur un jeu de données de 20 000 mots. A cette base de données, est associée une partition manuelle de classes sémantiques. Cette partition manuelle est alors comparée à l'aide de l'indice de Rand et Rand corrigé aux partitions construites automatiquement en coupant les arêtes par valeur décroissante de chacun des critères. Les mesures de *triplets* et *lengthRatio* ont montré des valeurs de Rand supérieures aux autres critères et donc une performance supérieure (Gambette et al., 2012). Ces deux indices ont donc été privilégiés dans la suite de notre travail.

Par ailleurs, nous avons constaté que l'indice *lengthRatio*, à performance équivalente avec l'indice *triplets*, permet un gain important de temps de calcul. C'est donc l'indice *lengthRatio* qui a été sélectionné et mis en œuvre dans l'algorithme décrit ci-après.

II-2.3.2 Algorithme de partition de l'arbre

Dans Gambette et al. (2012), la stratégie pour couper les branches est : (1) de calculer les *lengthRatio* (ou autre critère) sur la totalité des branches, (2) de les classer par ordre décroissant et enfin (3) de réaliser des coupures successives jusqu'à un critère d'arrêt défini. Guénoche (2012) propose le même type d'algorithme avec des coupures successives des branches en procédant par ordre décroissant de leur longueur. Les branches sont coupées et les sous-arbres sont formés, jusqu'à obtenir le nombre de classes visé. Ainsi, nous pouvons définir deux points communs dans ces procédures : la coupure est réalisée sur la base de la qualité des branches et la procédure de coupure est stoppée selon un critère d'arrêt.

L'algorithme proposé ici est basé sur le même principe de coupures successives des branches jusqu'à obtenir des classes de termes. Cependant, le nombre d'objets considéré dans notre étude est bien supérieur aux exemples précédemment cités. Le nombre d'objets peut induire des spécificités sur le critère considéré. En effet, comme nous l'avons vu, l'algorithme NJ a tendance à minimiser les longueurs internes de l'arbre. Ainsi, l'ordre de longueur des branches est d'autant plus instable que l'arbre est construit sur un grand nombre d'objets. Afin d'actualiser la distribution du rapport des longueurs de branches (i.e. *LengthRatio*), avant chaque coupure et à chaque itération, et de sélectionner la coupure la plus pertinente, l'algorithme redéfinit des structures d'arbres additifs à chaque itération. Cela revient donc à recalculer, après chaque coupure, pour chaque sous-ensemble des termes aux extrémités de la branche qui vient d'être scindée, l'arbre additif et les critères de longueur de branches associés.

Les différentes étapes de l'algorithme de coupure sont les suivantes :

- (1) L'arbre additif est créé selon l'algorithme NJ, à partir de la matrice **D** associée. A la première étape, cette matrice comprend l'ensemble des termes, puis dans les étapes suivantes un sous-ensemble des objets ;
- (2) Les mesures de *lengthRatio* sont calculées pour chaque arête interne et l'arête avec la plus grande valeur est coupée, ce qui forme deux sous-arbres et donc deux sous-ensembles disjoints de termes ;
- (3) L'homogénéité de chaque sous-ensemble formé est évaluée. C'est cette homogénéité qui nous servira de critère d'arrêt. Selon Guénoche et Garetta (2002), l'homogénéité d'un ensemble d'objets peut-être évaluée par son diamètre, i.e. la plus grande distance, parmi l'ensemble des

distances par paires du jeu de données. Ces auteurs proposent le ratio du diamètre d'un sous-ensemble et du diamètre de l'ensemble complet du jeu de données comme une mesure d'homogénéité pertinente. Plus le ratio de diamètre est petit, plus le sous-ensemble est homogène. C'est ce ratio de diamètres qui est utilisé comme seuil d'arrêt pour déterminer si le sous-ensemble généré doit être de nouveau coupé (et dans ce cas, on réitère les étapes 1 et 2) ou non. Si coupure, les étapes 1 et 2 sont itérées. Si non une classe d'objets est extraite.

Une fois que tous les sous-ensembles ont atteint le niveau d'homogénéité défini ou qu'il n'y a plus aucun sous-ensemble à diviser (quand ce sous-ensemble est composé d'un seul terme), l'algorithme s'arrête et la partition de termes d'odeurs est obtenue.

L'ensemble de cet algorithme a été écrit en utilisant le logiciel R version 3.6.0.

II-2.4 Stabilité des classes de la partition

Une fois la partition obtenue, il est intéressant d'évaluer sa stabilité et la stabilité de chacune de ses classes à l'aide de techniques de rééchantillonnage. Dans les faits, une partition est considérée stable si des changements dans le jeu de données (i.e. la matrice des distances initiales \mathbf{D}) n'ont pas d'effets significatifs sur l'association des objets aux classes. Dans le cadre des données sensorielles, une méthode classique pour créer une perturbation dans les données est de réaliser un rééchantillonnage des sujets (Cadoret & Husson, 2013; Dehholm et al., 2012). Ainsi, dans le cadre d'un profil sensoriel, la technique du bootstrap est couramment utilisée pour évaluer la stabilité d'une configuration. Celle-ci est alors représentée sur la carte factorielle des produits par l'intermédiaire d'ellipses de confiance (Blancher et al., 2012; Cadoret & Husson, 2013; Courcoux et al., 2012; Rossini et al., 2012). Cette technique de rééchantillonnage est également utilisée ici, sur la base d'une partition et non d'une carte factorielle.

Dans notre cas, la stratégie de bootstrap adoptée consiste à générer B panels virtuels, aussi appelés échantillons bootstrap, en choisissant S sujets, de façon aléatoire et avec remise dans le panel de sujets initial. Ainsi, pour le $b^{\text{ième}}$ panel virtuel, une matrice de distance \mathbf{D}_b ($b = 1, \dots, B$) est obtenue. \mathcal{P}_b fait alors référence à la partition de N objets, obtenue à partir de l'arbre additif représentant la matrice \mathbf{D}_b avec l'algorithme présenté précédemment. Cet ensemble de partitions \mathcal{P}_b ($b = 1, \dots, B$) est utilisé pour évaluer la stabilité de la partition de référence \mathcal{P} , générée à partir de la matrice des distances \mathbf{D} observée.

II-2.4.1 Cohésion et isolation des classes

Afin d'étudier avec plus de précision la stabilité de la partition, celle-ci a été évaluée sur chacune des classes de la partition. Plus particulièrement, des règles de cohésion et d'isolation ont été utilisées pour décomposer l'évaluation de la stabilité en deux critères. Ces mesures de règles de cohésion et d'isolation ont été présentées par plusieurs auteurs (Bertrand & Bel Mufti, 2006; El Moubarki, 2009; Lenca et al., 2008). Une classe est considérée comme ayant une bonne cohésion si elle ne perd pas ses éléments suite à de faibles perturbations des données. Une classe est considérée comme ayant une bonne isolation si elle ne reçoit pas d'éléments provenant d'autres classes après perturbation des données. Les règles de cohésion et d'isolation peuvent ainsi être définies par :

- Règle de cohésion d'une classe C ; (R_{1C}) : si deux objets sont groupés ensemble dans une classe C de la partition \mathcal{P} , alors ils sont regroupés dans la partition \mathcal{P}_b obtenue après perturbation
- Règle d'isolation d'une classe C ; (R_{2C}) : si deux objets sont séparés par la partition $\{C, \bar{C}\}$ de \mathcal{P} (avec \bar{C} le complément de C), alors ils sont séparés dans la partition \mathcal{P}_b , obtenue après perturbation.

Pour mesurer la qualité de ces règles de stabilité, il est possible d'introduire plusieurs indices. Dans notre cas, nous avons choisi d'utiliser l'indice de confiance, basé sur le principe de la probabilité conditionnelle (Agrawal et al., 1993). Les indices de confiance de chaque règle sont ainsi, respectivement calculés par :

$$I(R_{1C}) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \frac{n_{11,b}}{n_c(n_c - 1)/2} \quad (9)$$

$$I(R_{2C}) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \frac{n_{00,b}}{n_c(N - n_c)} \quad (10)$$

avec $n_{11,b}$ le nombre de paires d'objets de la classe C de \mathcal{P} qui sont aussi groupés ensemble dans la partition \mathcal{P}_b ($b = 1, \dots, B$); $n_{00,b}$ le nombre de paires d'objets séparés selon $\{C, \bar{C}\}$ et aussi séparés dans la partition \mathcal{P}_b ; n_c la taille de la classe C , et N le nombre total d'objets.

Ces indices de cohésion et d'isolation ont des valeurs comprises entre 0 et 1. Plus la valeur est basse et plus la cohésion (ou isolation) est faible. Ils sont donc calculés pour chaque classe C de la partition \mathcal{P} .

Dans un second temps, la somme pondérée en fonction de la taille des classes des indices de cohésion et d'isolation des classes permet d'obtenir une évaluation de la cohésion et l'isolation de l'ensemble de la partition \mathcal{P} .

Ainsi, ces indices de cohésion et isolation permettent d'avoir une évaluation au niveau de chaque classe et pas uniquement de la partition dans son ensemble. La mesure de l'indice de cohésion permet d'apporter des informations sur la stabilité du cœur de la classe. A l'inverse, l'isolation permet d'obtenir des informations sur le lien de la classe avec d'autres objets : une classe peu isolée est une classe qui échange des objets avec d'autres classes.

Nous cherchons désormais à obtenir plus d'informations sur les objets responsables de la faible (ou forte) stabilité des classes.

II-2.4.2 Evaluation du degré d'association des objets aux classes

Nous souhaitons donc évaluer à quel point un objet i est associé à la classe C auquel il appartient dans la partition \mathcal{P} . Pour cela, nous avons évalué un degré d'association d'un objet i aux différents objets dans les B partitions \mathcal{P}_b , obtenues après perturbation des données. Notons $f_{i,j}^B$ l'estimation du degré d'association entre les objets i et j ($i \neq j$), c'est-à-dire la fréquence à laquelle i et j sont regroupés dans les partitions \mathcal{P}_b . Ces valeurs sont ensuite moyennées pour chaque classe C_k de la partition \mathcal{P} afin de calculer le critère $A_{i,k}$, défini par :

$$A_{i,k} = \frac{1}{n_k} \sum_{j \in C_k, j \neq i} f_{i,j}^B \quad \text{si } i \notin C_k \quad (11a)$$

$$A_{i,k} = \frac{1}{n_k - 1} \sum_{j \in C_k, j \neq i} f_{i,j}^B \quad \text{si } i \in C_k \quad (11b)$$

avec n_k la taille de la $k^{\text{ième}}$ classe de \mathcal{P} .

Pour un objet i donné, la distribution des $A_{i,k}$ ($k=1, \dots, K$) est d'autant plus concentrée, avec un degré d'association marqué pour une classe, que l'objet est spécifique de la classe C de \mathcal{P} à laquelle il appartient. Au contraire, les objets qui présentent une association floue auront une distribution de leurs valeurs $A_{i,k}$ moins concentrée, avec des degrés d'association assez proches pour plusieurs clusters.

L'ensemble des critères de stabilité introduits, à savoir la cohésion, l'isolation et le degré d'association est utilisé pour discuter la stabilité des clusters. Nous ne cherchons pas seulement à avoir une information quantitative sur la stabilité mais surtout d'extraire une information qualitative : pourquoi la classe est instable ? Quels sont les termes au sein de la classe responsable de la bonne (ou mauvaise) stabilité de la classe ?

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

Nous avons, tout d'abord, développé un algorithme itératif, adapté à l'analyse de dissimilarités sémantiques, permettant d'identifier une partition à partir d'un arbre additif. Le nombre de classes n'est pas fixé à priori mais un critère d'arrêt, en fonction de l'homogénéité des classes, est intégré.

Des critères de cohésion, d'isolation et de degrés d'association pour caractériser la qualité de chacune des classes obtenues ont ensuite été introduits. Appliquée à la construction d'un lexique, l'analyse simultanée de ces mesures a pour objectif d'apporter des éléments sur la stabilité des classes formées et *in fine* sur la stabilité de la partition. L'algorithme et les critères de cohésion, isolation et association introduits sont appliqués aux données de tri libre semi-hiérarchique des termes d'odeur dans le chapitre suivant. Ils permettent, non seulement, de définir des classes de termes d'odeurs, mais aussi d'obtenir des informations sur la stabilité des groupes et des termes au sein des classes.

Les approches mises en œuvre peuvent bien entendu être appliquées à n'importe quelle matrice de distances, issue de domaines d'étude variés.

Chapitre II - 3 Résultats

Ce chapitre présente les résultats du tri libre semi-hiérarchique et fournit la structuration du lexique à partir de ces résultats. Pour cela, nous présentons dans un premier temps des éléments concernant la réalisation de la tâche de tri libre semi-hiérarchique réalisée sur les 96 termes d'odeurs. Dans un second temps, la partition des termes d'odeurs obtenue grâce à l'algorithme de partitionnement introduite dans le chapitre précédent, est présentée. Pour finir, la stabilité de la partition est discutée au regard des valeurs de cohésion, d'isolation et d'association calculées.

II-3.1 Déroulement de la séance de tri libre semi-hiérarchique

Tout d'abord, l'une des premières préoccupations pour le bon déroulement de cette tâche a été de limiter la charge cognitive pour le sujet. Pour cela, il a été important de recueillir le ressenti des sujets à l'issue de l'épreuve. Dans les faits, la tâche a été bien perçue par les sujets. Cependant, la présence d'un animateur s'est avérée être indispensable car les consignes ont parfois dû être répétées pour que chaque sujet assimile bien l'exercice.

II-3.1.1 Stratégies de regroupements observées

Les stratégies de regroupements ont été très différentes d'un sujet à l'autre. Les termes d'odeurs ont été présentés selon un plan en carrés latins de Williams sur les deux feuilles mais aucune instruction n'avait été donnée concernant l'ordre dans lesquels les sujets devaient les trier. Certains sujets ont réalisé leurs tris de façon très méthodique en prenant le temps de lire l'intégralité des termes avant de commencer le tri. Ils ont, pour certains, considéré chaque terme l'un après l'autre et ont ajouté des termes à des groupes en cours de formation. D'autres personnes, au contraire, ont eu pour stratégie de choisir un terme d'odeur puis de balayer le reste des termes pour former le groupe associé.

II-3.1.2 Formation des groupes : nombre de niveaux et de groupes

Lors de la réalisation du tri libre semi-hiérarchique, les sujets ont eu la possibilité de faire autant de niveaux hiérarchiques de regroupements et autant de groupes par niveau qu'ils le souhaitent. Les résultats en termes de nombre de niveaux et nombre de groupes sont présentés dans le Tableau 5.

Les sujets ont, en grande majorité, réalisé deux à trois niveaux hiérarchiques. La quasi-totalité des sujets (155 sujets) a réalisé au moins un regroupement des groupes (formation d'une partition de niveau 2), sur la base de la partition formée au niveau 1. Seul un sujet a réalisé seulement le tri libre au niveau 1 sans les regrouper par la suite. 51% des sujets se sont arrêtés au deuxième niveau

hiérarchique et le reste a poursuivi. En revanche, seuls 14 sujets (soit à peine 9%) sont allés jusqu'à définir quatre niveaux et seulement une seule personne a réalisé un cinquième niveau.

Tableau 5 : Nombre de sujets, nombre moyen de groupes par sujet et taille moyenne des groupes à chaque niveau hiérarchique

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4	Niveau 5
Nombre de sujets	156	155	75	14	1
Nombre moyen de groupes	29	13	10	10	3
Taille moyenne des groupes	3	7	9	9	29

En ce qui concerne le nombre de groupes, les résultats sont présentés en Figure 13. Le nombre de groupes a beaucoup diminué entre le niveau 1 et le niveau 2 mais par la suite, le nombre de groupes est resté assez stable. Finalement, un sujet restitue les proximités qu'il imagine entre des termes d'odeurs à l'aide d'une dizaine de groupes. En effet, les sujets ont réalisé en moyenne 29 groupes pour le premier niveau (médiane de 28 groupes), avec un nombre très variable en fonction des sujets (de 14 à 65 groupes). Au deuxième niveau de regroupement, les sujets ont fait entre 4 et 31 groupes avec une moyenne 13 groupes. Pour les troisième et quatrième niveaux, les sujets ont formé 10 groupes en moyenne. Le niveau 5 n'est pas représenté car il correspond aux données d'une seule personne, avec trois groupes dans ce cinquième et dernier niveau.

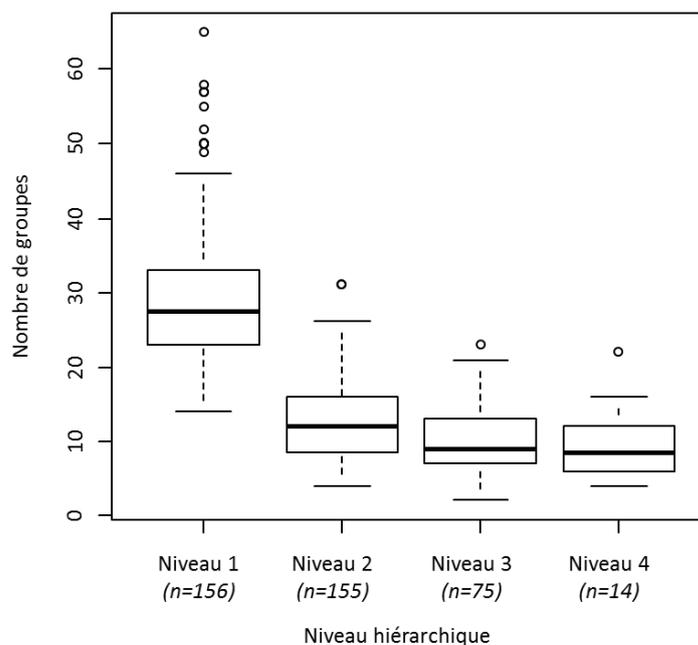


Figure 13 : Nombre de groupes formés à chaque niveau hiérarchique (n = nombre de sujets ayant réalisé une partition à ce niveau hiérarchique) ; les traits du milieu représentent la médiane

La taille des groupes formés par les sujets présente également une grande variabilité (Figure 14). Pour le premier niveau, les sujets ont formé des groupes de 3 termes en moyenne, avec des effectifs allant de 1 à 18 termes dans un groupe. Pour le niveau hiérarchique 2, les groupes sont composés de 7 termes en moyenne, avec des effectifs allant de 1 à 60 termes dans le groupe. Pour les niveaux 3 et 4, les groupes sont composés de 9 termes en moyenne. De même que pour le nombre de groupes, la plus grande différence est entre le premier et le deuxième niveau avec par la suite des valeurs de tailles de groupes relativement constantes. Les tailles de groupes sont donc très variables, même pour un sujet donné. En effet, au niveau individuel, chaque sujet peut aussi bien former des petits groupes et quelques grands groupes.

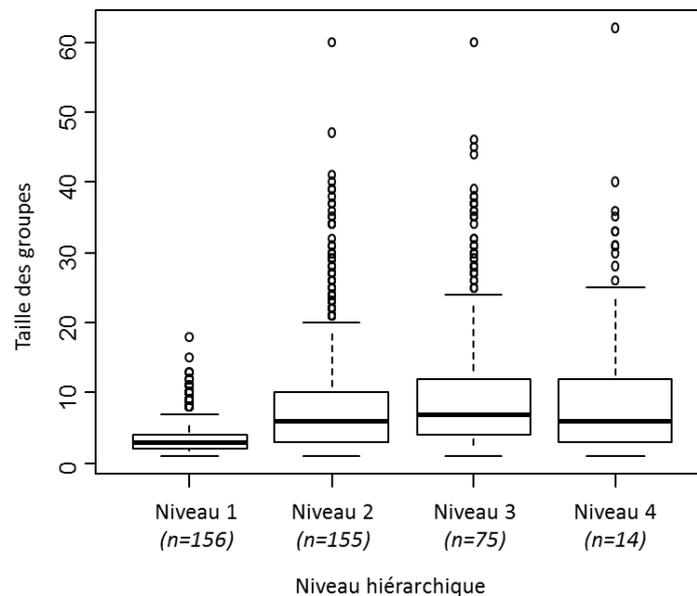


Figure 14 : Taille des groupes formés à chaque niveau hiérarchique (n = nombre de sujets ayant réalisé une partition à ce niveau hiérarchique) ; les traits du milieu représentent la médiane

Il est possible de noter que les différentes tailles de groupes sont essentiellement liées aux termes. Le Tableau 6 présente la taille moyenne des groupes avec lesquels le terme est associé. Par exemple, les termes faisant référence à des fruits comme *fruit rouge*, *myrtille*, *mangue* ou *framboise* sont regroupés dans des groupes composés en moyenne de cinq ou six termes. A l'opposé, des termes comme *minéral*, *silex* ou *sueur* sont regroupés avec seulement trois termes en moyenne.

Ces aspects sont traités au regard du niveau d'expertise des sujets dans la PARTIE III de ce manuscrit.

Tableau 6 : Taille moyenne des groupes avec lesquels le terme est associé au premier niveau du tri libre semi-hiérarchique

Taille moyenne des groupes avec lesquels le terme est associé							
fruit rouge	5,5	herbe	4,8	figue	4,3	caramel	4,0
sous-bois	5,5	pamplemousse	4,8	noix de coco	4,3	caoutchouc	3,9
myrtille	5,4	prune	4,7	pain grillé	4,3	thym	3,9
cassis	5,4	moisi	4,7	vanille	4,3	miel	3,9
mangue	5,4	liège	4,7	vert	4,3	levure	3,9
fruit tropical	5,4	fruit mûr	4,7	fruit sec	4,3	tabac	3,9
framboise	5,4	cannelle	4,6	banane	4,3	café	3,8
mûre	5,4	orange	4,6	abricot sec	4,3	pain	3,8
groseille	5,3	melon	4,6	noix	4,3	alcool	3,8
bois	5,3	acacia	4,6	amande	4,3	pomme	3,8
fruit de la passion	5,3	pin	4,6	noisette	4,3	réglisse	3,8
champignon	5,3	jasmin	4,6	dissolvant à ongle	4,3	anis	3,7
chêne	5,2	fruit à noyau	4,6	rose	4,2	poussière	3,7
truffe	5,2	épice	4,6	poivre	4,2	olive noire	3,6
cerise	5,2	fleur d'oranger	4,6	fumé	4,2	menthe	3,5
fraise	5,1	citron vert	4,5	raisin	4,2	beurre	3,5
terreux	5,1	clou de girofle	4,5	fruit blanc	4,2	poivron vert	3,4
abricot	5,0	citron	4,5	brûlé	4,1	vinaigre	3,4
ananas	5,0	violette	4,5	poire	4,1	cuir	3,3
pêche	4,9	lilas	4,4	thé	4,1	chocolat	3,3
litchi	4,9	chimique	4,4	bonbon anglais	4,1	lactique	3,3
fruit jaune	4,9	herbe coupée	4,4	pétrole	4,0	sueur	3,2
fruit noir	4,8	foin	4,4	sulfure	4,0	silex	3,2
agrume	4,8	grillé	4,4	laurier	4,0	minéral	3,1

II-3.1.3 Les termes d'odeurs non triés

Les sujets ont eu la possibilité de laisser des termes de côté s'ils ne connaissaient pas le terme ou si le terme n'avait pas de signification pour eux. Ces termes n'ont donc pas été pris en compte dans la réalisation de leur tri libre. Dans la construction du protocole, l'animateur a dû vérifier que les termes mis de côté à l'issue de la première étape de tri libre correspondaient bien à cette consigne. Cette étape du protocole s'est révélée indispensable car plusieurs sujets ont mis de côté des termes d'odeurs, non pas parce qu'ils ne connaissaient pas l'odeur mais parce qu'ils ne leur trouvaient pas de ressemblances avec le reste des termes. Cette vérification a donc permis d'identifier ce biais et d'encourager le sujet à créer des groupes singletons lorsqu'un terme d'odeur ne se rapproche d'aucun autre. En effet, les cas « le terme d'odeur ne ressemble à aucun autre » versus « je ne connais pas ce terme d'odeur » doivent être clairement distingués pour faire l'objet de traitements différents par la

suite. Dans le cas de mise de côté du terme, une valeur manquante est associée à l'affectation du terme à l'un des groupes et une procédure d'imputation est définie.

Le nombre de fois où chaque terme a été mis de côté par les 156 sujets est représenté dans le Tableau 7. Parmi les 156 sujets, 48% des sujets ont mis au moins une odeur de côté. Au maximum, un sujet a mis 16 termes d'odeurs de côté. Certains termes ont souvent été mis de côté, comme *bonbon anglais*, non-connu par 14% des sujets, ce qui est assez important. A l'opposé, certains termes comme *vanille* ou *rose* sont connus de tous les sujets et ont été triés par tous les sujets.

Tableau 7 : Nombre de fois où chaque terme est mis de côté par les 156 sujets

Nombre de fois où le terme est non trié							
bonbon anglais	22	figue	3	fruit tropical	1	fraise	0
fruit blanc	18	miel	3	groseille	1	framboise	0
olive noire	18	noix de coco	3	mangue	1	fruit de la passion	0
silex	17	thé	3	melon	1	fruit rouge	0
sulfure	16	violette	3	menthe	1	fumé	0
poivron vert	12	abricot sec	2	mûre	1	grillé	0
truffe	12	beurre	2	noix	1	herbe	0
minéral	11	clou de girofle	2	pain	1	herbe coupée	0
fruit à noyau	10	dissolvant à ongle	2	pin	1	moisi	0
fruit noir	10	jasmin	2	poivre	1	noisette	0
fruit jaune	9	laurier	2	pomme	1	orange	0
fruit mûr	9	liège	2	abricot	0	pain grillé	0
vert	9	litchi	2	amande	0	pamplemousse	0
acacia	7	myrtille	2	banane	0	pêche	0
lactique	7	réglisse	2	bois	0	pétrole	0
poussière	7	agrume	1	café	0	poire	0
levure	6	ananas	1	caramel	0	prune	0
raisin	5	anis	1	cassis	0	rose	0
alcool	4	brûlé	1	cerise	0	sous-bois	0
fruit sec	4	cannelle	1	champignon	0	tabac	0
lilas	4	caoutchouc	1	chocolat	0	terreux	0
sueur	4	cuir	1	citron	0	thym	0
chêne	3	fleur d'oranger	1	citron vert	0	vanille	0
chimique	3	foin	1	épice	0	vinaigre	0

Indépendamment de la structuration du lexique, ce simple inventaire des termes mis de côté donne une information très intéressante sur le fait que certaines odeurs utilisées pour décrire les odeurs du vin sont moins connues que d'autres. Ces aspects sont plus particulièrement traités au regard du niveau d'expertise des sujets dans la PARTIE III de ce manuscrit.

II-3.2 Arbre additif et partition des termes d'odeurs

Après analyse de la structure du jeu de données obtenue à l'issue de la tâche de tri libre semi-hiérarchique, la matrice de distance **D** globale est calculée, en intégrant l'ensemble des sujets du panel (section II-1.4). Cette matrice est soumise à l'algorithme NJ et l'arbre additif obtenu est présenté en Figure 15.

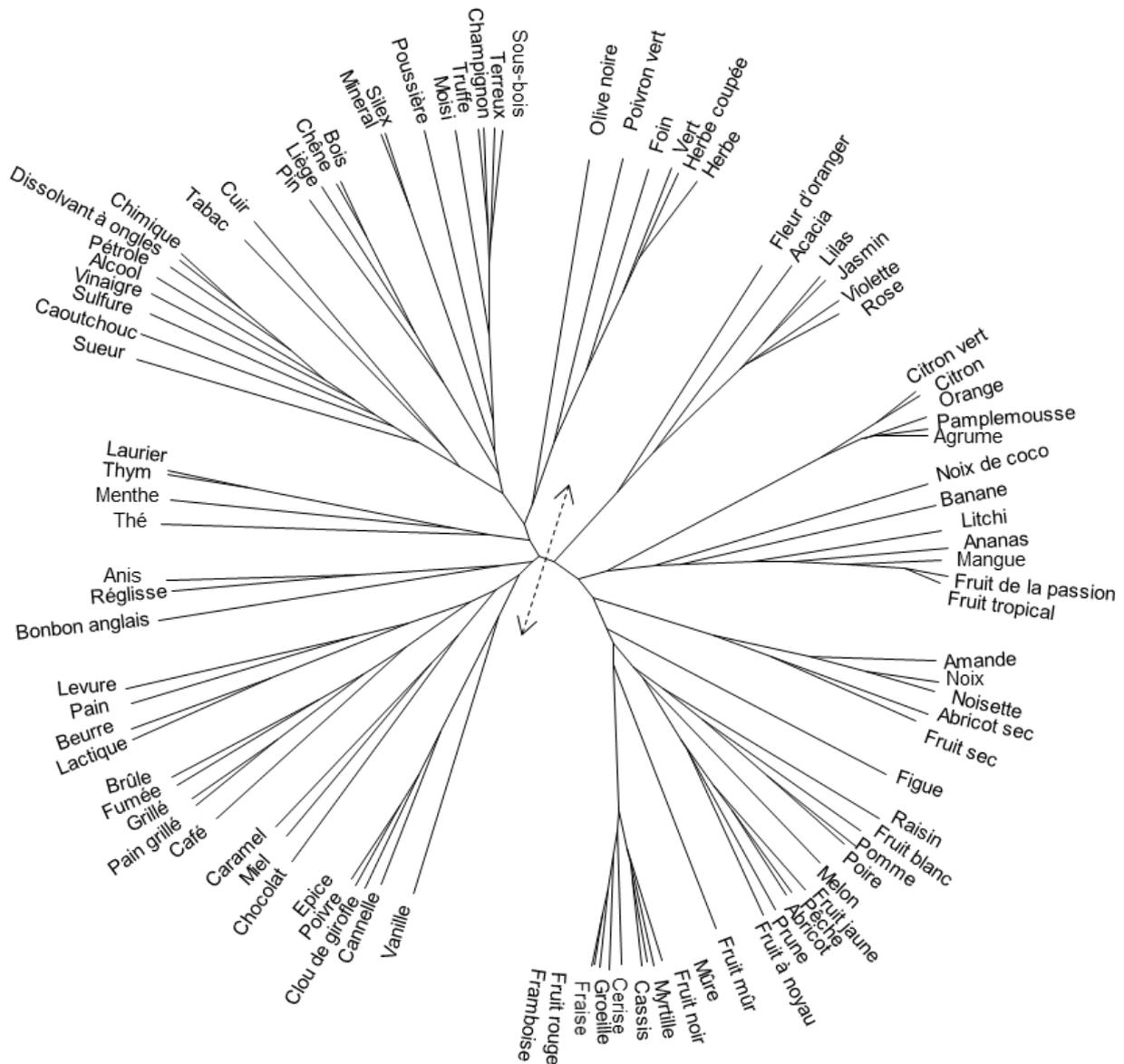


Figure 15 : Arbre additif construit à partir de la matrice de distance **D** du tri libre de termes d'odeurs. La première arête coupée par l'algorithme est indiquée par la double flèche pointillée.

Le critère de *LengthRatio* est évalué pour toutes les arêtes de l'arbre additif, puis l'arête avec la plus grande valeur de *LengthRatio* est coupée, permettant la création de deux sous-arbres (ce niveau de coupure est représenté par une flèche pointillée dans la Figure 15). A partir de cette coupure, un

groupe de 44 termes d'odeurs et un groupe de 52 termes d'odeurs sont mis en évidence. La stratégie de coupure décrite dans le chapitre précédent (section II-2.3) est appliquée.

Pour un critère d'arrêt à 80% (rapport des diamètres), la partition \mathcal{P} formée à partir des 96 termes d'odeurs est constituée de 21 classes. La partition est représentée en Figure 16. La taille des classes varie de un seul terme (pour les classes 20 et 21) à 10 termes d'odeurs (pour la classe 6).

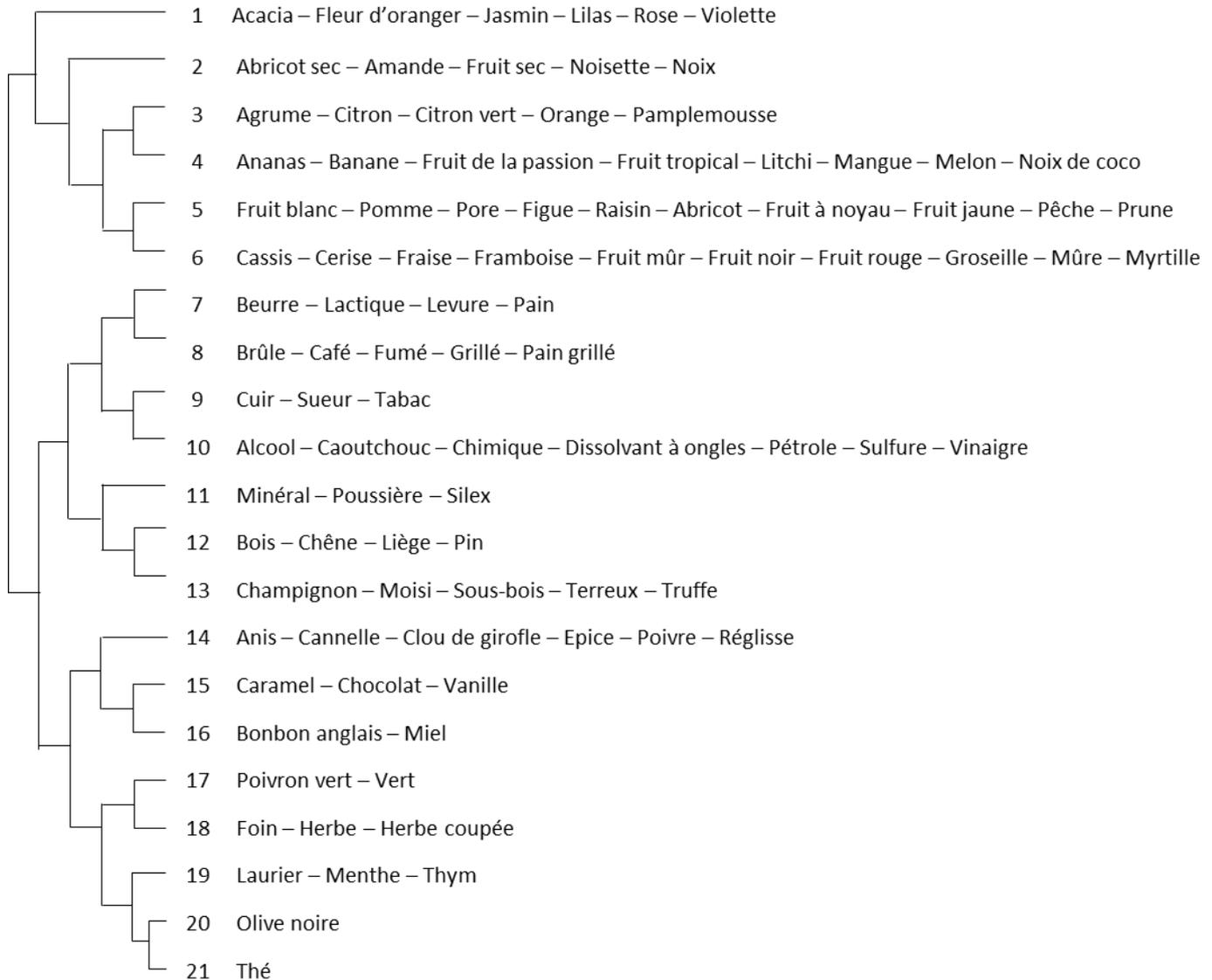


Figure 16 : Représentation schématique des coupures dichotomiques par l'algorithme de 96 termes d'odeurs, menant à une partition de 21 classes (pour une valeur de critère d'arrêt de 80%)

En comparant la structure de la Figure 15 à celle de la Figure 16, nous pouvons tout d'abord remarquer que certaines classes mises en évidence par l'algorithme correspondent à des branches identifiées sur l'arbre additif (par exemple les classes 1, 2 et 7). A l'opposé d'autres classes obtenues ne correspondent pas à des branches de l'arbre additif. Cela est dû au fait que l'algorithme est séquentiel et reconstruit un arbre additif à chaque étape. Par exemple, le terme *vanille* (en bas à gauche dans la

Figure 15) est lié dans l'arbre additif à une branche comprenant les termes *épice*, *poivre*, *clou de girofle* et *cannelle*. Pourtant, l'algorithme séquentiel de coupure a conduit au regroupement des termes *vanille*, *caramel* et *chocolat* dans la classe 15.

II-3.3 Stabilité des classes et de la partition

Afin d'évaluer la stabilité des 21 clusters dans la partition \mathcal{P} , b échantillons bootstrappés ($b=1\dots, B$, avec $B=1000$) sont générés et B partitions, \mathcal{P}_b , sont obtenues. Chaque partition \mathcal{P}_b contient entre 17 et 27 classes.

II-3.3.1 Cohésion et isolation de la partition

Les valeurs de cohésion et d'isolation de chacune des 21 classes de \mathcal{P} sont présentées en Figure 17, ainsi que les mesures de cohésion et d'isolation de la partition globale \mathcal{P} . Les classes 1, 2, 7, 11 et 8, ainsi que les classes 3 et 10 montrent des fortes valeurs de cohésion et d'isolation et donc une forte stabilité. Au contraire, d'autres classes montrent moins de stabilité, à cause de leurs valeurs de cohésion et/ou d'isolation faibles. Par exemple, la classe 12 présente une forte valeur de cohésion, ce qui signifie que les objets de cette classe (*bois*, *chêne*, *liège* et *pin*) sont toujours groupés ensemble dans les partitions issues des données bootstrappées. En revanche, la mesure d'isolation de cette classe est faible car des termes extérieurs à la classe sont associés à l'un des quatre termes de cette classe dans les partitions \mathcal{P}_b . Parallèlement, la classe 14 (*cannelle*, *clou de girofle*, *épice*, *poivre*, *anis* et *réglisse*) est plutôt bien isolée mais présente une faible cohésion. Cela signifie que les objets de cette classe ne sont pas toujours groupés dans les partitions bootstrappées. Néanmoins, il n'y a quasiment aucun autre objet qui est groupé aux objets de cette classe.

Les classes 20 et 21 correspondent à des classes de type singletons, c'est à dire à des classes composées d'un seul terme (respectivement, *olive noire* et *thé*). Dans cette situation, la valeur de cohésion de la classe ne peut pas être calculée ; la valeur est donc, par défaut, égale à 0 pour la représentation des valeurs en Figure 17. Néanmoins, le terme *olive noire* présente une valeur d'isolation plus élevée que le terme *thé*. Cela qui signifie qu'*olive noire* forme plus souvent un groupe à part entière dans les partitions \mathcal{P}_b que *thé*.

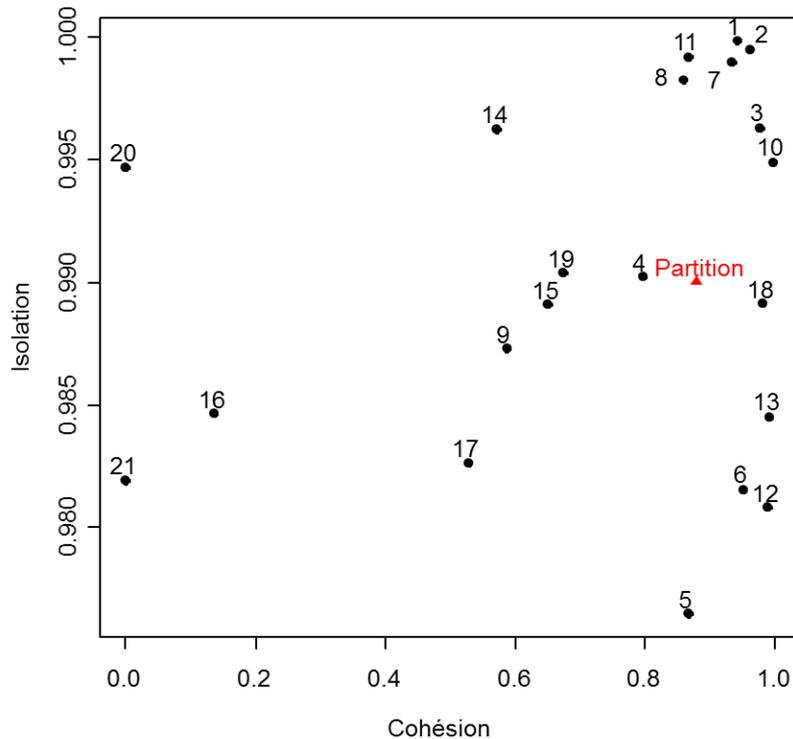


Figure 17 : Valeurs de cohésion et d'isolation pour les 21 classes et, en rouge, pour la partition globale

II-3.3.2 Degré d'association des termes aux classes

Les valeurs de degré d'association nous permettent de savoir si un terme est associé à une seule classe ou bien si, au contraire, un terme a tendance à être rattaché à plusieurs classes. Cela permet d'avoir une analyse plus spécifique que les valeurs de cohésion et d'isolation car l'analyse est réalisée au niveau du terme et non de la classe. L'ensemble des valeurs d'association est présenté en ANNEXE B.

La Figure 18 représente les valeurs de degré d'association $\mathcal{A}_{i,k}$ où k représente la classe (en abscisse en Figure 18) et i le terme (en ordonnée Figure 18). Ces valeurs sont calculées à partir de la fréquence à laquelle le terme i est groupé aux termes de la classe k (section II-2.4). Un dégradé de gris est utilisé pour représenter les différentes valeurs d'association. Plus la cellule est foncée, plus le degré d'association est fort, la légende est présentée sur le côté droit de la Figure 18.

Les rectangles foncés représentent les groupes dans lesquels les objets ont des valeurs d'association élevées : classes 1, 2, 3, 7, 8, 10 et 11. Par exemple, *agrume*, *citron*, *citron vert*, *pamplemousse* et *orange* ont des degrés d'association avec la classe 3 supérieurs ou égaux à 0,97.

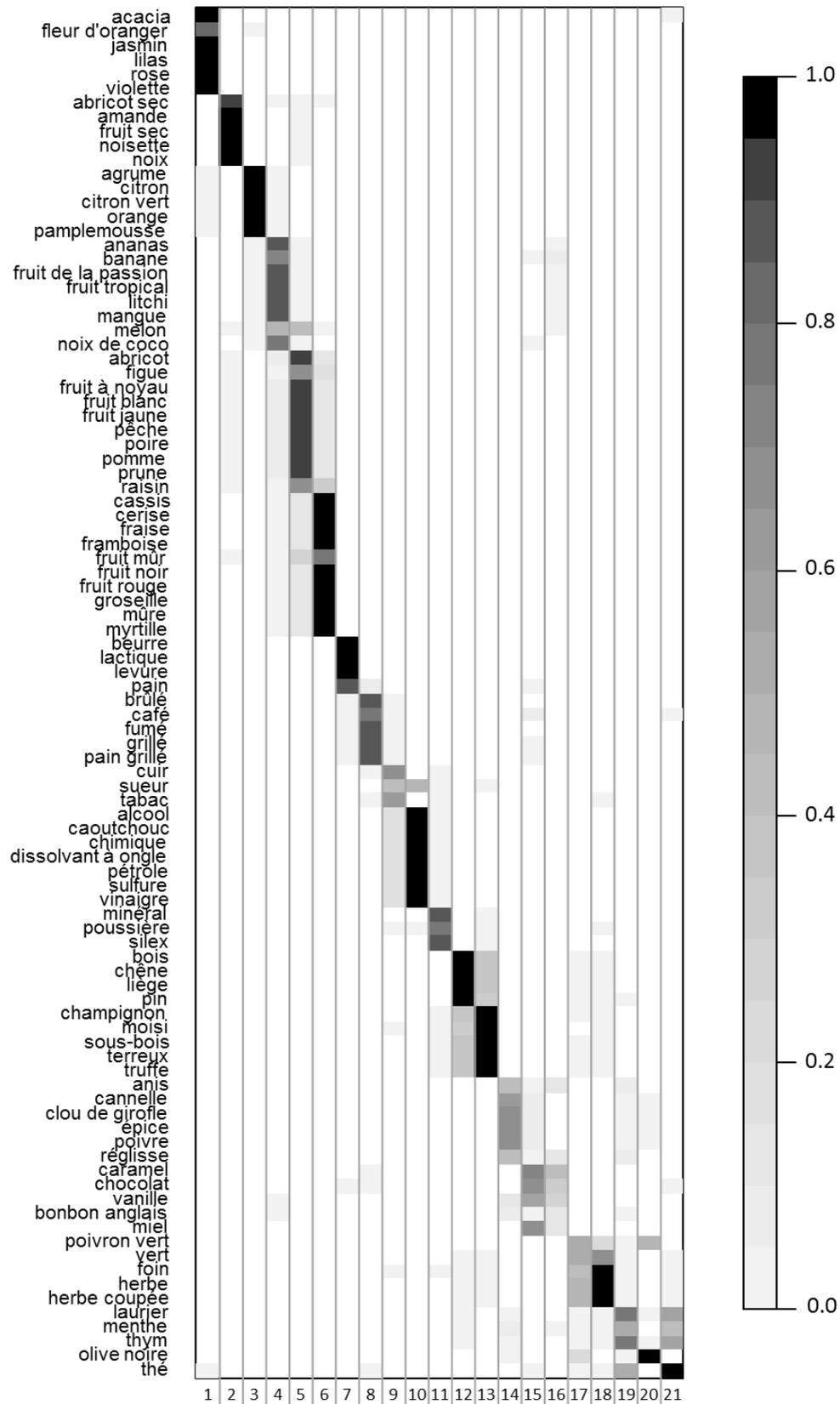


Figure 18 : Degré d'association d'un objet i à une classe k , dans la partition de référence \mathcal{P} , du tri libre des termes d'odeurs. Plus la cellule est foncée et plus le degré d'association est fort

Pour d'autres classes, l'analyse révèle des degrés d'association plus faibles. C'est le cas par exemple de la classe 4 avec le terme *melon* qui présente des degrés d'association quasiment équivalents pour les classes 4 et 5. Le terme *melon* n'est pas associé de manière stable à la classe 4 à laquelle il appartient dans la partition \mathcal{P} . Nous pouvons aussi remarquer que certaines classes ont un lien fort entre elles. C'est par exemple le cas des classes 5 et 6, des classes 9 et 10, ou encore plus visible des classes 12 et 13. Cela se manifeste sur la Figure 18 par une structure commune pour chaque paire de classes, c'est-à-dire des degrés d'association fort entre des termes des deux classes.

Enfin, nous pouvons noter des modèles de regroupement plus faibles qui sont identifiés lors des dernières étapes de la procédure de partitionnement (classes 14 à 19, à l'exception de la classe 18). Pour ces classes, il n'y avait pas de rectangles clairement limités en Figure 18. Par exemple, la classe 16 présente une structure particulièrement faible, car les deux termes du groupe (*bonbon anglais* et *miel*) ont un degré d'association de seulement 0,14. A contrario, les termes *caramel* et *chocolat*, qui n'appartiennent pourtant pas à la classe 16, présentent des degrés d'association de 0,43 et 0,35 pour la classe 16.

Pour résumer, décomposer la stabilité de chaque classe en deux critères (cohésion et isolation) et y associer des mesures de degrés d'association, permet de détecter différents comportements de stabilité entre les différentes classes.

Pour commencer par le plus simple, certaines classes montrent une très forte stabilité : ce sont les classes 1, 2, 3, 7, 8 et 11. Ces classes présentent des valeurs élevées de cohésion et d'isolation et les termes de ces classes ont des valeurs de degrés d'association élevées pour leurs classes respectives. En effet, ces classes sont composées de termes qui sont fortement associés aux termes de leurs catégories, et très faiblement (voire pas du tout) aux termes d'autres catégories.

A l'opposé, certaines classes sont moins stables. Tout d'abord, certaines classes sont composées de termes qui ont des affinités pour des paires de classes, comme montré en Figure 18 pour les classes 5 et 6, les classes 9 et 10 et les classes 12 et 13. Ces résultats sont confirmés par l'analyse de leur stabilité : ces clusters ont une forte cohésion et une faible isolation (Figure 17), ce qui signifie que ces termes forment une unité forte mais aussi une forte association à d'autres objets. Ce manque d'isolation peut clairement s'expliquer par l'attraction des termes aux termes de l'autre classe, avec laquelle ils forment une paire. Regrouper ces paires de classes résulterait donc à augmenter la valeur d'isolation de la classe mais à diminuer leur valeur de cohésion.

D'autre part, d'autres termes et classes montrent une analyse plus complexe et moins claire, avec des valeurs de degrés d'association moins nets et une stabilité modérée, pour un ou plusieurs termes de la classe. Par exemple, *melon* a un degré d'association équivalent pour les classes 4 et 5

(respectivement 0,46 et 0,45). Dans l'arbre additif initial (Figure 16), *melon* est placé sur une branche avec les termes de la classe 5. Ce terme est aussi groupé à des termes de la classe 4 après obtention de la partition par l'algorithme itératif. Dans ce cas, une analyse du degré d'association de chaque objet était nécessaire pour identifier le terme responsable de la plus faible stabilité du groupe.

Enfin, le critère d'arrêt incorporé dans l'algorithme est basé sur l'homogénéité des classes formées. Certaines classes sont formées lors des premières coupures, c'est notamment le cas pour la classe 1 qui est formée dès la première coupure et est suffisamment homogène pour ne pas être scindée davantage, ce qui est déjà un indicateur de la bonne cohésion de cette classe. A l'opposé, les classes 16, 20 et 21 sont composées de très peu de termes et sont plutôt formées dans les dernières coupures ce qui veut dire qu'ils atteignent une homogénéité suffisante seulement dans les dernières coupures (ou même jamais pour les classes 20 et 21, dans la mesure où ce sont des singletons). Ainsi, plus la classe est formée tardivement dans l'algorithme, plus il est probable qu'elle soit instable.

II-3.4 Discussion

Ce chapitre présente une stratégie de calcul pour récupérer une partition à partir d'un arbre additif et ensuite évaluer la stabilité de la partition. Les trois mesures de cohésion, isolation et degré d'association permettent d'obtenir des informations différentes et complémentaires pour évaluer et décrire la stabilité de la partition et des classes. La cohésion apparaît comme un bon indicateur d'une forme forte au sein de la classe. Cette caractéristique est très similaire à la notion de formes fortes introduites par Diday (1971), qui se définit par un groupe de la partition qui apparaît bien distinctement quel que soit le tirage de départ, c'est-à-dire les objets qui forment le noyau de celle-ci. L'isolation, quant à elle, est un aperçu de l'attraction d'autres termes à la classe. Enfin, en analysant le degré d'association au niveau des termes individuels, cela permet d'identifier et comprendre la manière dont la stabilité des classes est affectée par ses termes.

Il est intéressant de noter qu'il existe une relation entre les indices de cohésion et d'isolation et l'indice de Rand. Dans un contexte d'analyse de données de tri libre, l'indice de Rand est régulièrement utilisé pour évaluer l'accord entre sujets ou pour déterminer la partition consensus entre objets (Courcoux et al., 2014; El Mostafa Qannari et al., 2014). Bel Mufti et al. (2012) ont montré que l'indice de Rand s'exprime comme la somme pondérée des indices de cohésion et d'isolation. La décomposition de la stabilité en deux mesures de cohésion et d'isolation permet d'avoir des informations supplémentaires, en comparaison avec un indice global comme l'indice de Rand. Grâce à ces données, nous pouvons analyser la manière dont la stabilité d'une classe est affectée : est-ce à cause de termes qui ne sont

pas toujours regroupés dans la classe ou bien parce que la classe a tendance à attirer d'autres termes ? L'analyse du degré d'association fournit une information à un grain plus fin.

D'autre part, nous choisissons une stratégie basée sur le critère du *LengthRatio* pour couper récursivement l'arbre et former des classes. Notre choix a été dicté par la performance supérieure de ce critère, comme le soulignent Gambette et al. (2012), mais aussi par le temps de calcul. Le choix du critère dans l'algorithme proposé doit être adapté en fonction des données.

En outre, l'algorithme est basé sur un critère d'arrêt calculé pour chaque nouveau sous-ensemble afin d'identifier si le sous-ensemble doit être divisé davantage. Cette valeur du seuil peut être modulée. D'autres critères d'arrêt pourraient être envisagés, notamment le nombre ou la taille des classes. Par exemple, dans Guénoche et al (2012), le nombre de classes est défini *a priori*, avant la division de l'arbre. Ce critère d'arrêt pourrait être privilégié si nous cherchons à atteindre un nombre défini de classes.

D'un point de vue sensoriel et œnologique, il est possible de comparer la partition obtenue aux catégorisations des odeurs de la littérature. Nous nous référons notamment à la "Wine Aroma Wheel" (Noble, 1984, 1987), qui est utilisée comme référence dans le secteur du vin. Certaines classes sont très cohérentes avec la littérature. Parmi ces classes, la première classe formée par la méthode est composée de termes floraux : *acacia*, *fleur d'oranger*, *jasmin*, *lilas* et *rose*. Ce résultat est conforme à la littérature (Noble et al., 1987), qui regroupe généralement les termes floraux dans une classe d'odeur florale. La catégorie 2 regroupe les termes d'odeurs de fruits secs et d'odeurs de noix de la roue des arômes de Noble. Dans d'autres références, les odeurs de fruits secs et de noix sont regroupées dans la même classe, comme le montrent nos résultats (Coulon-Leroy et al., 2017 ; Esti et al., 2010 ; Caillé et al., 2017). Enfin, les classes d'agrumes, de fruits exotiques, de fruits rouges, de plantes lactiques, torréfiées, chimiques, épicées et aromatiques (respectivement les classes 3, 6, 7, 8, 10, 14, 19) sont conformes à la littérature. La plupart de ces classes sont d'ailleurs identifiées comme des classes très stables à partir de mesures de cohésion et d'isolation.

D'autre part, dans l'arbre additif original, nous avons mentionné le fait que le terme *melon* est placé sur une branche avec les termes de la classe 5. Ce terme a ensuite été regroupé avec les termes de la classe 4 lors de la reconstruction de l'arbre par l'algorithme récursif. Du point de vue œnologique, *melon* est généralement associé à d'autres objets de la classe 4 (*ananas* ou *banane*) plutôt qu'aux objets de la classe 5 (*pomme* ou *poire*), comme dans la Roue des arômes du vin de Noble et al. (1984). Cela montre qu'en mettant à jour la structure de l'arbre pour chaque sous-ensemble, et donc en actualisant la distribution des mesures de qualité, nous avons pu sélectionner des arêtes plus pertinentes à diviser à chaque étape.

Nous allons maintenant nous concentrer sur les classes qui présentent des différences avec la littérature. La classe 16 (*bonbon anglais* et *miel*) présente également un fort désaccord avec la littérature, ou ces termes ne sont jamais regroupés dans une même classe. Le terme *bonbon anglais* est un terme spécifique à la dégustation du vin et est généralement classé avec le terme *banane*. Nous avons vu dans ce manuscrit que ce terme est peu connu car souvent mis de côté. De nouveau, sa classification semble hasardeuse à l'issue de l'algorithme de partitionnement avec une stabilité très faible.

Cette instabilité est certainement due au fait que ces odeurs sont méconnues pour une partie des sujets ce qui mène à des tris différents d'un sujet à l'autre et donc une faible stabilité dans les clusters formés par l'algorithme de partitionnement. Au contraire, d'autres termes qui sont également souvent mis de côté dans la tâche de tri libre (comme *fruit blanc*, *silex* ou *sulfure*) présentent un degré d'association net pour une seule classe. La non-connaissance ou la mauvaise connaissance des odeurs par les sujets ne peut donc pas, à elle seule, expliquer l'instabilité des termes. Nous analyserons plus particulièrement ces catégorisations sémantiques au regard de l'expertise dans le Chapitre III – 2.

Pour aller plus loin, et si on se réfère à la théorie de catégorisation proposée par Rosch (1973) et présentée dans l'état de l'art, chaque groupe d'objets possède une structure interne basée sur la typicalité des objets de la catégorie et donc des objets plus ou moins typiques du groupe concerné. Le lien entre typicalité et degré d'association est étroitement lié : une relation monotone a été mise en évidence entre la typicalité et la probabilité d'association à une catégorie (Diesendruck & Gelman, 1999). Les valeurs de degré d'association ne permettent pas directement d'obtenir une information sur la typicalité des termes au sein de la classe, mais la distribution des valeurs d'un terme en donne une indication. De façon plus générale, cette mesure de degré d'association suggère que les termes relatifs aux odeurs de vin ne peuvent pas toujours être attribués de manière précise à une seule classe, et que chaque terme a un degré d'association différent pour différentes classes.

Ce qu'il faut retenir :

La structure du lexique des termes d'odeurs de vins, à partir des données de tri libre des sujets interrogés, a été illustrée dans un arbre additif. Sur cette base, les 96 termes d'odeurs pris en compte ont été organisés en 21 classes. Cette partition du lexique est le résultat d'un algorithme séquentiel de coupure dichotomique de sous-arbres spécifiquement développé au cours de ce travail. La stabilité de chacune de ces classes a été évaluée grâce à des critères de cohésion, d'isolation et d'association. L'ensemble de ces valeurs nous a permis de définir des termes plus ou moins typiques des différentes classes et des termes pouvant appartenir à différentes classes.

PARTIE III - EVALUATION DU NIVEAU D'EXPERTISE ET INFLUENCE SUR LA CATEGORISATION SEMANTIQUE DES ODEURS

Cette troisième partie du manuscrit vise à étudier l'impact de l'expertise sur la représentation conceptuelle des odeurs du vin et plus particulièrement sur la catégorisation des termes d'odeur.

Le premier chapitre présente la manière dont le niveau d'expertise des sujets est évalué. Ce niveau d'expertise est défini selon trois dimensions : l'expérience des sujets avec le produit, l'évaluation subjective et l'évaluation objective de leur connaissance. Ces trois aspects sont analysés puis une segmentation des 156 sujets ayant réalisés la tâche de tri libre semi-hiérarchique, est réalisée suivant leur niveau d'expertise. Le deuxième chapitre présente les catégorisations des odeurs par le tri libre semi-hiérarchique pour chacun des segments d'expertise et les résultats sont discutés au regard de la littérature. Pour finir, le troisième chapitre présente une structuration hiérarchique des termes d'odeurs à partir des résultats des experts.

Ce travail d'analyse de l'impact de l'expertise sur la catégorisation sémantique des odeurs du vin a fait l'objet d'une publication dans la revue *Food Quality and Preference* :

Koenig, L., Coulon-Leroy, C., Symoneaux, R., Cariou, V., & Vigneau, E. (2020). Influence of expertise on semantic categorization of wine odors. *Food Quality and Preference*, 83. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2020.103923>

Chapitre III - 1 Evaluation du niveau d'expertise des sujets

Le secteur viticole présente un fort attrait pour les consommateurs : ces dernières années ont vu l'émergence de l'œnotourisme, d'outils éducatifs pour la dégustation des vins et de sites web ou d'applications qui rendent la découverte du vin accessible à tout consommateur (Charters & Gallo, 2014). Certaines de ces applications sont développées à partir de données communautaires provenant de dégustateurs de tous niveaux d'expertise afin d'élargir le contenu de la dégustation de vin. La caractérisation du vin repose donc non seulement sur les descriptions des œnologues professionnels, mais aussi désormais sur celles des consommateurs ordinaires de vin. De même, les producteurs et autres acteurs du secteur vitivinicole ont tendance à adopter une approche plus orientée vers le consommateur afin de mieux comprendre ses choix (Sogari et al., 2019). Pour s'adapter à cette tendance et mieux communiquer sur le vin, il est nécessaire d'étudier le vocabulaire utilisé par les consommateurs de différents niveaux d'expertise ainsi que celui des professionnels. Cela pousse de nombreux chercheurs à s'intéresser aux descriptions des caractéristiques sensorielles du vin par des sujets de différents niveaux d'expertise (Langlois et al., 2011; Parr et al., 2002, 2004; Perrouty et al., 2006; Valentin et al., 2003). Cette branche de recherche est également en accord avec la volonté grandissante, en analyse sensorielle, d'impliquer des panels de sujets non entraînés pour caractériser des produits (Valentin et al., 2012; Varela & Ares, 2014).

Dans la plupart de ces travaux, un expert est défini comme un sujet ayant une expérience professionnelle dans le domaine du vin ou un long passé dans le domaine du vin (section I-1.4). Cependant, Brucks (1985) présente l'expertise comme un concept complexe qui peut être évalué par trois types de connaissances : la connaissance liée à l'expérience du produit (*previous experience with the product*), la connaissance subjective (*consumers' self perceived knowledge about the product category*) et la connaissance objective (*the factual knowledge about the product that is held in consumer's memory*). La connaissance subjective correspond à l'image que le sujet se fait de sa connaissance et peut ainsi différer de la connaissance objective si les sujets sont trop ou pas assez confiants en ce qui concerne leur connaissance réelle (c'est-à-dire objective) (Brucks, 1985). Comme le rapporte Brucks (1985), il existe souvent un écart entre les connaissances objectives d'un sujet et ses connaissances subjectives, qui sont sensibles à son niveau de confiance en soi.

Ce chapitre présente une façon de mesurer le degré d'expertise des sujets à partir d'un questionnaire, développé à partir de ces trois dimensions. Dans un premier temps, la construction du questionnaire est présentée. Ce questionnaire a été administré auprès de 156 sujets, du consommateur novice au professionnel viticole, présentant ainsi une large gamme d'expertise. Les résultats de ce questionnaire sont analysés et présentés dans une deuxième section afin de discuter des différences d'expertise

entre les sujets sur chacune des dimensions. L'analyse de ce questionnaire abouti à la segmentation des sujets en différents segments en fonction de leur niveau d'expertise objectif.

III-1.1 Questionnaire d'évaluation du niveau de l'expertise

Afin de définir le niveau d'expertise des sujets réalisant l'épreuve sensorielle, un questionnaire leur a été administré à la fin de la tâche de tri libre semi-hiérarchique sémantique (Partie II – 1.2.2). Trois catégories de questions, telles qu'évoquées par Brucks (1985), à savoir l'expérience produit, la connaissance subjective et la connaissance objective ont été considérées. La plupart des questions ont été inspirées du questionnaire réalisé dans les travaux de Langlois et al. (2011). L'intégralité du questionnaire est présentée en ANNEXE C.

Les quatre premières questions correspondent à l'expérience du produit (de Q1 à Q4). Elles visent à recueillir des informations sur la participation du sujet à des activités culturelles liées au vin (club œnologique, lecture de magazines, etc.).

Le but des quatre questions suivantes est de discerner l'étendue des connaissances subjectives du sujet (de Q5 à Q8). Elles sont construites sur une échelle de Likert à sept points (de *Pas du tout d'accord* à *Tout à fait d'accord*). Les questions d'évaluation subjective sont génériques et peuvent s'appliquer à tous types de produits (Dodd et al., 2005; Flynn & Goldsmith, 1999; Forbes et al., 2008; Perrouty et al., 2006). Initialement développé avec neuf items par Flynn & Goldsmith (1999), des versions réduites de questionnaires d'évaluation de la connaissance subjective ont par la suite été proposées avec seulement cinq puis quatre items. Afin de ne pas alourdir le questionnaire, une version à quatre items a été retenue, telle que présentée par Forbes et al. (2008). Ces questions sont conçues pour évaluer dans quelle mesure les sujets ont confiance en leurs connaissances.

Enfin, les connaissances objectives de chaque sujet ont été mesurées à l'aide d'un quiz composé de quatorze questions (de Q9 à Q22). Contrairement à l'évaluation de la connaissance subjective, qui est assez facile à mesurer car l'échelle est standardisée et peut-être appliquée à n'importe quel produit, l'évaluation de la connaissance objective est spécifique à chaque produit (Brucks, 1985; Forbes et al., 2008). Il a aussi été montré que l'évaluation de la connaissance objective dépend du pays voire de la région des sujets (Velikova et al., 2015). Cela est d'autant plus vrai pour le vin qui n'est pas un simple produit de consommation mais s'inscrit dans la culture et la société française. Ainsi, les questions retenues sont issues des questionnaires proposés par Langlois et al. (2011) et Faye et al. (2013) dans la mesure où ces versions s'adressent à des consommateurs de vin français. Plus précisément, nous avons repris les questions de Langlois et al. (2011) et y avons ajouté deux questions supplémentaires,

issues des travaux de Faye et al. (2013) (Q21 et Q22). Les réponses à ces questions sont codées de la façon suivante : les réponses correctes correspondent à un score de 1 ; les réponses incorrectes à un score de 0.

L'intégralité de ce questionnaire nous a permis de couvrir l'ensemble des dimensions de l'expertise des sujets. Il a été administré auprès des 156 sujets qui ont participé à l'épreuve de tri libre semi-hiérarchique. Pour rappel, cet échantillon est composé de consommateurs et de professionnels du milieu viticole (section II-1.3).

III-1.2 Analyse des trois dimensions d'évaluation de l'expertise

Tout d'abord, chaque dimension (expérience produit, évaluation subjective et évaluation objective) est analysée de façon indépendante.

III-1.2.1 Expérience produit

Les questions Q1 à Q4 de l'expérience produit sont traitées comme des variables quantitatives avec une note de 1 si le sujet répond *OUI* et 0 s'il répond *NON* à la question. Pour la variable évaluant la fréquence de consommation, elle est également transformée en variable quantitative de 0 pour *Jamais* à 5 pour *Tous les jours*. Une ACP non-normée est réalisée sur la base des réponses des 156 sujets avec les quatre variables Q1 à Q4 en variables actives et la fréquence de consommation Q0 en variable illustrative. La fonction ACP du package FactoMiner est utilisée pour réaliser l'ACP, à l'aide du logiciel R version 3.6.0 (Husson et al., 2018).

Les questions ainsi que les dénominations des variables utilisées dans le graphique de l'ACP sont consignées dans le Tableau 8. Les résultats de l'ACP sont présentés dans la Figure 19.

Tableau 8 : Questions concernant l'expérience produit et les noms de variables associés

Question	Nom de la variable
Q1. Avez-vous ou suivez-vous actuellement une formation d'œnologie ou de dégustation de vin ? (Formation universitaire, DNO, ...) ?	Formation
Q2. Avez-vous eu une expérience professionnelle dans le domaine du vin ou travaillez-vous actuellement dans le domaine du vin ?	Expérience
Q3. Avez-vous ou faites-vous actuellement partie d'un club d'œnologie ?	Club
Q4. Avez-vous déjà lu des ouvrages ou des revues sur le vin ?	Lecture
Q0. Fréquence de consommation	Consommation

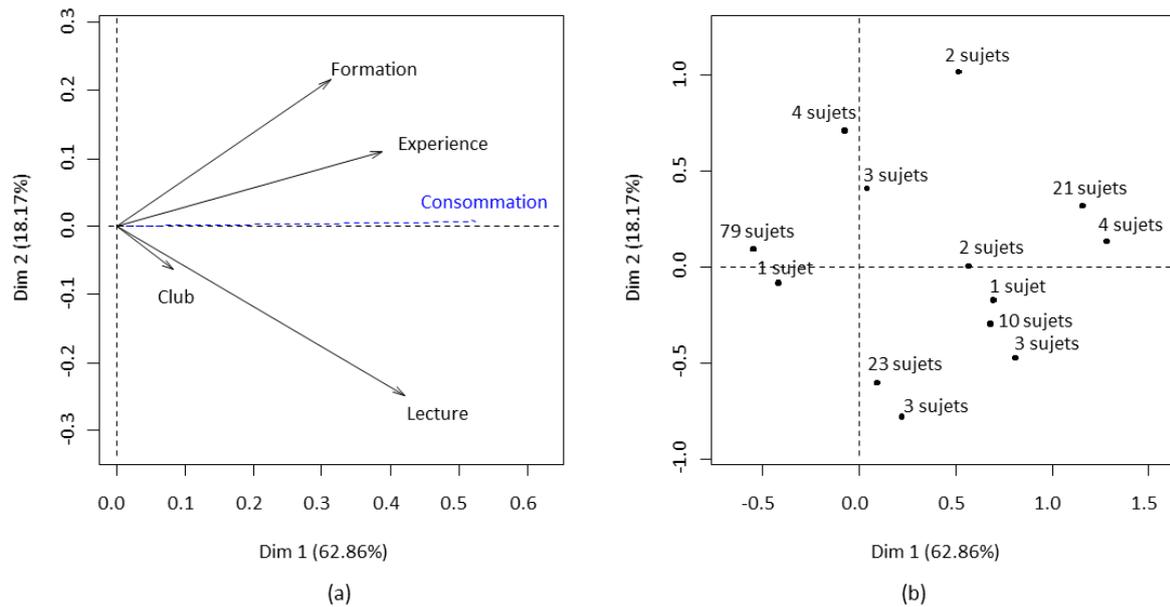


Figure 19 : Résultats de l'ACP des questions relatives à l'expérience produit, (a) graphique des variables et (b) graphique des individus (pour plus de lisibilité, le nombre de sujets est indiqué pour chaque point)

Toutes les variables sont corrélées positivement à la première composante principale, qui restitue plus de 60% de l'inertie totale du nuage de points. Les variables se distinguent par l'analyse de la deuxième composante, qui restitue 18% de l'inertie totale. Les variables *Formation* et *Expérience* sont corrélées positivement à cette deuxième composante, en opposition à la variable *Lecture* négativement corrélée à la composante. La variable *Club* a une faible corrélation dans le premier plan factoriel. Finalement la variable *Consommation*, qui ne participe pas à la construction des axes, est fortement corrélée à la première composante.

Ainsi, la première dimension correspond à un gradient permettant de discriminer des sujets ayant une faible expérience produit (corrélée négativement à l'axe 1), des sujets ayant une forte expérience produit (corrélée positivement à l'axe 1). En complément, le deuxième axe permet de distinguer des personnes présentant plutôt une expérience produit par une expérience « formelle » (que ce soit grâce à une formation scolaire ou bien une expérience professionnelle) et d'autre part, des personnes présentant une expérience produit par intérêt, c'est-à-dire des personnes qui ont construit leur connaissance par la lecture ou en faisant parti d'un club œnologie.

Le panel de sujets est composé en partie de professionnels du milieu viticole. De ce fait, la variable *Club* qui traduit l'appartenance ou non à un club œnologique, a peu de sens pour des professionnels. Un professionnel qui ne fait pas partie d'un club d'œnologie n'en n'ai pas moins expert pour autant.

III-1.2.2 Evaluation de la connaissance subjective

Les quatre items de la connaissance subjective sont ensuite évalués à partir d'une échelle de Likert à sept points. Les variables sont transformées en variables quantitatives dont les bornes sont 1 et 7. Pour les questions Q5 et Q8, les échelles ont été inversées, afin que la note 1 représente la plus faible connaissance subjective et la note 7 la connaissance subjective la plus élevée. Une ACP non-normée est également réalisée sur la base des réponses des 156 sujets aux quatre variables Q5 à Q9. La fonction *ACP* du package *FactoMiner* est également utilisée pour réaliser l'ACP, à l'aide du logiciel R version 3.6.0 (Husson et al., 2018).

Les questions Q5 à Q8 ainsi que les noms de variables utilisés dans le graphique sont présentés dans le Tableau 9. Les résultats sont présentés dans la Figure 20.

Tableau 9 : Questions concernant l'évaluation subjective et les noms de variables associés

Question	Nom de la variable
Q5. Je ne comprends pas grand-chose au vin ?	Comprendre
Q6. J'ai confiance dans mes connaissances sur le vin ?	Confiance
Q7. Parmi mes amis, je suis considéré comme l'expert en vin ?	Expert
Q8. Je connais moins de choses sur le vin que les autres ?	Autres

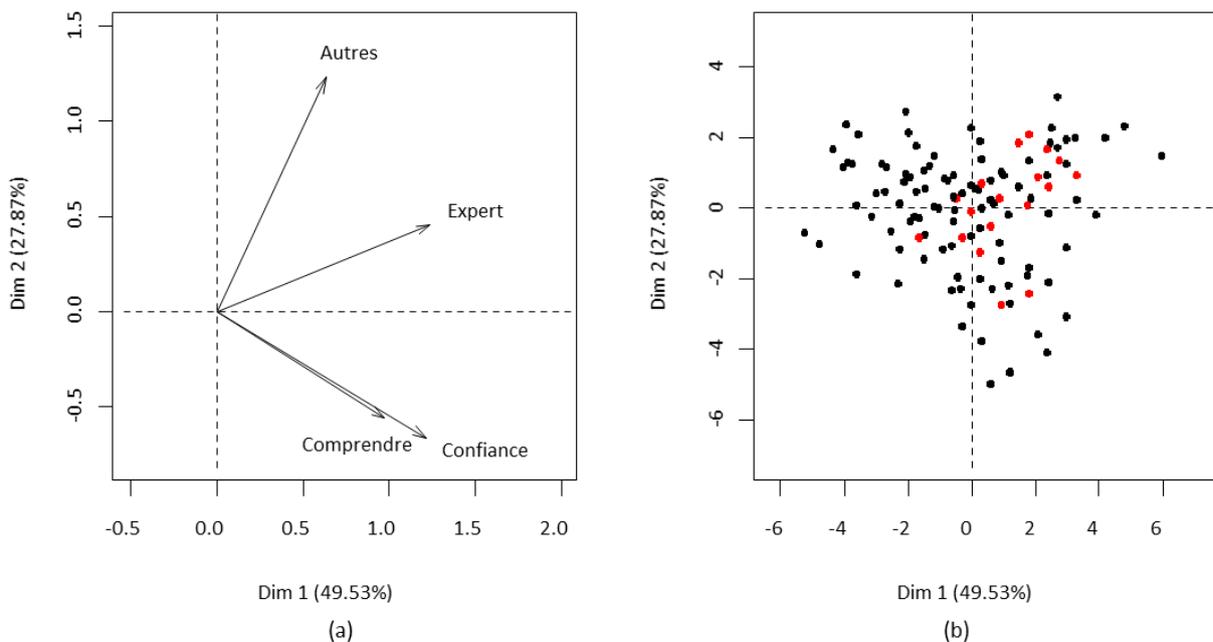


Figure 20 : Résultats de l'ACP des questions relatives à l'évaluation subjective, (a) graphique des variables et (b) graphique des individus (en rouge, les professionnels et en noir, les consommateurs)

La première composante de l'ACP, qui restitue près de 50% de l'inertie, correspond à un gradient permettant de séparer d'un côté des sujets qui ont une faible connaissance subjective, c'est-à-dire des personnes qui estiment connaître peu de choses sur le vin, et d'autre part des personnes qui estiment avoir de bonnes connaissances dans le vin. Ensuite, les variables *Confiance* et *Comprendre* sont fortement corrélées. La deuxième dimension discrimine d'une part des personnes qui ont tendance à avoir confiance en eux de façon « absolue », c'est-à-dire qu'ils ont confiance en leurs connaissances et estiment bien connaître le vin. Cette dimension discrimine d'autre part, des sujets avec une connaissance subjective que l'on pourrait qualifier de « relative », c'est-à-dire qu'ils estiment avoir une bonne connaissance du vin en se comparant aux autres ou en se comparant au milieu dans lequel ils évoluent.

Comme pour l'expérience produit, rappelons que le panel est en partie composé de professionnels. Ceux-ci sont représentés en rouge dans le graphique des individus. Nous pouvons voir que les professionnels ne sont pas les sujets qui montrent nécessairement la connaissance subjective la plus élevée. Cela peut s'expliquer par l'effet Dunning-Kruger (Kruger & Dunning, 1999) selon lequel des personnes novices ont généralement tendance à surestimer leurs connaissances, par rapport à des personnes expertes. Dans notre cas, cela voudrait dire que les consommateurs naïfs ont tendance à surestimer leur connaissance ou leur expertise alors que certains consommateurs plus connaisseurs ou les professionnels ont tendance à les sous-estimer (Aqueveque, 2017).

III-1.2.3 Evaluation objective

La mesure de la connaissance objective est quantifiée à l'aide des réponses aux 14 questions s'y afférant (de Q9 à Q22). Les questions relatives à la mesure objective des connaissances varient tant par leur nombre de modalités de réponse que par leur complexité. Pour tenir compte du niveau de difficulté de chaque question (dû soit au nombre plus élevé de choix de réponse, soit à la complexité), un modèle de Rasch est appliqué (Moustaki & Knott, 2000; Rizopoulos, 2006). Dans ce modèle, la probabilité d'une réponse correcte, p , est modélisée en fonction à la fois du score d'aptitude d'un sujet n , β_n , c'est-à-dire ici son niveau de connaissance, et de la difficulté de la question i , δ_i . Plus précisément, la probabilité qu'un sujet donne une réponse correcte est estimée comme suit, par l'équation (12) :

$$p = \frac{e^{\beta_n - \delta_i}}{1 + e^{\beta_n - \delta_i}} \quad (12)$$

Par rapport à une mesure simple qui se contente de compter le nombre de réponses correctes pour chaque sujet, le modèle de Rasch permet de prendre en compte l'aptitude des sujets et la difficulté

des questions (Baron et al., 2012; Faye et al., 2013). Autrement dit, répondre correctement à une question difficile n'a pas le même poids que répondre correctement à une question facile.

Le modèle de Rasch est appliqué aux réponses des 156 sujets aux 14 questions de connaissance objective. Les données sont analysées à l'aide du logiciel R version 3.6.0. L'ajustement au modèle de Rasch est effectué avec la fonction *ltm* du package *ltm* (Rizopoulos, 2006).

Le score de difficulté de chaque question est présenté dans le Tableau 10. Il y a une large variété de niveaux de difficulté parmi les questions, de 94% de bonnes réponses pour la question la plus facile (Q11) jusqu'à seulement 7% de bonnes réponses pour la plus difficile. Les quatre questions les plus faciles (Q9, Q11, Q13, Q15 et Q16) portent sur la couleur de cépages (plus de 80% de bonnes réponses) et la question la plus difficile, avec seulement 7% de bonnes réponses concerne les arômes du Cabernet Sauvignon.

Tableau 10 : Pourcentage de réponses correctes et score estimé de difficulté de Rasch pour chaque question

	% de réponses correctes	Score de difficulté
Q9. Couleur Chardonnay	81	-1.23
Q10. Couleur Syrah	72	-0.82
Q11. Couleur Merlot	94	-2.27
Q12. Couleur Chambourcin	8	2.08
Q13. Couleur Riesling	90	-1.86
Q14. Couleur Sémillon	29	0.79
Q15. Couleur Gewurstraminer	87	-1.61
Q16. Couleur Grenache	81	-1.27
Q17. Quels sont les cépages les plus utilisés dans le monde ?	48	0.05
Q18. Quels sont les cépages principalement utilisés pour produire du vin rouge de Bordeaux ?	51	-0.04
Q19. Avec quels cépages le Champagne est-il fait ?	39	0.38
Q20. Quelle est la couleur de la chair/pulpe d'un raisin Pinot Noir ?	38	0.40
Q21. Parmi les arômes suivants, lesquels caractérisent le Cabernet Sauvignon ?	7	2.15
Q22. Parmi les arômes suivants, lesquels caractérisent le Chardonnay ?	36	0.50

Les valeurs estimées du score d'aptitude des sujets, qui représentent leur niveau d'expertise sont ordonnées et représentées sur la Figure 21. Les scores d'aptitude vont de -2,4 pour le score le plus bas jusqu'à 1,7 pour le plus élevé. Le score d'aptitude de Rasch est, par définition, étroitement lié à la somme des notes correctes données par un sujet. Mais il a pour avantage de donner un score d'aptitude supérieur à un sujet qui a bien répondu à des questions difficiles par rapport à un sujet qui a bien répondu à des questions faciles. Dans nos données, le nombre de bonnes réponses données par les sujets est en accord avec la difficulté de la question.

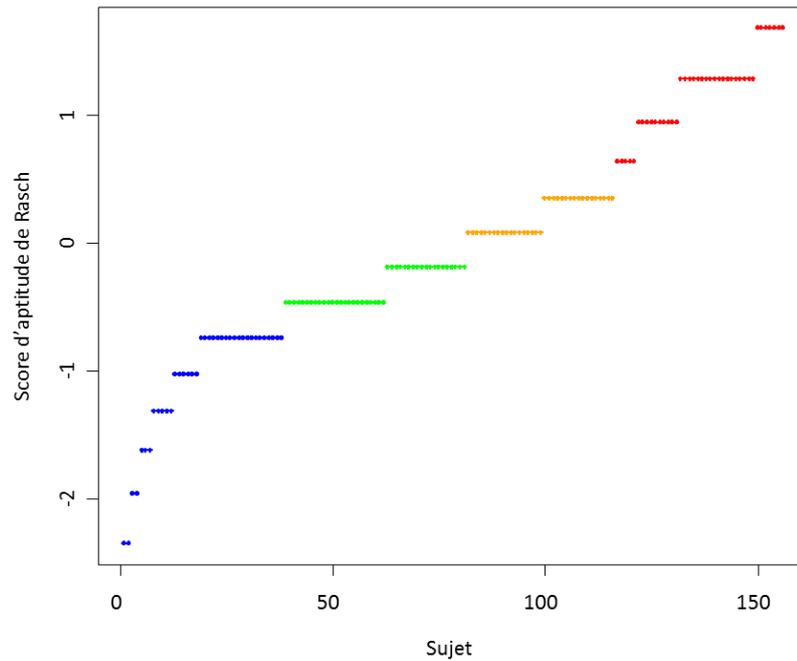


Figure 21 : Scores d'aptitude de Rasch estimés pour les 156 sujets. Les quatre segments retenus sont présentés (en bleu, les novices ; en vert, les intermédiaires ; en orange, les confirmés ; en rouge, les experts)

L'analyse simultanée de ces trois dimensions montre des caractéristiques différentes entre les sujets et des niveaux d'expertise qui varient pour chaque dimension.

III-1.3 Segmentation des sujets selon leur niveau d'expertise

Dans un second temps, la segmentation du panel en segments de niveau d'expertise est réalisée sur la base des données objectives, et en particulier des valeurs de score d'aptitude de Rasch estimées. Elle est réalisée parmi les 156 sujets et chaque segment correspond à un niveau d'expertise.

III-1.3.1 Matériel et méthodes

Le score d'aptitude estimé ($\hat{\beta}_n, n = 1, \dots, 156$) est utilisé pour la segmentation (Faye et al., 2013), indépendamment du fait que les sujets soient des consommateurs ou des professionnels. Pour définir les segments d'expertise, une première division est effectuée entre les sujets ayant un score d'aptitude inférieur à 0, qui sont considérés comme ayant un niveau d'expertise faible, et les personnes ayant un score supérieur à 0, considérés comme des sujets avec un haut niveau d'expertise. Chacun de ces deux segments est ensuite subdivisé en deux autres, afin d'obtenir un degré de détail plus fin et un effectif comparable entre les segments.

Une fois les segments déterminés, ces derniers sont caractérisés par les variables de caractéristiques sociodémographiques et d'expérience du produit. La caractérisation s'appuie sur un test

hypergéométrique, à partir duquel est évalué le critère du v-test, en fixant pour ce dernier une valeur équivalente à une p-value < 0,05. Le critère v-test dans le cas d'un test hypergéométrique vise à déterminer si la fréquence d'observation d'une variable catégorielle au sein d'un segment donné est significativement différente de sa fréquence observée sur l'ensemble du panel (Morineau, 1984). La p-value produite par ce test représente la probabilité que la distribution observée se soit produite par hasard. Pour les variables quantitatives associées aux questions de connaissance subjective, les segments obtenus sont caractérisés au moyen d'une analyse de variance à un facteur et d'un test post-hoc de Newman-Keuls (p-value<0,05).

Les données sont analysées à l'aide du logiciel R version 3.6.0. La fonction *Anova* du package *car* est utilisée pour l'analyse de la variance (Fox & Weisberg, 2018) et la fonction *catdes* du package *FactoMineR* est utilisée pour caractériser les segments (Husson et al., 2018).

III-1.3.2 Résultats

En adoptant la démarche ci-dessus, en fonction du signe du score de Rasch estimé, quatre segments sont mis en évidence (avec les codes couleur de la Figure 21). Le premier segment (38 sujets), ci-après dénommé *novices*, comprend les sujets ayant obtenu les scores de Rasch les plus faibles (inférieurs à -0,74), avec moins de cinq réponses correctes aux 14 questions (en bleu dans la Figure 21). Le deuxième segment (43 sujets), appelé *intermédiaires*, comprend les sujets ayant un score de Rasch compris entre -0,46 et 0, avec six ou sept réponses correctes (en vert dans la Figure 21). Le troisième segment, les *confirmés* (35 sujets), comprend des sujets avec des scores de Rasch allant de 0 à 0,35, correspondant à huit ou neuf réponses correctes (en orange dans la Figure 21). Enfin, le segment des *experts* (40 sujets) est composé de sujets ayant les scores de Rasch les plus élevés (entre 0,63 et 1,70) avec un minimum dix réponses correctes (en rouge dans la Figure 21).

Ces segments sont caractérisés à partir des dimensions d'expérience produit et de la connaissance subjective des sujets (Tableau 11 et Tableau 12). Les novices correspondent principalement à des femmes de moins de 40 ans. Leur consommation de vin est faible, et pour la plupart, ces sujets n'ont aucune formation en œnologie, aucune expérience professionnelle connexe, et ne participent pas à un club d'œnologie. Les intermédiaires et les confirmés sont plutôt des personnes retraitées de plus de 60 ans qui n'ont pas de formation en œnologie ou en dégustation de vin. Les confirmés ont une consommation de vin plus élevée (près de 40 % ont déclaré boire du vin tous les week-ends) et 40 % ont lu des livres et des magazines sur le vin, ce qui démontre un degré d'intérêt élevé. Le segment d'experts se compose principalement d'hommes âgés de 41 à 60 ans, et leur fréquence de consommation de vin est plus élevée. La plupart des membres de ce segment a une formation en œnologie (68 %) et une expérience professionnelle dans ce domaine (88 %). Ils lisent également plus

de livres et de magazines sur le vin (93%) et sont plus impliqués dans les clubs d'œnologie (20%). Sur les 31 professionnels recrutés, 28 sont inclus dans ce dernier segment. Il y a également 12 consommateurs qui ne sont pas des professionnels du vin mais qui partagent le même niveau de connaissances objectives que les professionnels.

Tableau 11 : Tableau de fréquence caractérisant le panel (colonne de gauche) et les quatre groupes par sexe, âge, profession, consommation de vin et réponses aux questions binaires sur l'expérience du produit (Q1 à Q4). Le symbole (+) indique qu'une variable a été surexprimée dans le groupe par rapport à l'ensemble du panel tandis que (-) indique une variable sous-exprimée (v-test avec $\alpha=5\%$)

		Panel (%) (n=156)	Novices (%) (n=38)	Intermédiaires (%) (n=43)	Confrimés (%) (n=35)	Experts (%) (n=40)
Sexe	Femme	53	84 (+)	54	43	33 (-)
	Homme	47	16 (-)	47	57	67 (+)
Age	Moins de 40 ans	33	50	19 (-)	23	40
	Entre 40 et 60 ans	35	26	30	34	50 (+)
	Plus de 60 ans	32	24	51 (+)	43	10 (-)
Activité professionnelle	Agriculteur	5	0	0	3	18 (+)
	Artisan	2	0	0	3	5
	Etudiant	19	42 (+)	7 (-)	8	18
	Manager, cadre	16	8	7	20	30 (+)
	Ouvrier, employé	21	26	23	17	18
	Retraité	32	18 (-)	60 (+)	37	10 (-)
	Sans emploi	5	5	2	11	3
Consommation de vin (Q0)	Exceptionnellement	6	16	0	9	0
	Occasionnellement	28	55 (+)	30	17	10 (-)
	Quasiment tous les week-ends	31	16 (-)	42	40	25
	Plusieurs fois par semaine	23	11 (-)	23	31	28
	Tous les jours	12	3 (-)	5	3	38 (+)
Expérience produit	Q1. Formation	22	5 (-)	7 (-)	6 (-)	68 (+)
	Q2. Experience	28	3 (-)	5 (-)	14 (-)	88 (+)
	Q3. Club	8	3	0 (-)	9	20 (+)
	Q4. Lecture	43	18 (-)	21 (-)	40	93 (+)

(n = taille des classes)

En ce qui concerne l'évaluation subjective (Tableau 12), c'est-à-dire la perception que chaque sujet a de sa propre connaissance du vin, seules les réponses à la question 7 (*Parmi mes amis, je suis l'expert en vin*) semblent être associées aux segments d'expertise.

Tableau 12 : Moyenne des scores obtenus pour les questions d'évaluation subjective et objective avec l'ensemble du panel (colonne de gauche) et selon les quatre groupes. Les p-value de l'ANOVA avec la partition en quatre groupes comme facteur sont indiquées entre parenthèses. Une lettre différente (de A à D) dans une colonne correspond à une différence significative entre les groupes (test de Newman-Keuls avec $\alpha=5\%$)

	Panel (n=156)	Novices (n=38)	Intermédiaires (n=43)	Confirmés (n=35)	Experts (n=40)	
Evaluation subjective	Q5. Comprendre (p-value=0.28)	4.86	4.68	4.67	4.89	5.2
	Q6. Confiance (p-value=0.049)	4.14	3.82	3.79	4.40	4.58
	Q7. Expert (p-value=0.027)	2.94	2.29 B	2.86 AB	3.00 AB	3.58 A
	Q8. Autres (p-value=0.51)	4.12	3.87	4.07	4.40	4.15
Evaluation objective	Q9-Q21. Somme des réponses correctes (p-value=1.63e-76)	7.6	3.87 D	6.44 C	8.48 B	11.68 A
	Score d'aptitude (p-value=1.68e-71)	0	-1.08 D	-0.34 C	0.21 B	1.18 A

(n = taille des classes)

III-1.4 Discussion

Il a été montré, dans la littérature, que la connaissance acquise – évaluée par l'intermédiaire des questions objectives – marque une différence entre novices et experts (Velikova et al., 2015). Les experts dans le vin ont des connaissances explicites à propos des cépages ou bien de la production de vin. Ces connaissances interviennent d'ailleurs même dans les critères d'achat. En effet, les consommateurs experts ont plus tendance à attacher de l'importance à l'origine du vin, du terroir ou d'autres caractéristiques liées au produit comme le millésime alors que des consommateurs novices vont plutôt se concentrer sur des caractéristiques esthétiques (forme ou design de la bouteille) (Aurier & Ngobo, 1999; Viot, 2012).

La segmentation qui résulte du score d'aptitude de réponse aux questions objectives montre effectivement des différences claires d'expertise entre les sujets. En témoigne le fait que le segment d'experts est majoritairement composé de professionnels du milieu. Les variables d'expérience produit sont également des bons indicateurs du niveau d'expertise. Les sujets à forte expertise montrent une plus forte « culture vin », en lien avec les questions d'expérience produit. La fréquence de consommation semble également aller de pair avec le niveau d'expertise.

En plus des trois dimensions traitées dans le questionnaire, Hughson & Boakes (2001) présentent l'idée que l'expertise dans le vin inclut également des notions d'expertise sensorielle. En effet, contrairement à d'autres domaines d'expertise, comme le jeu d'échecs ou l'analyse financière, il existe une

composante sensorielle indéniable dans l'évaluation du vin (Ashton, 2017). Néanmoins, les connaissances conceptuelles, comme par exemple des connaissances sur les cépages, participent à la formation des sujets et donc à l'accroissement de leur niveau d'expertise (Hughson & Boakes, 2001). Les aspects d'expertise sensorielle ne sont pas évalués dans le cadre de notre questionnaire. Cela aurait été bien évidemment beaucoup plus compliqué à mettre en œuvre. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle la majorité des études proposant une analyse en fonction de l'expertise du sujet n'inclut pas de dimension sensorielle (Langlois et al., 2011; Parr et al., 2002, 2004; Perrouty et al., 2006; Valentin et al., 2003).

En plus de l'évaluation objective des connaissances ou des questions d'expérience avec le produit, le questionnaire que nous avons mis en œuvre présente l'originalité de s'intéresser également à l'analyse subjective que les sujets ont de leur connaissance.

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

Nous avons développé un questionnaire présentant trois dimensions d'expertise : l'expérience produit, la connaissance subjective et la connaissance objective du vin. Ce questionnaire a été administré auprès de 156 sujets. Les réponses aux questions objectives ont permis de segmenter ce panel en quatre segments d'expertise : novices, intermédiaires, confirmés et experts. Ces segments de sujets sont caractérisés dans un deuxième temps sur la base de leur expérience produit de leur niveau de connaissance subjective et en fonction de différents critères socio-démographiques.

Chapitre III - 2 Influence du niveau d'expertise sur la catégorisation sémantique des odeurs du vin

La question de l'influence de l'expertise dans le vin sur la description de caractéristiques olfactives du vin et plus largement sur des exercices de description olfactive a fait l'objet de nombreux travaux (Ballester et al., 2008; Croijmans et al., 2019; Faye et al., 2013; Langlois et al., 2011; Parr et al., 2002, 2004; Valentin et al., 2003). La littérature montre que les novices et les experts ne présentent pas de différence de sensibilité pour la perception d'une odeur (Bende & Nordin, 1997 ; Parr, Heatherbell, & White, 2002 ; Parr, White, & Heatherbell, 2004). Toutefois, les conclusions diffèrent pour la discrimination et la reconnaissance des odeurs. Ainsi, une étude a fait état de performances plus élevées chez les experts par rapport aux novices (Bende et Nordin, 1997) alors qu'au contraire, aucune différence n'a été relevée entre les experts et les non-experts par d'autres auteurs (Parr et al., 2002, 2004 ; Solomon, 1997).

Par ailleurs, nous pouvons supposer que l'expertise permet d'accroître l'intégration sémantique des odeurs du vin grâce à la formation et l'entraînement. Dans les faits, Bende et Nordin (1997) ont montré que face à une tâche d'identification d'odeurs avec une liste de noms, les experts parviennent à une meilleure identification, notamment pour certaines odeurs comme le citron, la cannelle ou le lilas. Cela suggère que les experts ont développé de meilleures compétences perceptives et sémantiques. Au contraire, les résultats présentés par Parr et al. (2002, 2004) tendent à montrer que l'expertise n'impacte pas les performances d'identification olfactive. Selon ces mêmes auteurs, l'expertise n'a pas forcément d'influence sur la verbalisation de l'odeur car les odeurs utilisées pour décrire le vin sont souvent des odeurs de tous les jours connues par le plus grand nombre. Il n'y aurait donc pas de raison qu'une personne novice connaisse moins bien les odeurs de fruits ou de fleurs qu'une personne experte. Pour compléter, Parr et al. (2002) ont relevé que les experts, même s'ils s'avèrent meilleurs que des novices pour reconnaître des odeurs, ne montrent aucune supériorité dans une tâche de mémoire sémantique, de dénomination de l'odeur et de cohérence dans la verbalisation de l'odeur.

Enfin, concernant le vocabulaire utilisé pour décrire les vins en fonction du niveau d'expertise, Langlois et al. (2011) et Valentin et al. (2003) soulignent que les experts ont tendance à utiliser des mots précis et informatifs alors que les novices ont recours à des termes globaux et allusifs (section I-1.4). Ces différences dans l'utilisation du vocabulaire impactent la valeur communicative des descriptions.

Finalement, il existe de nombreux travaux sur l'impact de l'expertise dans le vin pour des tâches variées, de la reconnaissance d'une odeur à la sémantique utilisée dans la description de vins. En revanche, peu d'attention est accordée à la manière dont le niveau d'expertise d'un sujet influence la

catégorisation sémantique des odeurs. Ce chapitre vise à discuter de la manière dont des sujets de différents niveaux d'expertise structurent le lexique olfactif. Autrement dit, il s'agit de déterminer si la catégorisation des termes olfactifs est la même quel que soit le niveau d'expertise du sujet. Cela implique également de se demander si les termes relevant de la description olfactive sont connus de tous et s'ils ont la même signification pour les sujets. Pour cela, chaque sujet est associé à un niveau d'expertise, en quatre segments, comme cela a été décrit dans le chapitre précédent (section III-1.3). Pour rappel, ces mêmes sujets ont également réalisé la tâche du tri libre semi-hiérarchique des termes d'odeurs, décrite en section II-1.2.

Dans un premier temps, nous cherchons à déterminer si l'expertise a une influence sur la manière dont les sujets ont réalisé cette tâche de tri, en considérant différents critères tels que le nombre de groupes, la taille des groupes, le nombre de termes d'odeurs non triés et l'homogénéité des sujets au sein de leur segment. Dans un deuxième temps, les verbatims générés par les sujets lorsqu'ils ont décrit les groupes de termes d'odeurs formés sont analysés. Enfin, nous étudions, pour chaque segment de niveau d'expertise, le résultat de la catégorisation sémantique du lexique des odeurs du vin, à partir de la méthode de partitionnement présentée précédemment (Chapitre II - 2).

III-2.1 Réalisation de la tâche de tri libre semi-hiérarchique

La Figure 22(a) présente le nombre de groupes générés par les sujets lors de la tâche de tri libre semi-hiérarchique, organisé selon les segments de niveau d'expertise des sujets. Le nombre de groupes par sujet varie de 14 à 65, avec une valeur médiane entre 26 et 29 selon le segment d'expertise. Aucune différence significative n'est observée entre les segments. La Figure 22(b) montre les différences de taille des groupes suivant le segment d'expertise. Les groupes contiennent en moyenne trois termes chacun mais aucune différence significative n'est observée entre les différents segments d'expertise. Les distributions très étalées représentées sur la Figure 22 montrent que les sujets de tous les segments ont formé à la fois de grands et de petits groupes (y compris des groupes singletons).

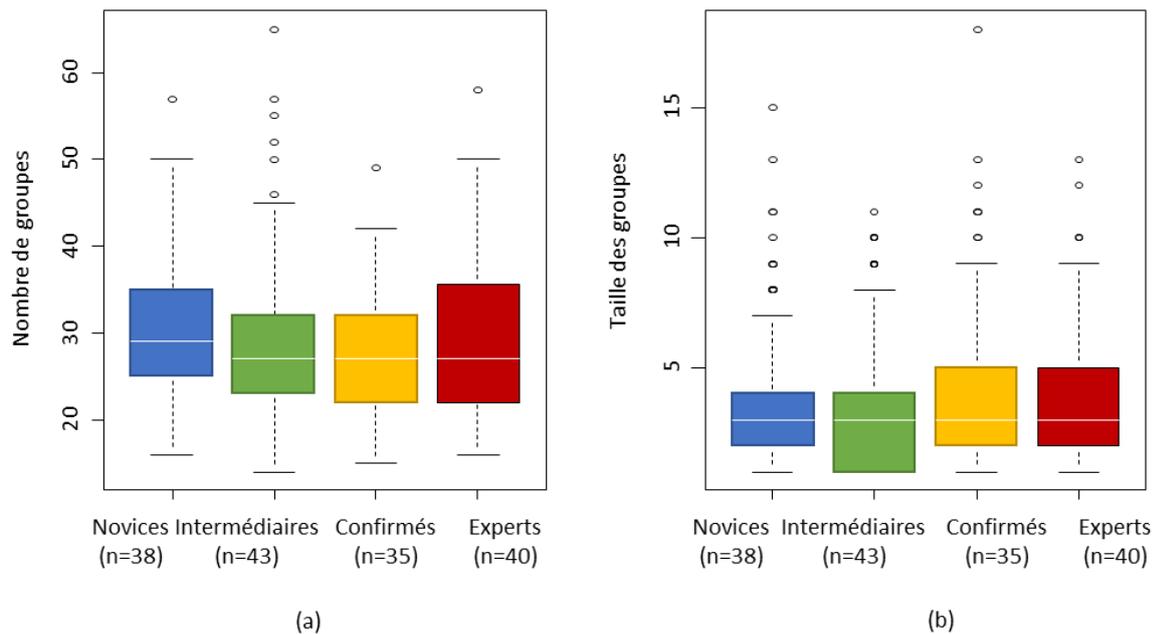


Figure 22 : Diagrammes en boîte de (a) le nombre de groupes formés par les sujets et (b) la taille des groupes formés par les sujets dans les quatre segments d'expertise, les traits blancs représentent la médiane (n=taille des segments ; en bleu, les novices ; en vert, les intermédiaires ; en orange, les confirmés ; en rouge, les experts)

Les sujets ont eu la possibilité de mettre de côté des termes qui n'avaient pas de signification claire pour eux. Parmi les sujets, 68 % des novices, 51 % des intermédiaires, 40 % des confirmés et 33 % des experts ont mis de côté au moins un terme d'odeur. Dans l'ensemble, plus le degré d'expertise est élevé, moins les sujets ont tendance à mettre de côté un terme d'odeur. Le Tableau 13 consigne pour chaque terme d'odeur, le pourcentage de sujets l'ayant mis de côté suivant le segment d'expertise. Pour ne pas alourdir le tableau, seuls les termes d'odeurs ayant été mis de côté au moins par deux sujets y figurent. Par exemple, *bonbon anglais* est mis de côté par 22 des 156 sujets : 24% des novices, 21% des intermédiaires, et 11% des confirmés n'ont pas une idée claire de l'odeur associée à ce terme. Au contraire, tous les experts ont utilisé ce terme dans leur tri. Malgré la relation observée entre le niveau de connaissance et le nombre de termes mis de côté, nous constatons néanmoins qu'*olive noire*, assez souvent mis de côté, a la même probabilité d'être écarté dans les quatre segments d'expertise.

Tableau 13 : Fréquence relative (%) de termes d'odeurs inconnus par segment d'expertise et, dans la dernière colonne, la fréquence absolue pour l'ensemble du panel (n=taille des segments)

	Nombre de termes d'odeurs inconnus par segment/ Nombre de sujets dans le segment (%)				Nombre total (n=156)
	Novices (n=38)	Intermédiaires (n=43)	Confirmés (n=35)	Experts (n=40)	
Bonbon anglais	24	21	11	0	22
Fruit blanc	16	19	9	2	18
Olive noire	13	9	14	10	18
Silex	16	12	11	5	17
Sulfure	21	9	9	2	16
Poivron vert	13	7	6	5	12
Truffe	8	14	6	2	12
Minéral	11	7	6	5	11
Fruit à noyau	8	2	9	8	10
Fruit noir	8	12	3	2	10
Fruit jaune	11	12	0	0	9
Fruit mûr	11	5	3	5	9
Vert	13	5	3	2	9
Acacia	13	2	0	2	7
Lactique	5	7	6	0	7
Poussière	8	2	6	2	7
Levure	5	5	6	0	6
Raisin	5	0	3	5	5
Alcool	0	2	3	5	4
Fruit sec	5	0	6	0	4
Lilas	3	0	3	5	4
Sueur	3	2	3	2	4
Chêne	5	0	0	2	3
Figue	5	0	0	2	3
Miel	5	0	3	0	3
Violette	3	2	3	0	3
Abricot sec	5	0	0	0	2
Clou de girofle	0	0	0	5	2
Jasmin	0	0	0	5	2

Le terme *fruit blanc* semble être plus fréquemment mis de côté par les sujets ayant un faible niveau d'expertise que par ceux ayant un niveau élevé (16 % et 19 % pour les novices et les intermédiaires contre 9 % et 2 % pour les confirmés et les experts, respectivement). Même si le terme ne présente *a priori* pas de difficulté particulière, il est moins bien compris par les novices et les intermédiaires car ils ne savent pas quelles odeurs sont impliquées dans cette description. Si nous comparons avec les termes *fruit rouge* ou *fruit tropical*, qui sont aussi généraux que *fruit blanc*, ils sont plus facilement compris par tous les sujets, car triés par tous. *Fruit rouge* ou *fruit tropical* sont très usuels dans le langage commun, au contraire de *fruit blanc*. D'ailleurs, parmi les références bibliographiques utilisées pour sélectionner les termes du lexique (ANNEXE A), les termes *fruit rouge* et *fruit tropical* apparaissent 13 et 12 fois, respectivement, alors que le terme *fruit blanc* n'est inclus que dans six références. En outre, dans quatre de ces six références, il est utilisé comme descripteur *a posteriori*

d'un groupe d'odeurs, donc seulement comme un titre de catégories d'odeurs. Ainsi, ce terme est plus souvent utilisé comme un concept que comme un terme d'odeur en lui-même. En revanche *fruit rouge* est fréquemment utilisé à la fois comme titre pour identifier un groupe d'odeurs (7 des 13 références) et comme attribut de la description d'un vin.

La ressemblance des partitions de termes réalisées par les sujets est évaluée à l'aide de l'indice de Rand ajusté (ARI) (Hubert & Arabie, 1985). Contrairement à l'indice de Rand, l'ARI présente l'avantage de ne pas dépendre du nombre de groupes ou du nombre d'objets (El Mostafa Qannari et al., 2014). L'ARI a une valeur de 1 lorsque les deux sujets considérés sont en parfait accord, c'est-à-dire lorsque les deux sujets effectuent la même partition des termes. En revanche, plus le nombre de paires de termes non placés dans le même groupe par les deux sujets est élevé, plus l'indice ARI est faible. Ici, nous nous intéressons aux partitions données par les sujets au premier niveau de leur tri semi-hiérarchiques. Les ARI sont calculés pour chaque paire de sujets pour un segment d'expertise donné afin d'évaluer le degré global d'accord au sein d'un segment.

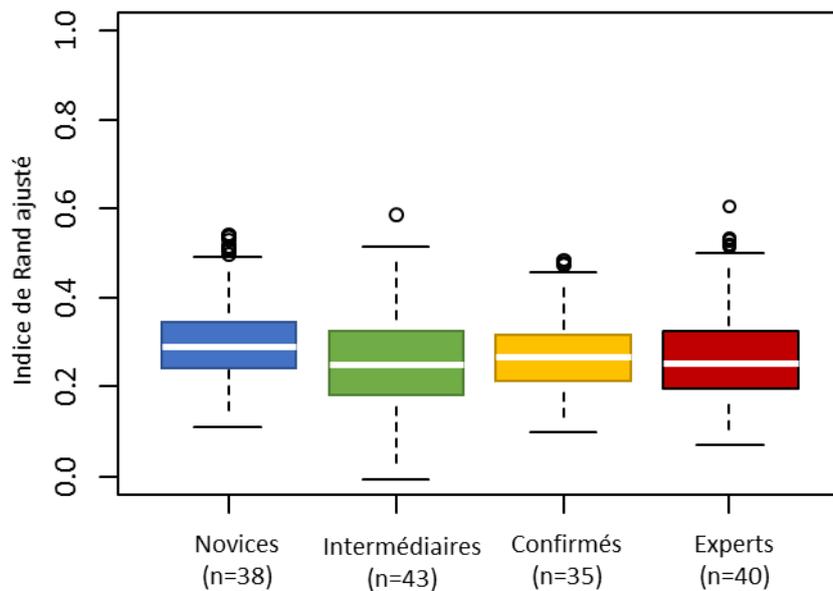


Figure 23 : Diagrammes en boîte des valeurs des ARI entre les sujets au sein de chacun des quatre segments d'expertise (n=taille des segments ; en bleu, les novices ; en vert, les intermédiaires ; en orange, les confirmés ; en rouge, les experts)

Pour la catégorisation sémantique, l'expertise ne semble pas être un facteur permettant d'accroître l'accord entre sujets pour la catégorisation sémantique. En effet, aucun des segments ne semble montrer un accord plus important entre les sujets. La valeur ARI maximale observée entre deux sujets d'un même segment est 0,6, valeur qui correspond à deux experts mais les médianes des différents segments sont comparables (de 0,26 à 0,3). Ce résultat est en désaccord avec des études précédentes

qui tendent à montrer que des sujets avec un haut degré d'expertise ont généralement un accord plus important que ceux ayant moins d'expérience (Ballester et al., 2008; Faye et al., 2013).

III-2.2 Dénomination des groupes du tri libre semi-hiérarchique

Lors de la tâche de tri libre semi-hiérarchique, les sujets ont eu la possibilité de nommer les groupes qu'ils ont formés, que ce soit les groupes au niveau 1 ou ceux des niveaux supérieurs (section II-1.2). L'ensemble des verbatims générés lors de cette étape est nettoyé en corrigeant les fautes d'orthographe, en éliminant les connecteurs et en regroupant les synonymes. Les données sont ensuite agrégées pour les sujets de chaque niveau d'expertise. Ainsi, chaque terme d'odeur est associé à un ensemble de dénominations. Les dénominations utilisées, ainsi que leur fréquence relative d'utilisation, sont comparées entre les segments d'expertise.

Tableau 14 : Fréquence relative (%) de dénominations lors de la verbalisation en fonction du segment d'expertise (n=taille des segments)

Nombre de citations de la dénomination lors de la verbalisation/ Nombre de sujets dans le segment							
Novices (n=41)		Intermédiaires (n=38)		Confirmés (n=37)		Experts (n=40)	
nature	63	désagréable	40	désagréable	37	fruit	58
fruit	50	nature	30	fruit rouge	37	fruit rouge	55
sucré	50	acide	28	chimique	23	floral	50
agréable	45	douceur	26	épice	23	végétal	43
épice	32	fort	23	fruit	23	inconnue	38
chimique	29	fruité	23	fruit jaune	23	défaut	33
désagréable	29	fruit	21	petit déjeuner	23	fruité	33
fleur	29	agréable	19	sucré	23	agrumes	30
agrumes	26	chimique	19	agrumes	20	élevage	30
naturel	24	exotique	19	exotique	20	épice	30
fort	21	forêt	19	nature	20	désagréable	28
petit déjeuner	21	frais	19	doux	17	fruit blanc	25
doux	18	sucré	19	fort	17	animal	23
été	18	doux	16	fruit sec	17	fleur	23
forêt	18	piquant	16	fruité	17	fort	23
fruit rouge	18	bois	14	minéral	17	fruit jaune	23
fruit sec	18	épice	14	acide	14	fruit sec	23
terre	18	fleuri	14	acidulé	14	minéral	23
végétal	18	petit déjeuner	14	forêt	14	tertiaire	23
acide	16	agrumes	12	grillé	14	empyreumatique	20

Les 20 dénominations les plus utilisées par chacun des segments d'expertise sont présentés dans le Tableau 14. Tout d'abord, nous pouvons observer que la plupart des dénominations sont communes

aux quatre segments de niveaux d'expertise (*fruit, floral* et *épice* par exemple). Des dénominations à connotation hédoniques sont aussi fréquemment utilisées par l'ensemble des sujets comme *désagréable* (entre 28 et 40% des sujets selon le segment d'expertise). La dénomination *agréable* est cependant moins fréquemment utilisée (45% des novices et 19% des intermédiaires) et seuls les novices l'ont utilisé plus souvent que la dénomination *désagréable*. David et al. (1997) ont énoncé l'hypothèse que les pôles du plaisir et du déplaisir dans la description olfactive ne sont pas symétriques. En effet, il semblerait que le consensus sur les odeurs perçues comme désagréables soit bien plus fort que celui portant sur les odeurs perçues comme agréables. Ainsi, d'après ces auteurs, les formes verbales les plus citées et les plus partagées au niveau hédonique sont les odeurs dites désagréables et c'est également ce que nous observons dans nos résultats.

Il est également intéressant de remarquer que les experts utilisent certaines dénominations techniques contrairement aux autres sujets. Par exemple, la dénomination *tertiaire* est utilisée ; elle fait référence aux arômes tertiaires qui sont issus de la période d'élevage des vins en cuve. Nous pouvons aussi mentionner la dénomination *élevage*, qui correspond à l'étape d'élaboration du produit entre la fin de la fermentation et la mise en bouteille, ou encore la dénomination *empyreumatique* qui désigne des arômes de brûlé et de torréfaction (Peynaud & Blouin, 2013). Ce sont des terminologies techniques utilisées dans le vin mais peu connues hors du milieu professionnel. Pour la dénomination *fruit blanc*, et en complément de l'observation précédente, nous pouvons observer qu'elle est citée par les experts pour décrire leur groupe (25% des sujets) mais n'a pas (ou très peu) été utilisée par les autres sujets (seulement 4 citations par les confirmés et aucune pour les autres segments). Cela est en accord avec les différents travaux qui ont montré que les experts disposent d'un langage plus précis et de termes plus techniques (Cholet & Valentin, 2000; Solomon, 1990; Valentin et al., 2003).

Parallèlement, il est possible d'observer l'utilisation de dénominations à connotation personnelle, faisant davantage référence à des situations particulières comme *nature, été* ou *petit-déjeuner*. *Petit-déjeuner* est d'ailleurs assez remarquable puisqu'il est utilisé par de nombreux sujets (21% des novices, 14% des intermédiaires, 23% des confirmés et 10% des experts) et représente typiquement la faculté que nous avons à associer un ensemble d'odeurs à une situation (Köster et al., 2014). En effet, sous cette dénomination de *petit déjeuner* se cache des termes faisant référence à des notes empyreumatiques, comme *café, pain grillé*, et des notes lactiques comme *beurre*, qui composent les éléments d'un petit déjeuner. Certaines de ces odeurs ne se ressemblent pourtant pas mais les sujets les ont associées autour du concept du petit déjeuner et en ont donc fait un groupe à part entière.

Finalement, les dénominations utilisées par les sujets pour nommer leurs groupes d'odeurs sont assez représentatifs de la diversité du vocabulaire utilisé pour décrire des odeurs, comme présenté par

Urdapilleta et al. (2006) : des sources odorantes (*odeur d'épice, odeur de fruit rouge*), des termes faisant référence à d'autre sens (*vert, frais, doux*), des expressions hédoniques (*agréable, désagréable*), des niveaux d'intensité (*fort*) et des souvenirs personnels (*petit déjeuner*). Et cette gamme de dénominations est également en accord avec des résultats d'études linguistiques (Candau & Wathelet, 2011; Kleiber & Vuillaume, 2011).

III-2.3 Comparaisons des partitions de termes d'odeurs

Après avoir analysé les résultats des quatre segments d'expertise au regard de la réalisation de la tâche de tri libre semi-hiérarchique, nous allons maintenant comparer la catégorisation globale des termes d'odeur pour chaque niveau d'expertise. Pour cela, l'algorithme présenté dans la PARTIE II est utilisé pour définir des classes sémantiques dans chaque segment de sujets séparément.

Les classes sémantiques mises en évidence par l'algorithme pour le segment des experts sont présentées dans le Tableau 15, et celles des novices dans le Tableau 16. Les résultats dans le cas des segments des confirmés et des intermédiaires sont présentés dans l'ANNEXE D et l'ANNEXE E. Par la suite, seules les partitions des deux segments de sujets extrêmes en termes de niveau d'expertise, à savoir les experts versus les novices, sont comparées.

Tout d'abord, nous pouvons noter le fait que les partitions présentent un nombre de classes différent en fonction des segments d'expertise : 23 classes pour les novices, 22 classes pour les intermédiaires, 21 classes pour les confirmés et 24 classes pour les experts. Dans l'ensemble, il y a des classes très similaires entre les différents niveaux d'expertise et il est possible de retrouver des classes de termes d'odeur exprimant chacun des aspects aromatiques suivants : agrume, floral, fruit tropical, fruit sec, fruit blanc, fruit rouge et noir, végétal, empyreumatique, épicé, minéral, chimique, lactique, boisé et terreux. La classe regroupant les agrumes est la seule à être parfaitement identique entre les différents niveaux d'expertise (*agrume, citron, citron vert, orange et pamplemousse*). Nous retrouvons ainsi les classes très générales telles que les fruits ou les fleurs, comme l'a auparavant constaté Chrea et al. (2004, 2005) s'agissant d'études interculturelles. Nous allons maintenant plutôt nous intéresser aux discordances.

Tableau 15 : Classes de termes d'odeur mis en évidence par l'algorithme pour le segment des sujets experts, avec un critère d'homogénéité égal à 80%

Numéro de la classe	Termes d'odeur inclus dans la classe
Classe 1	réglisse - anis
Classe 2	olive noire
Classe 3	cannelle - clou de girofle - épice - poivre
Classe 4	laurier - menthe - thé - thym
Classe 5	herbe - herbe coupée - poivron vert - vert
Classe 6	beurre - lactique - levure - pain
Classe 7	foin - tabac
Classe 8	brûlé - café - fumé - grillé - pain grillé
Classe 9	minéral - silex
Classe 10	alcool - caoutchouc - chimique - dissolvant à ongle - pétrole - sulfure - vinaigre
Classe 11	sueur - cuir
Classe 12	poussière
Classe 13	bois - chêne - liège - pin
Classe 14	champignon - moisi - sous-bois - terreux - truffe
Classe 15	caramel - chocolat - miel - vanille
Classe 16	abricot sec - amande - fruit sec - noisette - noix
Classe 17	acacia - fleur d'oranger - jasmin - lilas - rose - violette
Classe 18	figue - fruit mûr
Classe 19	cassis - cerise - fraise - framboise - fruit noir - fruit rouge - groseille - mûre - myrtille
Classe 20	abricot - fruit à noyau - fruit blanc - fruit jaune - melon - pêche - poire - pomme - prune - raisin
Classe 21	agrume - citron - citron vert - orange - pamplemousse
Classe 22	ananas - fruit de la passion - fruit tropical - litchi - mangue
Classe 23	bonbon anglais - banane
Classe 24	noix de coco

Tableau 16 : Classes de termes d'odeur mis en évidence par l'algorithme pour le segment des sujets novices, avec un critère d'homogénéité égal à 80%

Numéro de la classe	Termes d'odeur inclus dans la classe
Classe 1	caramel - miel - vanille
Classe 2	bonbon anglais - noix de coco
Classe 3	fruit sec - abricot sec
Classe 4	olive noire
Classe 5	amande - noisette - noix
Classe 6	agrume - citron - citron vert - orange - pamplemousse
Classe 7	ananas - banane - fruit de la passion - fruit tropical - litchi - mangue - melon
Classe 8	abricot - cassis - cerise - figue - fraise - framboise - fruit à noyau - fruit blanc - fruit jaune - fruit mûr - fruit noir - fruit rouge - groseille - mûre - myrtille - pêche - poire - pomme - prune - raisin
Classe 9	foin - herbe - herbe coupée - poivron vert - vert
Classe 10	bois - champignon - chêne - liège - moisi - pin - sous-bois - terreux - truffe
Classe 11	acacia - fleur d'oranger - jasmin - lilas - rose - violette
Classe 12	menthe - thé
Classe 13	anis - réglisse
Classe 14	cannelle - clou de girofle - épice - laurier - poivre - thym
Classe 15	lactique - beurre
Classe 16	chocolat
Classe 17	levure - pain
Classe 18	café - grillé - pain grillé
Classe 19	fumé - brûlé
Classe 20	cuir
Classe 21	poussière - tabac
Classe 22	minéral - silex
Classe 23	alcool - caoutchouc - chimique - dissolvant à ongle - pétrole - sueur - sulfure - vinaigre

La première différence qui se dégage est le regroupement d'un ensemble de termes pour un segment d'expertise, là où un autre segment les sépare en plusieurs catégories. C'est notamment le cas pour l'une des classes de fruits (classe 8 des novices) qui regroupe un très grand nombre de termes d'odeurs chez les novices alors qu'elle est divisée en trois classes pour les sujets experts (classes 18, 19 et 20). C'est également le cas pour les notes empyreumatiques, regroupées dans les classes 18 et 19 des novices mais regroupées dans une seule et même classe pour les experts : la classe 8. Pour les notes de bois et de terreux, les experts semblent faire une distinction plus importante entre les deux notions, avec d'une part, des termes faisant davantage référence à des notes boisées (classe 13 : *bois, chêne, liège* et *pin*) et, d'autre part, des notes de sous-bois (classe 14 : *champignon, moisi, sous-bois, terreux* et *truffe*). Tous ces termes sont regroupés dans la classe 10 de la partition des novices.

Ensuite, il est possible d'observer des différences pour des termes bien précis. Pour les fruits tropicaux (classe 22 pour les experts et classe 7 pour les novices), il y a des discordances pour les termes *melon* et *banane*. Les novices incluent le terme *banane* au sein de cette classe alors que les experts l'associent avec le terme *bonbon anglais* (classe 23, Tableau 15), formant ainsi une classe regroupant les notes amyliques. Pour le terme *melon*, c'est l'inverse : les novices l'intègrent à la classe 7 (Tableau 16) tandis que ce terme est associé aux fruits blancs et jaunes de la classe 20 des experts (Tableau 15).

Le terme *bonbon anglais* est d'ailleurs particulièrement intéressant à observer. Pour rappel, ce terme est un terme mis de côté par plus de 20% des novices et des intermédiaires et n'est jamais mis de côté par les experts (Tableau 13). Nous pouvons remarquer ici que ce terme est associé avec *banane* pour les experts (classe 23, Tableau 15) mais forme une classe avec *noix de coco* pour les novices (classe 2, Tableau 16). Ce terme est principalement utilisé comme caractéristique aromatique d'un excès d'alcool amylique, généralement le résultat d'une vinification à trop basse température (Lawrence et al., 2013). Ce terme est donc un très bon exemple de terminologie spécifique à la dégustation de vin et qui n'est pas ou peu utilisée dans le langage courant. De ce constat, il en résulte une moindre connaissance de ce terme par les sujets ayant un faible niveau d'expertise et de ce fait une plus grande difficulté à l'associer aux autres termes.

Notons toutefois que nous avons opté pour une imputation suivant une loi de distribution de probabilité associée à chacun des termes, à partir des données du reste du panel. Lorsque nous considérons l'ensemble des 156 sujets, l'imputation est réalisée sur cette base mais pour l'analyse par segment d'expertise, l'imputation est réalisée sur chaque segment séparément. Dans la mesure où le nombre de termes d'odeurs non triés est plus important pour le groupe des novices que le groupe des experts, cela signifie que l'imputation a un poids plus important sur les données finales des novices. Le tri des odeurs techniques (comme *bonbon anglais* ou *fruit blanc*) est peu consensuel pour les novices,

car ce sont des termes peu connus de ces sujets. Il en résulte que la loi de distribution de probabilité pour ces termes est d'autant plus différente pour ces termes techniques que d'autres termes mieux connus. Ainsi, le choix de cette méthode d'imputation accentue le caractère peu consensuel de ces termes. Au contraire, même si des experts n'ont pas trié le terme, la loi de distribution est plus consensuelle et par voie de conséquence, il en est de même pour la catégorisation. Néanmoins, même si cette méthode d'imputation accentue certains comportements, cela concerne finalement seulement quelques termes.

Dans un autre registre, l'odeur de *foin* illustre également les différences de perception entre novices et experts. La partition des novices (Tableau 16) associe ce terme à des termes d'odeurs de végétal frais (classe 9) alors qu'il est associé par les experts à la classe 7 avec par exemple l'odeur du *tabac*. Chez les experts, cette classe fait référence à des odeurs de végétal sec, notion qui ne se retrouve pas dans la classification des novices. Ce type de regroupement autour du végétal sec est effectivement présent dans plusieurs études (Coulon-Leroy et al., 2017; Esti et al., 2010; Lawrence et al., 2013). La raison de cette discordance entre novices et experts s'expliquerait par le fait que le terme *tabac* agit comme un terme polysémique, c'est-à-dire un mot ayant des significations différentes en fonction du contexte (Giboreau et al., 2007). Pour les experts, le terme *tabac* se réfère à l'odeur des feuilles de tabac, tandis que pour les novices, il est lié à la cigarette et n'est donc pas rapproché de l'odeur de *foin*. Toujours à propos des notes végétales, les termes d'odeurs d'herbes aromatiques (*laurier*, *thym*) sont associés aux termes faisant référence à des épices pour les novices (classe 14, Tableau 16) et pour les experts à des termes d'odeurs de *menthe* et *thé* (classe 4, Tableau 15).

Nous avons vu que les différences de catégorisation observées sont notamment dues à des différences de compréhension de termes œnologiques comme *fruit blanc* ou *bonbon anglais*, non couramment utilisés dans le langage des non-experts. Et cette méconnaissance est finalement assez logique, au regard de la littérature, puisque des études ont montré que les sujets à haute expertise ont tendance à davantage utiliser des termes spécifiques et ceci y compris dans le cas de descriptions de vin (Solomon, 1997; Valentin et al., 2003). Nous retiendrons donc que malgré des discordances entre les catégorisations sémantiques faites par des novices et des experts, cela concerne finalement un faible nombre de termes d'odeur au regard de la taille du lexique.

Nous pouvons d'autre part nous intéresser à la stabilité, par l'intermédiaire des indices de cohésion et d'isolation (introduit dans la partie II), des partitions de termes d'odeur dans chaque segment de niveau d'expertise considéré. Le Tableau 17 présente une synthèse des résultats en termes de stabilité de la partition globale. Les résultats de la cohésion et isolation pour chaque classe et chaque segment, sont présentées en ANNEXE F.

Les valeurs d'isolation sont quasiment identiques pour chaque segment de sujets. En revanche, la partition mise en évidence à partir des novices montre une moindre qualité en termes de cohésion que celles des autres niveaux d'expertise. La partition ayant la plus forte stabilité, avec des classes cohésives et bien isolées, est celle formée à partir des résultats des experts, mais sans que ces critères de qualité ne soient vraiment différents en ce qui concerne les partitions des sujets confirmés et intermédiaires.

Tableau 17 : Valeurs de la cohésion et de l'isolation de la partition sémantique obtenue dans chacun des segments d'expertise avec un critère d'homogénéité égal à 80%

	Experts	Confirmés	Intermédiaires	Novices
Nombre de groupes de la partition	24	21	22	23
Cohésion de la partition	0,87	0,84	0,83	0,66
Isolation de la partition	1	0,99	0,99	0,99

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

L'expertise n'a pas d'influence sur la manière dont les sujets ont réalisé la tâche de tri libre semi-hiérarchique (en termes de nombre de groupes, taille de groupes et accord entre les sujets). Nous avons également montré que les sujets forment des catégories sémantiques en fonction de l'objet odorant, et ceci quel que soit leur segment d'expertise. Cependant, le niveau d'expertise a une influence sur la connaissance de certains termes, comme par exemple les termes d'odeur *bonbon anglais* ou *foin*. Cela est illustré dans la stratégie des sujets à mettre des termes d'odeurs de côté, par le choix des dénominations utilisés pour décrire les groupes d'odeurs et sur la catégorisation sémantique de ces termes.

Chapitre III - 3 Définition de la structuration hiérarchique du lexique à partir des résultats des experts

Ce chapitre consiste en un bilan des PARTIE II et PARTIE III, avec d'une part la proposition d'une méthodologie pour définir un lexique, le structurer et étudier sa stabilité et d'autre part l'évaluation de l'influence de l'expertise sur la structuration sémantique des odeurs du vin.

L'objectif de la thèse est de proposer une structure hiérarchique du lexique en vue d'une caractérisation sensorielle. Nous savons désormais que les sujets peu expérimentés méconnaissent certains termes et que la structuration qui découle de leurs résultats est donc peu fiable pour une partie des termes. C'est pourquoi nous allons exploiter les résultats obtenus sur la base des sujets du segment d'experts pour former la structuration taxonomique finale qui est utilisée dans la méthode de description aromatique.

Ainsi, la méthode présentée en PARTIE II est mise en œuvre sur la base des données de tri des experts pour fournir une structuration hiérarchique, conformément à la partition présentée en Tableau 15. En complément, une structuration à trois niveaux est privilégiée en accord avec ce qui est communément fait pour les roues des arômes (e.g. Noble, 1984). Les indices de stabilité des groupes d'odeurs sont également exploités pour réattribuer les termes qui affectent la stabilité. Par la suite, un titre est attribué à chaque groupement d'odeurs formé pour finaliser la structure. Ce titre est défini en prenant en compte les dénominations utilisées pour décrire les groupes du tri libre semi-hiérarchique. Finalement, une structure du lexique olfactif à trois niveaux est donc proposée avec des titres pour chaque groupement d'odeurs.

L'originalité de l'obtention de notre structure hiérarchique repose sur le fait que nous associons des classes sémantiques – auxquelles sont adjointes des mesures de stabilité – à des connaissances expertes, pour former une structure hiérarchique pertinente.

De plus, l'analyse des valeurs de degrés d'association des termes aux classes nous incite dans certains cas à envisager une structure où un même terme appartient à plusieurs classes. Ce choix méthodologique est en accord avec la critique de la théorie roschienne au regard de la catégorisation des odeurs, tel que mentionnée dans l'état de l'art (Candau & Wathelet, 2011). En effet, la notion de dimension verticale présente dans la théorie de Rosch, selon laquelle un objet appartient à une seule et unique catégorie a été critiquée et jugée comme étant non adaptée à la catégorisation des odeurs (Candau & Wathelet, 2011). Certaines catégories peuvent se chevaucher et donc certains termes

d'odeurs peuvent appartenir à différentes catégories. C'est ce que nous mettons en pratique en proposant l'association d'un terme à deux catégories différentes.

III-3.1 Matériel et méthodes

La catégorisation sémantique des odeurs du vin est obtenue à partir des résultats des données experts, c'est-à-dire des sujets ayant un niveau d'expertise élevé (40 sujets), pour un degré d'homogénéité égal à 80% (section III-2.3, Tableau 15).

A partir de cette partition, la structuration la plus fiable possible est proposée. Pour cela, les valeurs de cohésion, d'isolation et de degrés d'association des termes d'odeur (section II-2.4) sont calculées pour l'ensemble des classes et des termes. Pour rappel, la cohésion permet d'évaluer, après perturbation des données par bootstrap, si les termes restent dans la classe. L'isolation évalue si les termes de la classe peuvent être "attirés" par des termes d'autres classes.

Ces indices permettent de détecter les classes de faible stabilité et les termes qui affectent cette stabilité. A partir de cette analyse, les termes sont réattribués ou associés à différentes classes pour lesquels ils montrent un fort degré d'association. Concrètement, un terme qui a un degré d'association supérieur à 0,20 pour une classe est éligible pour y être attribué. L'analyse est ensuite réalisée au cas par cas pour déterminer si le terme change effectivement de classe ou non. Le seuil de 0,20 est déterminé de manière empirique, sur la base des connaissances « expertes », en comparaison avec les différentes roues de la littérature.

Cette stratégie de réattribution est effectuée au niveau intermédiaire avec un seuil assez souple pour la règle d'arrêt de l'algorithme de partitionnement (niveau d'homogénéité intra-classe de 80%). En complément, nous formons un niveau plus général avec un seuil de règle d'arrêt de l'algorithme plus exigeant (95% pour l'homogénéité intra-classe). A ce stade, nous obtenons donc une structuration du lexique à trois niveaux : le niveau le plus spécifique avec tous les termes, un niveau intermédiaire et un niveau plus général.

Pour homogénéiser la terminologie employée, nous nommons *familles* les classes formées au niveau le plus général et *catégories* les classes formées au niveau intermédiaire (après fiabilisation des classes par réattribution des termes). Finalement, nous utilisons la terminologie *groupements de termes d'odeurs* lorsque nous mentionnons l'ensemble des catégories et familles (Figure 24).

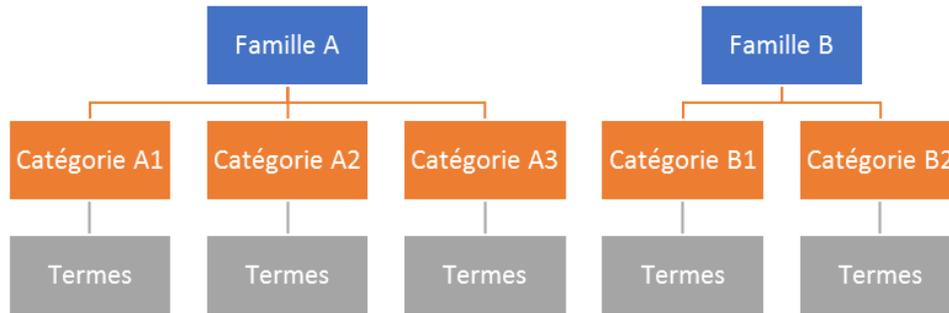


Figure 24 : Représentation schématique de la structuration du lexique à trois niveaux

Pour finaliser cette structure, les titres des différents groupements de termes d'odeurs sont à déterminer. Pour cela, la verbalisation fournie par les sujets au moment du tri libre semi-hiérarchique est exploitée. Pour illustrer la démarche mise en œuvre, considérons par exemple un groupement qui contient les termes *cannelle*, *clou de girofle*, *épice* et *poivre*. Pour chacun des sujets (ici les 40 experts) nous relevons les dénominations utilisées pour décrire les groupes qui impliquent un de ces termes. Nous résumons ces informations sous forme d'un tableau de fréquence avec les occurrences des différentes dénominations proposées pour ce groupement de termes d'odeur. Cette démarche est répétée pour chacune des familles de termes, ou pour chacune des catégories, et aboutit à un tableau de contingence croisant les groupements d'odeurs et dénominations. Les dénominations significativement différenciantes pour décrire les groupements, au niveau des familles ou des catégories, sont identifiées en faisant appels à des tests du χ^2 (Agresti, 2018). Contrairement à une analyse simple de la fréquence de citations, l'utilisation d'un test de χ^2 permet d'analyser la distribution des fréquences de citation des dénominations d'un groupement d'odeurs par rapport aux autres groupements d'odeurs. La fonction *chisq.test* a été utilisée pour le test du χ^2 , à l'aide du logiciel R 3.6.0.

III-3.2 Résultats

Dans un premier temps, nous allons former les catégories du niveau intermédiaires. Pour cela, nous utilisons les classes de la partition présentée dans le Tableau 15 et utilisons les valeurs de cohésion et d'isolation pour former des catégories stables (Figure 25).

La majorité des classes présente une bonne stabilité avec des valeurs de cohésion et d'isolation élevées. Identifions désormais les classes instables. La classe 18, composée des termes *figue* et *fruit mûr* est particulièrement instable, avec notamment une valeur d'isolation très faible par rapport à

celles des autres classes. Les classes 4 (*laurier, menthe, thé* et *thym*), 15 (*caramel, chocolat, miel* et *vanille*) et 7 (*foin* et *tabac*) ont quant à elles des mesures de stabilité relativement basses. Enfin, les classes 2, 12 et 24 qui sont des singletons, composés respectivement d'*olive noire, poussière* et *noix de coco*, sont aussi considérés car leurs mesures d'isolations sont assez faibles. Pour rappel, la cohésion ne peut pas être évaluée pour des singletons.

Nous allons donc analyser l'ensemble des termes des classes 2, 4, 7, 12, 15, 18 et 24, au regard de leurs profils de degrés d'association, $A_{i,k}$ (équation 11, chapitre II-2.4). Le but est ainsi d'identifier les termes responsables de la faible valeur de l'indice de qualité considéré. Le cas échéant, nous ajustons le contenu des classes si des termes montrent une forte association à d'autres classes.

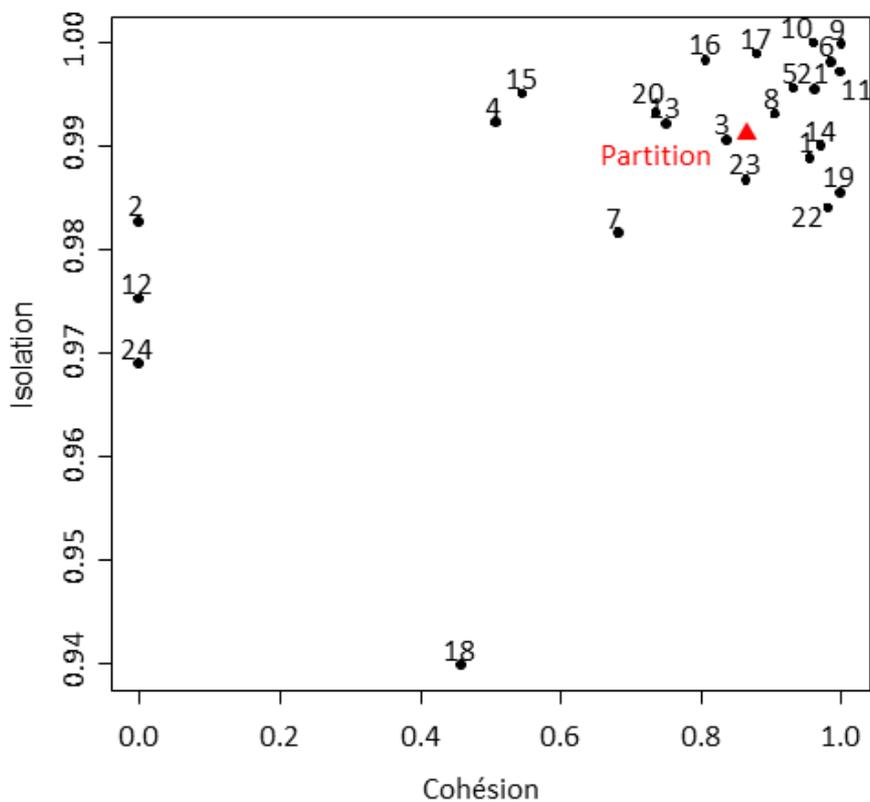


Figure 25 : Valeurs de cohésion et d'isolation des classes d'odeurs et de la partition mises en évidence à partir de l'algorithme de partitionnement pour le groupe des sujets experts

Les Figure 26 et Figure 27 représentent les termes ayant des valeurs de degrés d'association supérieures à 0,20 pour au moins deux classes.

Les termes *fruit mûr* et *figue* appartiennent tous les deux à la classe 18 mais montrent un fort degré d'association à la classe 19. La classe 18 contenant les deux termes *fruit mûr* et *figue* a une stabilité

particulièrement faible. Ces deux termes sont donc agrégés à la classe 19 dans la structuration finale et la classe 18 est supprimée.

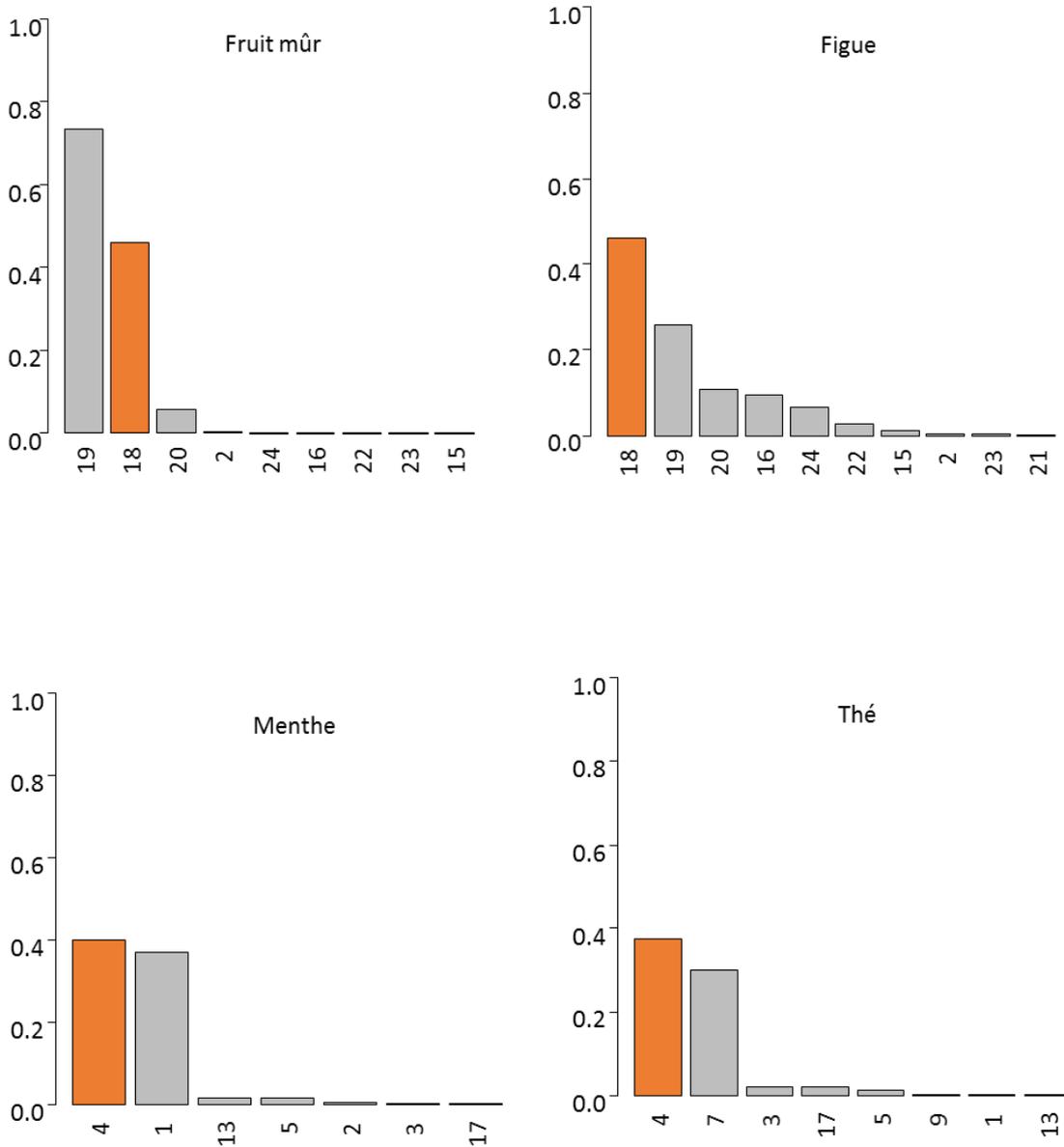


Figure 26 : Valeurs d'association non-nulles pour les termes fruit mûr, figue, menthe et thé. La barre en orange représente la valeur d'association pour la classe d'odeurs à laquelle le terme appartient

Les termes *menthe* et *thé*, appartenant à la classe 4, montrent des valeurs de degré d'association faibles même pour la classe à laquelle ils appartiennent (moins de 0,4). Le terme *menthe* montre un degré d'association presque aussi élevé vis-à-vis de la classe 1 et le terme *thé* vis-à-vis de la classe 7. La classe 4 est également composée des termes *laurier* et *thym*, qui eux montrent une claire association à leur classe ($A_{i,k}=0,63$) (ANNEXE G). Cependant comme la classe 4 présente une mesure d'isolation assez élevée (Figure 25), les termes *menthe* et *thé* ne sont pas supprimés de la classe 4 mais

sont plutôt attribués à deux classes simultanément, classes 1 et 4 pour le terme *menthe* et classes 4 et 7 pour le terme *thé*.

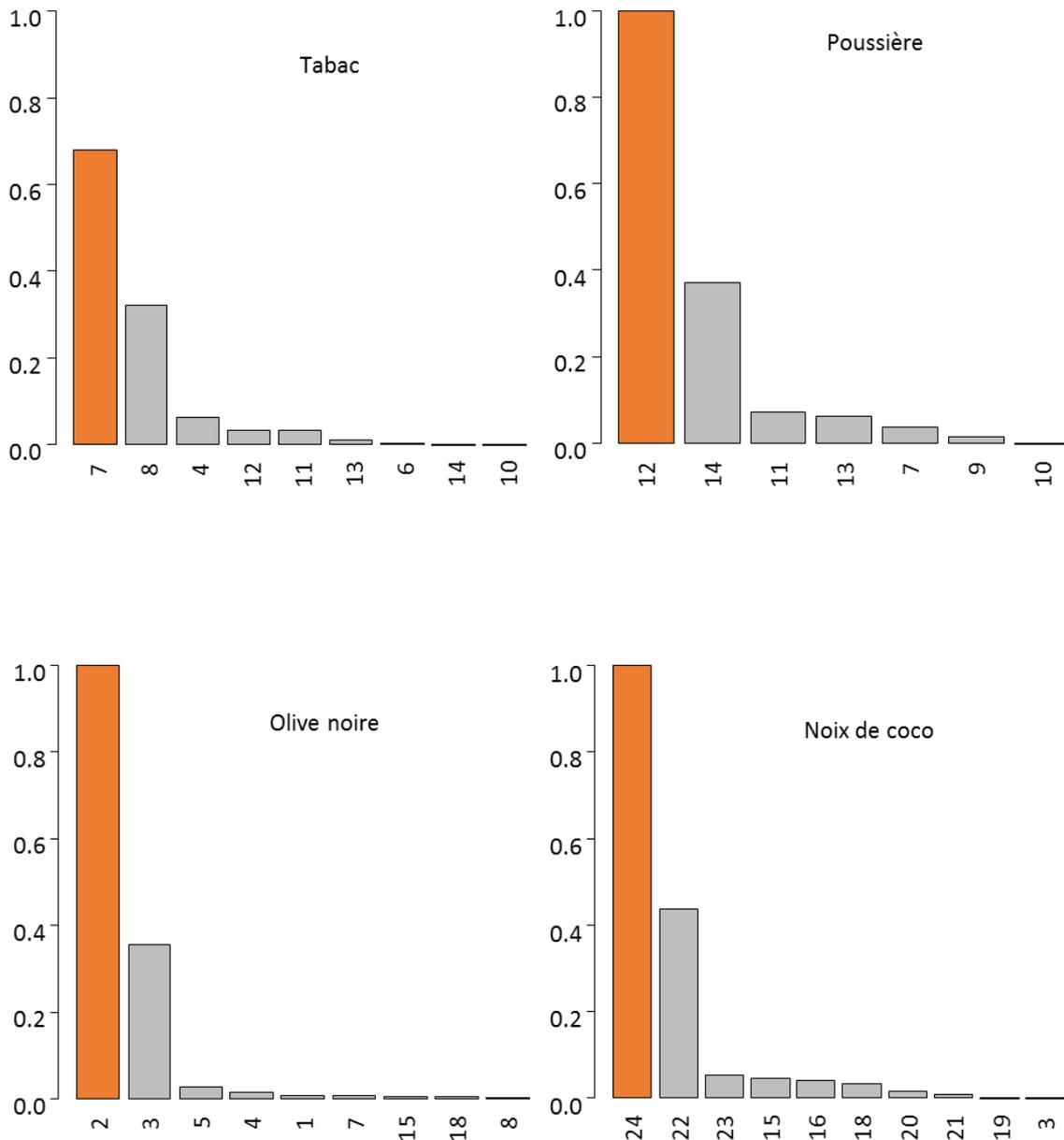


Figure 27 : Valeurs d'association non-nulles pour les termes *tabac*, *poussière*, *olive noire* et *noix de coco*. La barre en orange représente la valeur d'association pour la classe d'odeurs à laquelle le terme appartient

Le terme *tabac* présente à la fois une valeur élevée de degré d'association pour la classe 7 à laquelle il appartient et une valeur de degré d'association supérieure à 0,20 pour la classe 8. La classe 8 est cependant extrêmement stable (Figure 25). Il a donc été décidé de ne pas déplacer le terme *tabac* dans la classe 8 et de le conserver uniquement dans la classe 7.

Les termes *poussière*, *olive noire* et *noix de coco* sont tous trois les termes faisant partie des classes singletons. Ils présentent donc, par défaut, une valeur d'association maximale égale à 1 pour leur propre classe. Le but est de former des groupements de termes d'odeurs et donc d'éviter au maximum des termes d'odeurs isolés. Pour cela, ils sont attribués à la classe à laquelle ils ont le plus haut degré d'association. Ainsi le terme *poussière* est attribué à la classe 14, le terme *olive noire* à la classe 3 et le terme *noix de coco* à la classe 22 ; sachant que leurs valeurs de degré d'association aux nouvelles classes sont assez élevées et supérieures à 0,20.

Si le but est de ne pas avoir de singletons, nous pouvons nous demander s'il n'aurait pas mieux fallu inclure un critère de taille comme critère d'arrêt dans l'algorithme de partitionnement. Autrement dit, que l'algorithme stoppe la division des groupes dès lors qu'un singleton va être formé. Cette option a été envisagée mais non retenue car l'analyse *a posteriori*, à partir de la stabilité est plus cohérente. La preuve en est que, si cette option avait été retenue, le terme *noix de coco* aurait été groupé à la classe 23. D'après ses valeurs d'association (Figure 27), l'association de ce terme pour la classe 23 est pourtant bien plus faible que pour la classe 22. De plus, dans la littérature, ce terme est associé aux termes de fruits exotiques présentés dans la classe 22 (Gonzalez et al., 2015). Cet exemple montre la pertinence de réaliser des regroupements *a posteriori*.

Les classes de termes finalement formés à l'issue de ces réattributions sont nommées *catégories*. L'ensemble de ces réarrangements mène à une partition de 20 catégories, contre 24 classes en sortie de l'algorithme de partitionnement. Ces catégories sont présentées dans le Tableau 18 et les termes qui ont changé de place par rapport aux classes initiales sont présentés en caractère gras.

Le niveau le plus global de la hiérarchie est ensuite formé. Il est composé de neuf familles de termes d'odeurs. Elles regroupent les 20 catégories mises en évidence au niveau intermédiaire. L'imbrication de ces regroupements est présentée dans le Tableau 18.

Pour finir, les titres mis en valeur grâce à l'analyse de la verbalisation fournie par les sujets lors de la tâche tri, sont également présentés dans le Tableau 18. Certains titres sont identiques pour une catégorie et une famille et certains titres de catégories correspondent à un des termes de la catégorie. Lorsque les titres d'une famille et d'une catégorie sont identiques, les groupements ne sont pas modifiés. En revanche, dans le cas où le titre d'une catégorie est identique à un terme faisant partie de la catégorie, alors le terme est supprimé de la catégorie et est uniquement utilisé comme titre.

Tableau 18 : Catégories des termes d'odeurs après réattribution des termes en fonction de leurs valeurs d'association (en gras, les termes qui ont été réattribués) et familles, ainsi que les titres des catégories et des familles

Titre de la famille	Titre de la catégorie	Catégories des termes d'odeurs
Epice	Mentholé	réglisse - anis - menthe
	Epice	cannelle - clou de girofle - épice - poivre - olive noire
Végétal	Plante aromatique	laurier - menthe - thé - thym
	Végétal	herbe - herbe coupée - poivron vert - vert
Grillé	Lactique	beurre - lactique - levure - pain
	Herbe séchée	foin - tabac - thé
	Brûlé	brûlé - café - fumé - grillé - pain grillé
Minéral	Minéral	minéral - silex
Chimique	Chimique	alcool - caoutchouc - chimique - dissolvant à ongle - pétrole - sulfure - vinaigre
Sous-bois	Animal	sueur - cuir
	Bois	bois - chêne - liège - pin
	Terreux	champignon - moisi - sous-bois - terreux – truffe - poussière
Sucré	Sucré	caramel - chocolat - miel - vanille
	Fruit sec	abricot sec - amande - fruit sec - noisette - noix
Floral	Floral	acacia - fleur d'oranger - jasmin - lilas - rose - violette
Fruit	Fruit rouge	cassis - cerise - fraise - framboise - fruit noir - fruit rouge - groseille - mûre – myrtille - figue - fruit mûr
	Fruit blanc/ Fruit jaune	abricot - fruit à noyau - fruit blanc - fruit jaune - melon - pêche - poire - pomme - prune - raisin
	Agrume	agrume - citron - citron vert - orange - pamplemousse
	Fruit exotique	ananas - fruit de la passion - fruit tropical - litchi – mangue – noix de coco
	Amylique	bonbon anglais - banane

La Figure 28 décrit, la structure hiérarchique qui est finalement obtenue. Nous obtenons une structure hiérarchique composée de 9 familles, regroupant 20 catégories, incluant elles-mêmes un ensemble de 89 termes d'odeur de vins. Nous pouvons remarquer que certaines catégories et familles sont

redondantes (*minéral, chimique et floral*) car la famille ne comporte qu'une seule catégorie. Elles sont indiquées dans des cases pointillées, au niveau des catégories.

Cette structure est analysée au regard de la littérature, et plus particulièrement, par rapport à la roue des arômes de Noble (1984, 1987), qui est la référence à partir de laquelle la majorité de la littérature sur la structuration du lexique des odeurs du vin est construite.

Il y a de fortes similitudes entre la structure de la roue de Noble et la structure telle que nous l'obtenons, mais également quelques différences. En termes de similitude, tout d'abord, la famille *fruits* ainsi que les catégories qu'elles contiennent sont cohérentes, si ce n'est que la roue de Noble sépare les (*tree*) *fruit* aux *berry* alors que notre structure propose plutôt une dichotomie en fonction de la couleur des fruits : *fruits rouges* d'une part et *fruit blanc/jaune* d'autre part (Aromaster, 2010; Coulon-Leroy et al., 2017). La notion de *fruit sec* est en revanche assez différente entre les deux structures puisque dans la roue de Noble, il est possible de distinguer une catégorie *fruit sec* dans la famille *fruits* et une catégorie *nutty* mise à part, alors que notre catégorie de *fruit sec* regroupe ces deux notions et est séparée de la famille des *fruits*. Une observation assez intéressante est que la catégorie *nutty* apparaît dans la version de la roue de Noble de 1987 et non celle de 1984, suite à une révision de cette roue. La distinction en deux groupes peut donc peut-être s'expliquer par cet ajout *a posteriori*.

Une autre différence entre la roue de Noble et la structure obtenue dans nos travaux est la catégorie de *végétal sec*, sous la dénomination d'*herbe séchée* dans notre cas. En effet, la composition de la catégorie est exactement identique (*foin, thé et tabac*) mais elle n'appartient pas à la même famille. Dans notre structure, le *végétal sec/herbe séchée* est imbriqué dans la famille des notes de *grillé* alors qu'elle se rapporte au *végétal* dans le cas de la roue de Noble. Par ailleurs, il est intéressant de noter que la réattribution du terme *thé* à cette catégorie est pertinente, au regard de la littérature (Aromaster, 2010; Coulon-Leroy et al., 2017; Noble et al., 1984).

La famille *chimique* mise en évidence dans la structure est cohérente, même si elle s'avère beaucoup moins détaillée que celle proposée dans la roue de Noble, où les catégories sont plus variées et le nombre de termes associés plus important. Les catégories de *bois, terreux et animal, épice et sucré* (nommé *caramelized* dans la roue de Noble) apparaissent être pertinentes au regard de la littérature, tout comme la famille de *floral*.

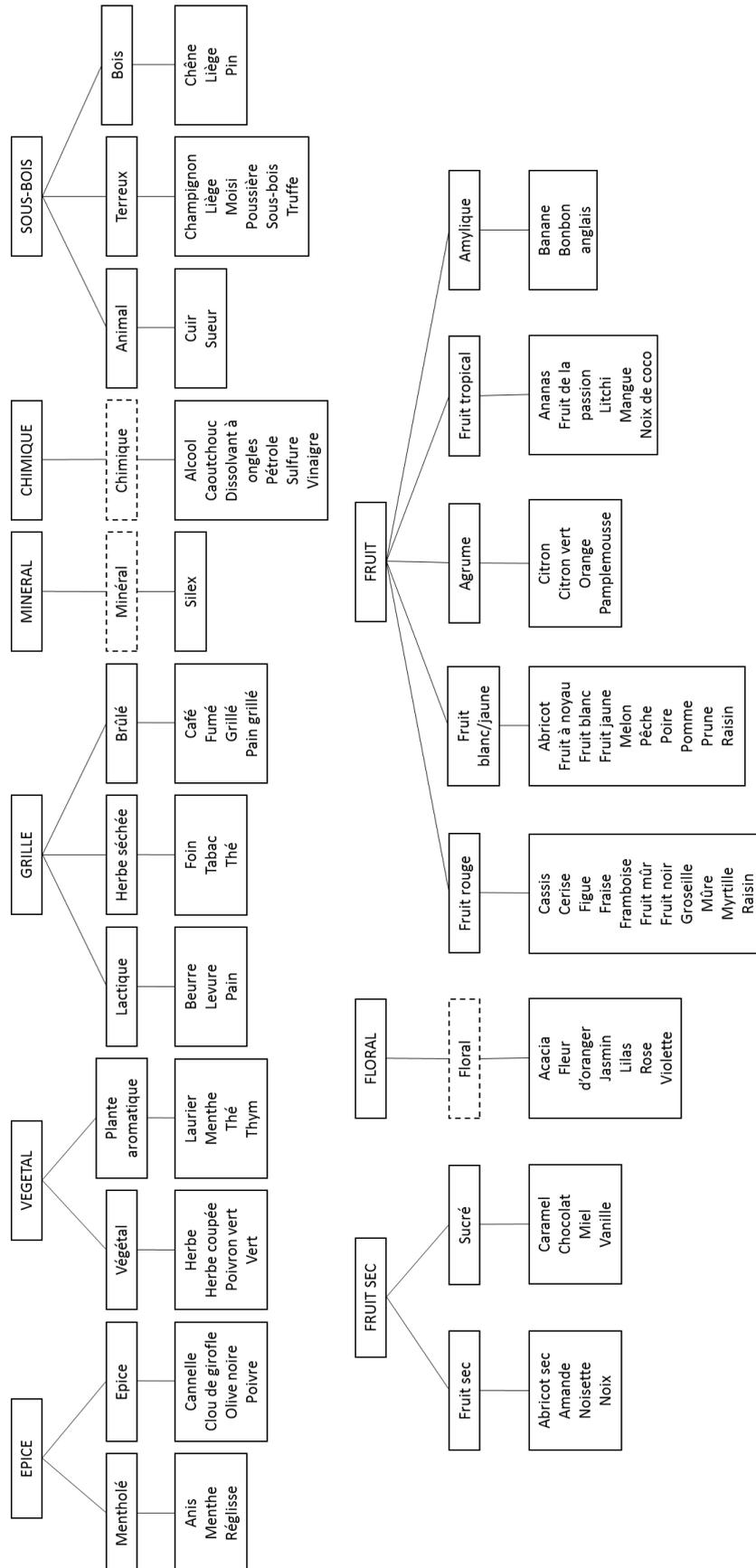


Figure 28 : Structuration hiérarchique des experts à trois niveaux (les catégories « fictives » sont représentées par des cases en pointillées)

Nous retiendrons donc que la structure obtenue est en accord avec la roue de Noble et de la littérature en général. Le niveau des catégories est particulièrement en accord avec la structure de Noble mais l'association des catégories aux familles présente davantage de différences. Ces différences peuvent s'expliquer par le fait que le lexique de base, au niveau le plus fin de la structure, n'est pas tout-à-fait identique. La sélection initiale des termes a une influence dans les regroupements qui en découlent (Kaepler & Mueller, 2013). Ces différences ne présagent en revanche pas de la supériorité d'une structure par rapport à l'autre.

L'originalité majeure de notre travail réside dans le parti pris d'avoir des termes qui peuvent appartenir à deux catégories différentes à la fois. A notre connaissance, il n'existe aucune structuration du lexique des odeurs du vin, ou de produits alimentaires en général, qui reposent sur des classes faiblement recouvrantes. Cette proposition nous paraît pertinente, au regard de la critique et remise en question de la théorie de la catégorisation Roschienne dans le contexte de la catégorisation des odeurs (Candau & Wathelet, 2011). Finalement, associer un terme d'odeur à deux catégories dans la structure du lexique, c'est prendre en compte la variabilité individuelle des sujets et considérer que les sujets n'ont pas forcément la même perception sémantique d'un terme. Du point de vue de la description sensorielle, cette structuration plus souple permet ainsi de soulager la charge cognitive des sujets et de proposer plus de degré de liberté.

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

Nous avons proposé une méthode pour structurer le lexique. Cette structuration hiérarchique a été définie à partir des données du tri libre semi-hiérarchique, limitées au segment des experts. Une telle structure est déterminée grâce à un algorithme de partitionnement d'arbre additif original. La valeur choisie pour le critère d'arrêt de l'algorithme de partitionnement conduit à des solutions avec un nombre plus ou moins grand de groupes. Cette procédure a été utilisée pour former une structure à trois niveaux de hiérarchie. Nous avons également exploité les critères de stabilité (cohésion, isolation et degré d'association) pour réattribuer des termes à plusieurs catégories ou pour les faire changer de catégories, afin de consolider notre structure hiérarchique. Finalement, nous avons utilisé la verbalisation que les sujets ont proposé lors de la tâche de tri pour nommer l'ensemble des groupements des termes d'odeur de vins de la structure.

PARTIE IV - DÉVELOPPEMENT DE LA MÉTHODE HRATA

Le profil conventionnel (Sidel, 2004) par un panel entraîné est la méthode de référence pour la description des caractéristiques sensorielles d'un produit. Mais cette méthode est longue à réaliser, coûte chère à mettre en place et nécessite un entraînement régulier du panel ; autant de contraintes qui limitent son utilisation. Dans le milieu du vin, l'évaluation par des professionnels est par conséquent souvent plébiscitée (Campo et al., 2010; Coulon-Leroy et al., 2017; Lawrence et al., 2013; Perrin et al., 2008). Plus largement, en analyse sensorielle, il y a une tendance à vouloir ouvrir les exercices de caractérisation sensorielle à des panels de sujets non-entraînés (Ares & Varela, 2017). Pour répondre à cette attente, de nouvelles méthodes de caractérisation – dites rapides – sont proposées comme les méthodes Check-All-That-Apply (CATA) ou Rate-All-That-Apply (RATA) (Ares et al., 2014; Danner, Crump, et al., 2017; Meyners et al., 2016; Vidal et al., 2018). Ces méthodes permettent d'intégrer un plus grand nombre d'attributs dans la mesure où l'évaluation se fait en sélectionnant les attributs (avec intensité ou non) et non en considérant l'évaluation de l'intensité de tous les attributs les uns après les autres. L'évaluation de l'intensité dans le RATA est généralement réalisée à l'aide d'une échelle structurée en trois ou cinq points, ce qui rend l'évaluation également plus aisée pour des panels non-entraînés, qu'une échelle linéaire, habituellement utilisée par des panels entraînés. Si ces méthodes peuvent sembler perfectibles et moins précises que le profil conventionnel, Danner et al. (2017) ont montré que la méthode RATA, appliquée à des vins, permet d'obtenir par un panel de consommateur naïfs des résultats proches d'un profil conventionnel obtenu avec un panel entraîné. Cela justifie l'intérêt compte tenu des contraintes liées à un panel entraîné précisées précédemment.

Nous avons également montré, dans les parties précédentes, qu'un lexique olfactif peut être structuré pour différencier des termes de description généraux et termes spécifiques. La proposition est ici de coupler structure hiérarchique pour des attributs aromatiques et méthode RATA, en une nouvelle méthode que nous appelons Hierarchical-Rate-All-That-Apply (HRATA). Pour cela, nous mobilisons la hiérarchie à trois niveaux, présentée précédemment (Figure 28, Partie III-3). L'originalité de cette méthode repose sur le fait de proposer aux sujets de sélectionner soit un (ou des) attribut(s) général(aux), soit un (ou des) attribut(s) spécifique(s), en fonction de leur sensibilité. La structure

hiérarchique est ainsi exploitée au moment de l'acquisition des données. Elle est également utilisée au moment du traitement des données. En effet, les attributs ne sont pas considérés comme des entités indépendantes mais ayant des relations hiérarchiques entre eux, par l'intermédiaire des groupements d'odeurs imbriquées en familles/catégories/termes. Rappelons au préalable que nous qualifions de *familles*, les groupements d'attributs du niveau hiérarchique le plus général, de *catégories*, les groupements d'attributs du niveau inférieur et de *termes* les attributs les plus spécifiques.

Pour cela, nous présentons dans un premier chapitre l'implémentation de la hiérarchie dans une interface FIZZ®. Dans un second temps, nous définissons la méthodologie de notation HRATA. Ce deuxième chapitre introduit également les traitements de données associés. En complément, nous détaillons la méthodologie appliquée en parallèle du HRATA, qui nous a permis de comparer notre méthodologie hiérarchique au profil conventionnel classiquement utilisé. Finalement, le dernier chapitre présente les résultats que nous obtenons, au regard des résultats de description sensorielle des vins selon la méthode HRATA ou un profil sensoriel classique. L'évaluation de l'approche HRATA est également réalisée en considérant l'appréciation des sujets vis-à-vis de la méthodologie.

Chapitre IV - 1 Développement de l'interface pour l'outil d'acquisition de la méthode HRATA

Tout d'abord, nous avons cherché à définir une interface ergonomique et intuitive pour représenter aux sujets les relations hiérarchiques entre attributs et leur permettre d'évaluer les différents attributs quels que soient leur niveau dans la hiérarchie. En pratique, l'interface doit permettre aux sujets de sélectionner n'importe quel attribut dans la hiérarchie, qu'il soit spécifique ou général, c'est-à-dire soit une famille, soit une catégorie, soit un terme, et de lui attribuer une note d'intensité.

Une interface prototype, développée à l'aide du logiciel FIZZ, logiciel spécialisé dans la conception et la gestion d'analyse sensorielle (Biosystèmes®, 1990) a été réalisée en mobilisant l'élément « Profil hiérarchique » de FIZZ. En partant des différentes options offertes par le logiciel une étude a été mise en place pour valider l'ergonomie la plus favorable pour les évaluateurs.

Avant de déployer l'interface dans le cadre d'une évaluation, son utilisabilité a été testée au préalable. L'utilisabilité est définie par la norme ISO 9241-11 comme « *le degré selon lequel un produit peut être utilisé, par des utilisateurs identifiés, pour atteindre des buts définis avec efficacité, efficacité et satisfaction, dans un contexte d'utilisation spécifié* » (Organisation internationale de normalisation (ISO), 1998). Pour l'évaluer, nous nous sommes inspirés des méthodes de « User Experience » (Lallemand & Gronier, 2015) qui consistent à prendre en compte l'expérience utilisateur pour le développement de systèmes. Sur cette base, nous avons comparé trois déclinaisons de l'interface de profil hiérarchique, dans le cadre d'une description olfactive de vins. Nous avons évalué leur appréciation générale et leur facilité d'utilisation.

IV-1.1 Matériel et méthodes

IV-1.1.1 Le profil hiérarchique dans FIZZ

Le module profil hiérarchique de FIZZ est utilisé comme interface. Celle-ci est présentée sous forme d'onglets hiérarchiques, comme dans la Figure 29, avec en haut des onglets symbolisant des groupements de termes d'odeurs (dans l'exemple, des catégories). Puis, les attributs au sein de la catégorie s'affichent dans la fenêtre en cliquant sur l'onglet. Dans l'exemple de la Figure 29, la *catégorie A* comporte cinq attributs dans la fenêtre, numérotés de 1 à 5. Lorsqu'un attribut est sélectionné, l'échelle d'intensité s'affiche et permet d'attribuer une note d'intensité au produit pour cet attribut.



Figure 29 : Présentation de l'interface sous forme d'onglets du profil hiérarchique de FIZZ

Si dans la programmation FIZZ, il est possible de sélectionner un attribut dans la fenêtre pour lui attribuer une note d'intensité, il est cependant impossible de présenter une échelle de notation pour une catégorie (c'est-à-dire un onglet). Or, dans la méthode HRATA, le sujet doit pouvoir évaluer la famille, la catégorie et/ou le terme. Nous devons donc réfléchir à la manière d'inclure les attributs catégories et familles dans la fenêtre, et pas seulement au niveau des onglets.

IV-1.1.2 Comparaison de trois déclinaisons de l'interface pour la description des odeurs du vin

L'interface est déclinée en trois possibilités, en faisant varier l'affichage des catégories et familles pour permettre leur évaluation et identifier l'interface la plus naturelle pour la notation. Pour les trois déclinaisons, le niveau famille apparaît en onglets en haut de l'interface. En cliquant sur un onglet, le détail apparaît. Seule l'organisation des catégories et des termes varie d'une interface à l'autre.

❖ Présentation des trois déclinaisons interfaces testées

Dans l'interface A (Figure 30), une première rangée d'onglets propose l'évaluation de l'attribut de la famille (*fruité* dans l'exemple de la Figure 30) alors que les onglets adjacents correspondent aux catégories. Dans chacune des fenêtres catégories, le nom correspondant à la catégorie (*agrume* dans le cas de l'exemple de la Figure 30) est rappelé en majuscule dans la fenêtre et les termes sont listés dessous.



Figure 30 : Interface A testée

Dans l'interface B (Figure 31), les familles associées aux onglets sont également constamment affichées sur le côté gauche de l'interface. Lorsqu'un onglet famille est choisi (*fruité* dans le cas de l'exemple en Figure 31), l'ensemble des catégories de cette famille apparaît également en onglets et s'affiche aussi à côté de la fenêtre des familles. Les termes spécifiques appartenant à une catégorie choisie (*agrume* dans le cas de l'exemple en Figure 31) sont listés dans la fenêtre la plus à droite.



Figure 31 : Interface B testée

Enfin, l'interface C (Figure 32) est analogue à l'interface A, à l'exception des attributs de la famille et des catégories de la famille qui sont contenus dans la fenêtre du sous-onglet *Général* alors que les attributs spécifiques apparaissent dans la fenêtre de l'onglet *Attributs*.



Figure 32 : Interface C testée

❖ Protocole de comparaison des trois interfaces

Huit sujets ont participé à ce test de comparaison des interfaces, en décrivant les odeurs de trois vins (un vin par interface). Ce test a été réalisé en interne, par des membres du laboratoire INRAE GRAPPE, avec des personnes ayant des connaissances dans le vin et/ou en analyse sensorielle. La présentation des interfaces et des vins a été randomisée.

L'utilisabilité de chaque déclinaison d'interface a été évaluée par l'intermédiaire d'un questionnaire. Il existe de nombreux questionnaires pour évaluer l'utilisabilité d'un programme et plus largement de l'utilisation d'un produit ou d'un système (Assila & Ezzedine, 2016). Ces différents questionnaires permettent généralement de répondre à des problématiques différentes et dépendent également de

la nature du système à tester. D'un point de vue pratique, ces questionnaires varient également par le nombre de questions et leur complexité. Un questionnaire fréquemment utilisé est le questionnaire System Usability Scale (SUS), développé par Brooke (1996), facile et simple à utiliser pour évaluer rapidement l'utilisabilité d'un système (Bangor et al., 2008; Tullis & Stetson, 2004). Même si ce questionnaire compte parmi les questionnaires d'utilisabilité les plus simples, il reste néanmoins davantage adapté à l'analyse de système entier (comme un site Internet) plutôt qu'à l'évaluation d'une interface comme dans notre cas.

Nous avons donc privilégié l'UPScale (Usability Perception Scale) (Karlin & Ford, 2013), déclinée à partir du questionnaire SUS. Ce questionnaire comprend à la fois des questions liées à la facilité d'utilisation (complexité, interprétabilité et facilité d'apprentissage) et à l'engagement (pertinence, intention d'utilisation). Seules les quatre questions de facilité d'utilisation ont été retenues pour répondre spécifiquement à notre problématique. Ces questions tirées de l'UPScale ainsi que leurs traductions sont présentées dans le Tableau 19.

Tableau 19 : Questions de facilité d'utilisation de l'UPScale et traduction utilisée pour évaluer les interfaces

Questions en anglais	Traductions françaises utilisées
I am able to get the information I need easily	Je suis capable de trouver facilement les attributs dont j'ai besoin
I think the image is difficult to understand	Je pense que l'interface est difficile à comprendre
I feel very confident interpreting the information in this image	Je me sens très confiant dans la navigation au sein de cette interface
A person would need to learn a lot in order to understand this image	L'utilisation de l'interface nécessiterait une phase d'apprentissage

Chaque sujet a donc évalué chacune des interfaces sur ces quatre items, à l'aide d'une échelle de Likert en 5 points, allant de *Pas du tout d'accord* à *Tout à fait d'accord*. Les scores moyens des huit sujets pour chaque item sont comparés entre les trois déclinaisons de l'interface. A la fin de l'évaluation, chaque sujet a sélectionné la déclinaison qu'il a préféré.

A l'issue de l'évaluation, les huit sujets ont été regroupés pour discuter collectivement de l'utilisation de l'interface. Nous avons, plus particulièrement cherché à connaître leur appréciation des interfaces et à comprendre la manière dont ils les ont appréhendées.

IV-1.2 Résultats de la comparaison des trois déclinaisons interfaces

De façon globale, aucun sujet n'a eu de problème pour sélectionner l'attribut, l'évaluer, le modifier ou le supprimer.

Les scores moyens des quatre questions de l'UPScale sont présentés dans le Tableau 20. Pour la première question, concernant la facilité à trouver facilement les attributs, l'interface B semble obtenir un meilleur score. Cela peut notamment s'expliquer par le fait que cette interface propose un plus grand nombre d'attributs visibles de façon simultanée dans la mesure où les familles et les catégories de la famille sélectionnées restent visibles dans la fenêtre de gauche, contrairement aux interfaces A et C. De même, l'interface B semble également être la moins difficile à comprendre. En revanche, l'interface A semble être l'interface procurant le plus un sentiment de confiance dans la navigation et donc celle nécessitant la phase d'apprentissage la moins longue.

Tableau 20 : Résultats des quatre items du questionnaire UPScale (moyenne) et préférence (%) pour les trois interfaces

	Interface A	Interface B	Interface C
Je suis capable de trouver facilement les attributs dont j'ai besoin (<i>moyenne</i>)	1.8	3.5	2.1
Je pense que l'interface est difficile à comprendre (<i>moyenne</i>)	4.3	3.3	3.9
Je me sens très confiant dans la navigation au sein de cette interface (<i>moyenne</i>)	4.5	2.8	3.5
L'utilisation de cette interface nécessiterait une phase d'apprentissage (<i>moyenne</i>)	2.6	3.8	2.8
Préférence (%)	50	12	37

Si nous nous intéressons à la dernière question posée, c'est-à-dire à la préférence pour une des interfaces, l'interface A est davantage préférée, avec quatre personnes qui l'ont sélectionnée, l'interface C a été préférée par trois sujets et pour finir, l'interface B a été préférée par un seul sujet.

L'ensemble de ces résultats ne semble donc pas montrer un net avantage pour l'une des interfaces. La discussion menée à la fin de ce test a cependant apporté des informations plus riches.

La préférence pour les interfaces A et C a été confirmée au fil de la discussion, avec des aspects positifs pour chacune de ces interfaces. Plus particulièrement, les sujets ont apprécié le fait d'avoir un sous-onglet dédié à l'évaluation des catégories et des familles, dans l'interface C. Mais ils ont regretté le fait que cela nécessite l'ouverture de trois onglets pour noter un terme (par exemple, *Fruité* > *Attributs* >

Agrume, pour noter l'attribut *citron*), d'où l'intérêt pour l'interface A ne présentant pas cet inconvénient.

Un mélange entre ces deux interfaces A et C a donc été proposé. La solution est présentée en Figure 33. Pour chaque onglet *Famille*, il y a un onglet *Général* où la famille et les catégories de la famille sont listées dans la fenêtre, puis des onglets pour chaque catégorie de la famille. Au sein de chaque fenêtre d'onglet, les termes de la catégorie sont listés.



Figure 33 : Interface finale pour la description des odeurs du vin par la méthode hiérarchique

Les sujets ont déclaré que la première interface qui leur a été présentée a peut-être été sous-évaluée car ils ont dû prendre du temps pour s'habituer à naviguer entre les onglets et pour prendre connaissance du contenu des catégories et des familles. Pour faciliter la prise en main du contenu de la hiérarchie, il a donc été décidé de fournir aux sujets une feuille A4, contenant la hiérarchie. Cela leur permet de s'y référer à n'importe quel moment et de ne pas « perdre » de temps à étudier tous les onglets avant de commencer la description.

Au-delà de la sélection d'une déclinaison d'interface, cette discussion a permis de mieux comprendre la manière dont les sujets ont abordé l'exercice d'évaluation de vins par l'intermédiaire d'une interface avec des attributs présentés de façon hiérarchique. L'une des questions à laquelle nous souhaitions répondre était de savoir si les sujets notent l'attribut spécifique, mais aussi la catégorie (ou famille) auquel l'attribut spécifique appartient. Concrètement, si un sujet note *framboise* est-ce qu'il note aussi *fruit rouge* ou *fruit* ? Il est ressorti de la discussion (à l'exception d'un sujet) que si le sujet a senti une odeur bien spécifique, alors il a noté le terme spécifique. Si au contraire, il n'a pas pu identifier un terme spécifique, il a évalué la catégorie ou la famille. Aucun sujet n'a décidé de noter que des termes ou que des catégories ou uniquement des familles. Leur choix a été fait en fonction de la précision de leurs sensations olfactives pour chaque vin. C'est bien le but de la hiérarchie : laisser la liberté aux sujets de noter un attribut spécifique ou plus général, en fonction de leur sensibilité.

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

Nous avons utilisé le logiciel FIZZ comme outil d'acquisition pour la méthode hiérarchique. Nous avons comparé l'utilisabilité de trois déclinaisons d'interfaces. Cela a permis de concevoir l'interface finale et d'obtenir des informations sur la manière dont les sujets évaluent les groupements d'odeurs et/ou les attributs dans ces groupements.

Chapitre IV - 2 Matériel et méthodes

Ce chapitre présente la manière dont nous avons implémenté la méthode HRATA auprès d'un public de sujets non-avertis et l'avons comparé à un profil conventionnel par un panel entraîné. Les traitements statistiques utilisés pour le traitement des données HRATA font l'objet d'une attention particulière en adaptant les traitements de données RATA (Meyners et al., 2016) aux spécificités du jeu de données issu d'un HRATA. En effet, contrairement à des données RATA classiques, notre jeu de données présente deux particularités majeures : (1) il est composé d'un grand nombre d'attributs (118 en comptant les termes, les catégories et les familles) et en conséquence, (2) de nombreux attributs ne sont pas sélectionnés. Notre jeu de données possède donc davantage de données non-évaluées que ce qui est usuellement rencontré avec des données RATA.

A des fins de comparaison, le même panel de sujets, non-entraînés, a réalisé la tâche HRATA et un profil conventionnel classique. Le but n'est pas de comparer les descriptions sensorielles obtenues avec chacune de ces approches mais d'évaluer l'appréciation des sujets et la difficulté ressentie pour réaliser les tâches d'évaluation sensorielle. En termes de comparaison de la caractérisation sensorielle des produits, *sensu stricto*, un profil conventionnel a été réalisé par le panel entraîné du Centre du Rosé à Vidauban. Ce profil sert de méthode de référence, et permet ainsi de discuter la pertinence des résultats de caractérisation obtenus avec le panel de sujets non-entraînés par la méthode HRATA.

Seule la description olfactive directe (ortho-nasale) a été réalisée pour les produits présentés. Ce choix est justifié par la volonté de limiter la fatigue sensorielle des sujets. La description des arômes par voie rétro-nasale n'est en effet pas nécessaire dans le cadre de nos travaux, le but n'étant pas de caractériser les produits de manière exhaustive mais de tester la méthode.

IV-2.1 Produits

Cinq vins rosés du millésime 2019 ont été sélectionnés, en se basant sur l'expertise du laboratoire INRAE GRAPPE et du Centre du Rosé, de sorte à présenter une large gamme de notes aromatiques. Parmi ces cinq vins, un même vin a été doublé parmi les échantillons présentés pour s'assurer de la répétabilité de la description entre les deux vins. Ces vins sont par la suite indexés de A à E avec le vin présenté en double, indexé par E et E*.

Pour chaque type d'épreuve sensorielle (HRATA et profils conventionnels), les vins ont été présentés de façon monadique séquentielle avec un ordre de présentation respectant un plan carré latin de Williams pour contrôler les effets d'ordre et de report. Les vins ont été servis dans des verres noirs (4

cL par verre de vin), afin que la couleur n'influence par la caractérisation olfactive des sujets et les vins ont été identifiés par un code à trois chiffres. L'acquisition des données a été réalisée dans des cabines sensorielles, conformes aux normes ISO, sous lumière blanche.

IV-2.2 Profil conventionnel par le panel entraîné

Un profil conventionnel a été réalisé par le panel entraîné du Centre du Rosé comme méthode de référence pour tester la validité de la caractérisation olfactive des vins obtenues par le HRATA. Ce panel est composé de 13 juges entraînés (6 femmes et 7 hommes) de 35 à 65 ans, spécialisé dans la description de vins rosés. Pour cela, les panélistes reçoivent depuis, minimum trois ans, des entraînements réguliers sur les senteurs et arômes des vins rosés. En plus de cet entraînement général, ils ont réalisé deux séances d'1h45 spécifiques aux vins rosés de cette étude. Selon la méthode décrite dans la norme ISO 13299:2003, et après discussions ultérieures entre les juges, un vocabulaire consensuel de 15 attributs olfactifs pour décrire les vins rosés a été généré (Tableau 21).

Tableau 21 : Liste des attributs du profil conventionnel

Fleurs fraîches	Fruits jaunes et blancs	Epices/Aromates
Confiserie	Fruits/Fleurs/Végétaux secs	Empyreumatique/Lacté/Boisé
Fruits agrumes	Fruits mûrs/compotés/confits	Animal
Fruits exotiques	Végétal frais	Minéral
Fruits rouges et noirs	Champignon	Défauts

La caractérisation a été réalisée en deux séances. Pour chaque séance, les six échantillons de vin (cinq vins dont un vin répété) ont été randomisés. Les attributs ont été évalués par l'intermédiaire d'une échelle continue, transformée en notation de 0 à 10. Les données ont été collectées grâce au logiciel FIZZ (Biosystèmes®, 1990).

IV-2.3 HRATA et profil conventionnel par le panel non-entraîné averti

IV-2.3.1 Panel averti non-entraîné

66 sujets ont été recrutés pour la description olfactive de vins. Le panel est composé de 41 consommateurs de vin, 13 étudiants en viticulture et œnologie et 12 professionnels du milieu viticole. Un niveau d'expertise minimum a été requis pour le recrutement de ces sujets. Plus précisément, les sujets ont rempli le questionnaire d'expertise présenté dans ce manuscrit (ANNEXE C). Les sujets ayant

une note de connaissance objective supérieure ou égale à 8/14 ont été retenus. Ce seuil de 8 a été sélectionné car il correspond à la note minimale du segment des sujets confirmés (section III-1.3). Le but est ainsi d'inclure des sujets non-entraînés mais ayant néanmoins une connaissance avérée du vin. Le Tableau 22 présente les caractéristiques socio-démographiques des sujets ayant pris part à l'expérimentation.

Tableau 22 : Tableau des fréquences de sexe, âge et profession du panel (n=66)

Caractéristiques	Modalités	Fréquence (%) du panel
Sexe	Femme	48%
	Homme	52%
Age	Moins de 40 ans	50%
	Entre 40 et 60 ans	38%
	Plus de 60 ans	12%
Activité professionnelle	Etudiant	21%
	Retraité	17%
	Sans emploi	9%
	Ouvrier et employé	26%
	Manager et cadre	24%
	Artisan	0%
	Agriculteur	3%

IV-2.3.2 Procédure expérimentale

Les six échantillons (cinq vins dont un répété) sont caractérisés par le panel de sujets non-entraînés à la fois avec la méthode HRATA et avec un profil conventionnel. Le Tableau 23 et le Tableau 24 résument le protocole expérimental complet défini pour les consommateurs d'une part et les professionnels ainsi que les étudiants d'autre part.

A l'issue de la phase de caractérisation olfactive des produits, l'appréciation de chaque sujet, vis-à-vis de la réalisation des deux méthodes mise en œuvre, est demandée.

Pour des raisons de disponibilité, de fatigue et de saturation sensorielle, les 41 consommateurs de vin (premier groupe de sujets non-entraînés) ont réalisé l'évaluation de ces deux méthodes en deux séances. L'ordre des méthodes a été randomisé de manière à limiter un éventuel effet d'ordre. Comme précisé précédemment, les produits ont été randomisés au sein d'une séance et entre chaque évaluation olfactive d'un vin, un temporisateur de 1 minute a été imposé aux sujets.

Tableau 23 : Procédure expérimentale pour les consommateurs du panel non-entraîné

	Déroulé de la séance pour les consommateurs	
	Séance 1	Séance 2
Caractérisation olfactive	50% des consos : Méthode HRATA 6 vins randomisés 50% des consos : Méthode profil conventionnel 6 vins randomisés	50% des consos : Méthode profil conventionnel 6 vins randomisés 50% des consos : Méthode HRATA 6 vins randomisés
Questionnaire	Appréciation générale de la méthode Difficulté de la méthode	Appréciation générale de la méthode Difficulté de la méthode
Préférence	/	Quelle méthode avez-vous préférée ?

Tableau 24 : Procédure expérimentale pour les professionnels et les étudiants du panel non-entraîné

	Déroulé de la séance pour les professionnels et étudiants
Caractérisation olfactive par une première méthode	50% des sujets : Méthode HRATA – 6 vins randomisés 50% des sujets : Méthode profil conventionnel – 6 vins randomisés
Questionnaire	Appréciation générale de la méthode Difficulté de la méthode
Caractérisation olfactive par une deuxième méthode	50% des sujets : Méthode profil conventionnel – 6 vins randomisés 50% des sujets : Méthode HRATA – 6 vins randomisés
Questionnaire	Appréciation générale de la méthode Difficulté de la méthode
Préférence	Quelle méthode avez-vous préférée ?

Concernant le deuxième groupe de sujets non-entraînés, composé d'étudiants en viticulture et en œnologie et de professionnels, il a été décidé de ne faire qu'une seule séance. En effet, les étudiants comme les professionnels sont habitués à réaliser des dégustations de vins et nous les avons donc estimé capables d'évaluer 12 vins dans la même séance. De plus, les professionnels sont généralement peu disponibles, ce qui encourage à limiter le nombre de séances de dégustation. Comme pour les consommateurs, les produits ont été randomisés au sein d'une méthode et l'ordre des méthodes aléatoire pour chaque sujet. Ici, un temporisateur de 30 secondes entre la dégustation de deux échantillons différents a été imposé.

IV-2.3.3 Méthode HRATA

Les sujets ont eu pour instruction de décrire l'odeur de chaque vin en cliquant sur les différents attributs de la structuration hiérarchique (Figure 24) puis en leur attribuant une note d'intensité sur une échelle en trois points (*Faible*, *Moyen* et *Intense*). Nous avons opté pour une évaluation de l'intensité en trois points, plutôt qu'en cinq, pour simplifier l'évaluation et réduire la charge cognitive des sujets. Pour l'évaluation, les sujets ont utilisé l'interface FIZZ présentée dans le chapitre précédent (Chapitre IV - 1 , Figure 33).

Lors de l'expérimentation, les instructions précises qui leur ont été présentées sont les suivantes :

« Pour sélectionner les odeurs, vous pouvez naviguer au sein d'onglets, organisés par famille d'odeurs pour choisir l'odeur que vous sentez.

Ainsi, vous pouvez sélectionner des odeurs de façon précise ou sélectionner une famille d'odeurs plus générale.

Pour vous aider à vous guider, l'ensemble des odeurs et la manière dont elles sont organisées à l'écran vous est présenté sur la feuille A4 devant vous.

Au fur et à mesure de votre sélection, les odeurs que vous avez choisies s'afficheront sur le côté de l'écran. Il est également possible de modifier votre notation en re cliquant sur l'odeur. »

IV-2.3.4 Profil conventionnel avec panel avertis non entraînés

Les sujets ont réalisé ce profil sur la base des 15 attributs générés par le panel entraîné du Centre du Rosé (Tableau 21) par l'intermédiaire d'une échelle continue, transformée en notation de 0 à 10, pour être conforme à la notation effectuée par le panel entraîné. Les sujets du panel non-entraîné n'ont reçu aucun entraînement pour ces attributs. Les données ont été collectées grâce au logiciel FIZZ (Biosystèmes®, 1990).

IV-2.3.5 Evaluation de l'utilisation des méthodes

A l'issue de l'évaluation avec chacune des deux méthodes, les sujets ont répondu aux deux questions suivantes pour connaître leur appréciation de la méthode de notation employée :

- (1) *Globalement, avez-vous apprécié cette méthode pour décrire les odeurs du vin ?* Réponse sur une échelle en 9 points de *Extrêmement désagréable* à *Extrêmement agréable* ;
- (2) *Avez-vous trouvé cette méthode facile à utiliser pour décrire les odeurs du vin ?* Réponse sur une échelle en 5 points de *Extrêmement facile* à *Pas du tout facile*.

Pour chacune de ces questions, des zones de commentaires libres ont permis au sujet d'indiquer librement les raisons pour lesquelles il avait apprécié ou non la méthode.

Pour finir, une dernière question a été posée au sujet pour savoir quelle méthode il avait préféré. De nouveau, une zone de commentaires libres leur a permis d'exprimer plus en détail leur préférence.

IV-2.4 Codage des données HRATA

La spécificité des données issues de la méthode HRATA nécessite la mise en place d'une stratégie de traitements statistiques particulière. Pour cela, une première phase de codage est mise en place pour intégrer les informations issues de la hiérarchie en agréant les informations des niveaux hiérarchiques inférieurs aux niveaux hiérarchiques supérieurs. Le fait que le jeu de données présente un grand nombre d'attributs à évaluer, générant des matrices avec beaucoup de données non-évaluées est également discuté.

IV-2.4.1 Intégration de la hiérarchie

L'acquisition des données HRATA permet d'obtenir un tableau *attribut* \times *produit* pour chaque sujet (Figure 34), avec une note d'intensité $x_{i,k}$ correspondant au produit k décrit par l'attribut i ($x_{i,k} \in \{1,2,3\}$). Si l'attribut n'est pas évalué par le sujet, alors il y a une donnée non-évaluée *NA*. Ce tableau regroupe l'ensemble des attributs qui constituent les variables, indifféremment de la nature de l'attribut, c'est-à-dire sans prise en compte de la structure hiérarchique. Les variables de ce tableau sont donc l'ensemble des termes spécifiques t (comme *citron*), des catégories c (comme *agrume*) et des familles f (comme *fruit*).

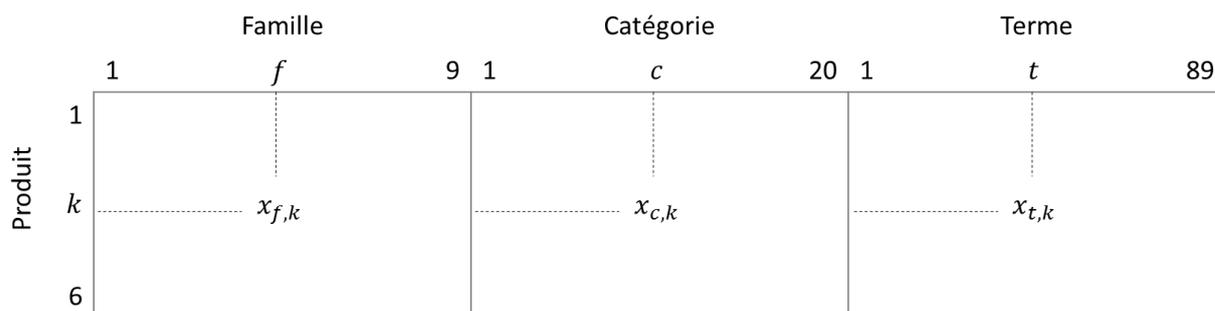


Figure 34 : Tableau de données issues de la méthode HRATA pour un sujet

Les données sont par la suite agrégées d'un niveau à l'autre de la hiérarchie. Toutes les valeurs évaluées $x_{t,k}$ des termes t sont attribuées aux catégories auxquelles ils appartiennent. Puis, toutes les valeurs évaluées $x_{c,k}$ des catégories c sont attribuées aux familles auxquelles elles appartiennent. L'idée sous-jacente est qu'évaluer un terme spécifique revient à évaluer la catégorie et de même évaluer la catégorie revient à évaluer la famille. Cette propriété s'applique naturellement si un seul terme est évalué au sein de sa catégorie (ou une seule catégorie au sein de la famille). Au contraire, lorsque plusieurs termes (catégories) sont évalués pour une même catégorie (famille), il est nécessaire de définir une règle d'agrégation des différentes valeurs.

Nous avons ainsi choisi d'appliquer la règle du maximum. De manière pratique, si plusieurs termes sont évalués au sein de la catégorie alors la note d'intensité de la catégorie correspond à la valeur maximale des intensités des termes. Il en est de même pour l'agrégation de la catégorie à la famille, comme l'expliquent les équations (13a) et (13b) ci-dessous. Par ailleurs, si un sujet note à la fois une catégorie et au moins l'un des termes qui en dépend (respectivement une famille et au moins une catégorie qui en dépend) alors la même règle est appliquée : la valeur maximale des différentes notes est prise en compte pour la catégorie (respectivement la famille).

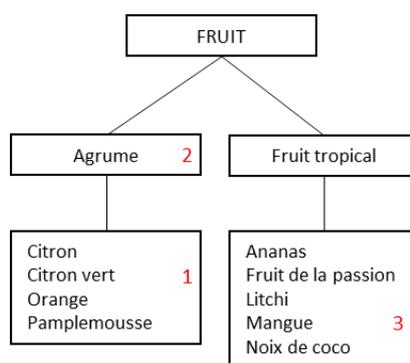
$$x_{c,k} = \max(x_{t,k}, x_{c,k}) \text{ pour tout } t \in c \quad (13a)$$

$$x_{f,k} = \max(x_{c,k}, x_{f,k}) \text{ pour tout } c \in f \quad (13b)$$

Pour illustrer la règle qui vient d'être définie, la Figure 35 présente un exemple fictif d'agrégation des valeurs d'intensité d'un niveau hiérarchique à un autre, pour un sujet donné et un échantillon de vin k . A l'issue de l'évaluation de cet échantillon, le sujet a attribué une note d'intensité de 2 pour la catégorie *agrume* et il a attribué une note de 1 au terme *citron vert* qui appartient à la catégorie *agrume*. En parallèle, dans la catégorie *fruit tropical*, il a attribué une note d'intensité égale à 3 pour le terme *mangue*.

La première étape d'agrégation permet de faire remonter l'information du terme à la catégorie. Pour la catégorie *agrume*, la valeur maximale entre la catégorie et ses termes est égale à 2, la valeur d'intensité 2 est donc conservée pour la catégorie *agrume*. En revanche, pour la catégorie *fruit tropical*, seul le terme *mangue* est noté, sa valeur d'intensité est donc reportée à la catégorie *fruit tropical*. Après agrégation, la catégorie *fruit tropical* possède donc une note d'intensité bien qu'elle n'ait pas été directement évaluée par le sujet.

Pour la deuxième étape d'agrégation, de la catégorie à la famille, la valeur maximale entre les catégories *agrume* et *fruit tropical* est égale à 2. Cette valeur est donc attribuée à la famille *fruit*.



	Famille	Catégorie		Terme								
	Fruit	Agrume	Fruit tropical	Citron	Citron vert	Orange	Pamplemousse	Ananas	Fruit de la passion	Litchi	Mangue	Noix de coco
Etape 1 Acquisition	NA	2	NA	NA	1	NA	NA	NA	NA	NA	3	NA
Etape 2 Agrégation des termes aux catégories	NA	2	3	NA	1	NA	NA	NA	NA	NA	3	NA
Etape 3 Agrégation des catégories aux familles	3	2	3	NA	1	NA	NA	NA	NA	NA	3	NA

Figure 35 : Exemple fictif d'agrégation des valeurs d'intensité d'un niveau hiérarchique à l'autre

Finalement, nous obtenons un tableau *attribut* × *produit* pour chaque sujet avec les données agrégées. L'intérêt de cette méthode d'agrégation est de faire remonter l'information des niveaux inférieurs aux niveaux supérieurs en mettant à profit la structure hiérarchique des termes d'odeurs utilisés lors de l'évaluation.

IV-2.4.2 Règle de gestion des attributs non évalués

L'approche usuelle adoptée pour traiter des données RATA consiste à imputer les attributs non évalués par une valeur de 0 (Ares et al., 2018; Danner, Crump, et al., 2017; Meyners et al., 2016; Oppermann et al., 2017; Vidal et al., 2018). Ce type d'imputation par une valeur 0 en RATA s'avère délicat d'un point de vue statistique dans la mesure où face à un grand nombre d'attributs non évalués,

la fréquence de valeurs nulle est vite élevée et peut biaiser les indicateurs usuels de tendance centrale et de dispersion. Ce constat est amplifié dans notre cas par rapport aux jeux de données classiques de RATA, où le nombre d'attributs à évaluer est généralement compris entre 15 et, au maximum une cinquantaine attributs (e.g. Ares et al., 2018). En comparaison, notre jeu de données est composé de 118 attributs (9 familles, 20 catégories et 89 termes). Le nombre d'attributs disponibles est donc largement plus important que la sélection des odeurs évaluées par chacun des sujets, pour chacun des vins. Le jeu de données est donc composé de beaucoup de données non-évaluées.

Nous faisons également l'hypothèse que si un attribut n'a pas été évalué par un sujet, cela ne signifie pas forcément que le sujet a considéré que cet attribut avait une intensité nulle mais simplement qu'il n'a pas souhaité le prendre en compte pour décrire l'échantillon en question, face à la quantité importante d'attributs disponibles. Partant de ce principe, une seconde règle de codage du jeu de données est définie comme suit : si un attribut n'a jamais été évalué par un sujet, quel que soit le produit considéré, alors la donnée est qualifiée de *non considérée* (NC). En revanche, si un attribut a été évalué par le sujet pour au moins l'un des produits, les données non-évaluées pour les autres produits sont considérées comme étant d'intensité nulle et donc la note non-évaluée est imputée à 0. L'objectif d'une telle règle d'imputation est de différencier parmi les attributs, ceux qui ne seraient effectivement pas perçus et donc qui devraient avoir une intensité nulle ($x_{t,k} = 0$), de ceux qui ne seraient pas pris en considération, ce qui correspond donc à une donnée non considérée ($x_{t,k} = NC$).

De manière avantageuse, une telle règle permet de plus de filtrer le tableau initial en sélectionnant uniquement les sujets ayant contribué à l'évaluation de l'attribut, c'est-à-dire ceux qui ont au moins une note non manquante pour l'un des produits. Concrètement, pour chacun des attributs, une matrice *produits x sujets* est extraite, le nombre de colonnes de cette matrice correspondant au nombre de sujets retenus. Il en découle que le nombre de sujets considéré pour chaque attribut peut varier. Dans ces matrices-attributs générées, les données non évaluées sont remplacées par des 0, comme pour le traitement classique des données RATA. Les variables sont donc transformées de variables d'intensité à trois points, en variables d'intensité en quatre points (de 0 à 3).

La Figure 36 présente un exemple fictif d'obtention des données de trois sujets et trois vins, après gestion des données non-évaluées. Par exemple, pour l'attribut *agrume*, le sujet 2 a évalué l'attribut *agrume* pour les vins B et C. De ce fait, la note d'intensité du vin A, pour le sujet 2, est égale à 0. Au contraire, le sujet 3 n'a jamais évalué l'attribut *fruit tropical* pour aucun des vins, l'attribut reste donc en donnée manquante NC. Finalement, pour l'attribut *agrume*, les données des trois sujets sont conservées. Pour l'attribut *fruit tropical*, seulement les données des sujets 1 et 2 sont conservées car

le sujet 3 n'a jamais évalué cet attribut pour aucun produit. Et seulement les données du sujet 1 sont conservées pour l'attribut *ananas* car seul ce sujet a utilisé cet attribut pour décrire l'odeur d'un vin.

Données agrégées

		Famille	Catégorie		Terme
		Fruit	Agrume	Fruit tropical	Ananas
Sujet 1	Vin A	3	2	3	NA
	Vin B	2	1	2	NA
	Vin C	1	1	NA	NA
Sujet 2	Vin A	3	NA	3	1
	Vin B	2	2	NA	NA
	Vin C	2	2	1	NA
Sujet 3	Vin A	3	3	NA	NA
	Vin B	2	2	NA	NA
	Vin C	2	2	NA	NA



Imputation des données en 0 ou NC

Données imputées

		Famille	Catégorie		
		Fruit	Agrume	Fruit tropical	Ananas
Sujet 1	Vin A	3	2	3	NC
	Vin B	2	1	2	NC
	Vin C	1	1	0	NC
Sujet 2	Vin A	3	0	3	1
	Vin B	2	2	0	0
	Vin C	2	2	1	0
Sujet 3	Vin A	3	3	NC	NC
	Vin B	2	2	NC	NC
	Vin C	2	2	NC	NC



Tableau par attribut

Données sélectionnées

Fruit	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3
Vin A	3	3	3
Vin B	2	2	2
Vin C	1	2	2

Agrume	Sujet 1	Sujet 2	Sujet 3
Vin A	2	0	3
Vin B	1	2	2
Vin C	1	2	2

Fruit tropical	Sujet 1	Sujet 2
Vin A	3	3
Vin B	2	0
Vin C	0	1

Ananas	Sujet 2
Vin A	1
Vin B	0
Vin C	0

Figure 36 : Exemple fictif d'obtention des données pour trois vins et trois sujets

IV-2.5 Traitements de données

Dans un premier temps, nous allons présenter les traitements statistiques utilisés, pour d'une part le HRATA et d'autre part le profil conventionnel. Puis, les stratégies mises en place pour comparer les résultats du HRATA et du profil conventionnel, ainsi que l'appréciation du HRATA sont présentées.

IV-2.5.1 Traitements statistiques du HRATA

❖ *Détermination des termes, catégories et familles discriminants*

Dans la plupart des articles de données RATA, le non-respect des hypothèses de normalité des données ne constitue pas un frein à l'utilisation de l'analyse de variance pour tester si un attribut est discriminant ou non. Dans leur article, Meyners et al. (2016) montrent, sur la base d'un exemple, que ce type de test s'avère robuste même lorsque les hypothèses ne sont pas vérifiées. Cependant, dû au grand nombre d'attributs proposés dans notre démarche HRATA, nous avons constaté une asymétrie très prononcée des distributions de notes pour la grande majorité des attributs de bas niveaux (termes), avec une accumulation de zéros. Cela questionne les limites de la robustesse du modèle de l'analyse de la variance.

Dans ce contexte, nous avons considéré que la fréquence d'utilisation d'un terme est un indicateur important, au même titre que l'intensité, pour déterminer l'importance de l'attribut dans la description du produit. En termes de fréquence d'utilisation, la question associée consiste à déterminer si pour un attribut donné, cette fréquence est significativement différente suivant les produits et suivant les sujets. Après recodage des données en binaire (note nulle vs note non nulle), une régression logistique est réalisée pour chacun des attributs avec le sujet et le produit comme variables indépendantes (Dobson & Barnett, 2008). Cette régression permet d'identifier les attributs discriminants ($p\text{-value} < 0,05$).

❖ *Analyse multidimensionnelle*

Une analyse descriptive multidimensionnelle permet de décrire les produits sur la base d'un ensemble de descripteurs. Pour ce faire, les données sont agrégées, pour chacun des attributs sur l'ensemble des sujets qui ont noté cet attribut. Cependant, au lieu d'utiliser la valeur de moyenne des notes, nous privilégions le score de Dravnieks (1982). Ce score est défini comme une valeur d'applicabilité du descripteur, pour prendre en compte à la fois la fréquence de sélection de l'attribut et les valeurs d'intensité collectées (Dravnieks, 1982; Vidal et al., 2018). Pour le calcul de ce score, la fréquence de sélection de l'attribut ainsi que la somme des valeurs d'intensité sont exprimées en pourcentage des valeurs maximales possibles, pour chacun des critères respectivement. La moyenne géométrique de ces deux valeurs permet ensuite d'obtenir le pourcentage d'applicabilité du descripteur.

Une ACP non-normée est réalisée sur le tableau des scores de Dravnieks, avec les 20 catégories comme variables actives, et les termes ainsi que les familles en variables illustratives.

Choisir les catégories comme variables actives se justifie en considérant ce niveau comme étant le *niveau de base*, pour reprendre le vocabulaire de la théorie roschienne (Rosch, 1973). En effet, ce sont généralement les attributs de type catégories qui sont communément utilisés dans la description sensorielle de produits, dans des profils conventionnels (voir par exemple dans King et al. (2013), Green et al. (2011), Danner et al. (2017), mais aussi la liste des attributs du Centre du Rosé en Tableau 21). Nous utilisons donc le niveau des catégories comme voie d'entrée dans la hiérarchie. Les variables illustratives permettent ensuite d'aller plus dans la précision (avec les termes) ou bien d'être plus global (avec les familles).

IV-2.5.2 Traitements statistiques du profil conventionnel du panel entraîné

Pour le profil conventionnel du panel entraîné, une analyse de variance à deux facteurs avec les produits en effet fixe et les panélistes en effet aléatoire, ainsi que leur interaction, est réalisée sur les attributs de rétro-olfaction pour identifier les attributs discriminant les produits (p -value < 0,05).

Une ACP non-normée des moyennes est réalisée sur la base des 15 attributs d'odeurs.

IV-2.5.3 Comparaison entre le HRATA et le profil conventionnel

Les attributs utilisés par le panel entraîné et ceux du HRATA ne sont pas les mêmes. Les attributs que le panel utilise habituellement ont été conservés pour ne pas perturber l'entraînement du panel du Centre du Rosé (Tableau 21). Néanmoins, il est important de noter que l'ensemble des notes aromatiques du panel entraîné sont présentes dans notre structure hiérarchique. Les équivalences entre les attributs des deux méthodes sont présentées dans le Tableau 25.

La question est de déterminer si la caractérisation fournie par la méthode HRATA est en accord avec celle du panel entraîné. Pour cela, la ressemblance globale entre les configurations des produits obtenues par le HRATA et par le profil conventionnel est évaluée au moyen du coefficient RV. La comparaison plus fine entre les résultats de caractérisation des deux méthodes est discutée sur la base du tableau d'équivalence (Tableau 25).

Tableau 25 : Equivalences entre les attributs du panel entraîné et les attributs de la structure hiérarchique

Attributs du panel entraîné	Equivalent dans la structure hiérarchique
Fleurs fraîches	Catégorie Floral
Confiserie	Catégorie Amylique
Fruits agrumes	Catégorie Agrume
Fruits exotiques	Catégorie Fruit tropical
Fruits rouges et noirs	Catégorie Fruit rouge
Fruits jaunes et blancs	Catégorie Fruit blanc/jaune
Fruits/Fleurs/végétaux secs	Catégorie Fruit sec/Catégorie Herbe séchée
Fruits mûrs/Compotés/Confits	Terme Fruit mûr
Végétal frais	Catégorie Végétal
Champignon	Terme Champignon
Epices/Aromates	Catégorie Epice/Catégorie Plante aromatique
Empyreumatique/Lacté/Boisé	Catégorie Brûlé/Catégorie Lactique/Catégorie Bois
Animal	Catégorie Animal
Minéral	Famille Minéral
Défauts	Famille Chimique

IV-2.5.4 Evaluation de l'appréciation de la méthode HRATA

Pour évaluer l'appréciation de la méthode, les sujets du panel non-entraîné ont répondu à des questions d'appréciation générale et sur la facilité de la méthode (section IV-2.3.5). Les variables d'appréciation générale sont transformées en variables quantitatives de 1 à 9 (de *Extrêmement désagréable* à *Extrêmement agréable*). Les variables correspondant à la facilité de la méthode sont transformées en variables quantitatives de 1 à 5 (de *Extrêmement facile* à *Pas du tout facile*). Un test de Student apparié est réalisé, pour chaque question, pour déterminer s'il y a des différences significatives entre les deux méthodes (p -value < 0,05). De même, un test du χ^2 est réalisé pour comparer les pourcentages de sujets ayant préférés une méthode plutôt que l'autre par rapport à leur ordre d'évaluation des deux méthodes (p -value < 0,05).

Pour finir, les commentaires libres sont analysés de manière à mieux comprendre les raisons de l'appréciation d'une méthode plutôt qu'une autre. Pour cela, l'ensemble des verbatims généré est agrégé en regroupant les points similaires soulignés par les sujets.

L'ensemble des données est analysé à l'aide du logiciel R 3.6.0. La régression logistique est réalisée à partir de la fonction *glm*. Dans la mesure où les modèles d'ANOVA incluent des effets aléatoires, la fonction *lmer*, du package *lme4* est utilisée (Bates et al., 2015). Les ACP sont réalisées à partir de la fonction *PCA*, du package *FactoMiner* (Husson et al., 2018). La fonction *chisq.test* est utilisée pour le test du χ^2 .

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

Nous avons couplé la méthode RATA et la structure hiérarchique de notre lexique dans une méthode que nous avons appelée Hierarchical-Rate-All-That-Apply. Nous avons testé cette nouvelle méthode de caractérisation olfactive sur cinq vins différents, auprès de 66 sujets ayant une connaissance avérée du vin mais non-entraînés. Ce panel inclut des consommateurs, des étudiants en viticulture-œnologie et des professionnels. Les sujets ont également réalisé un profil conventionnel dans le but principal de recueillir leur appréciation pour l'approche HRATA par rapport au profil. Pour comparer les résultats de la caractérisation olfactive des vins par la méthode HRATA, un profil conventionnel a été réalisé en parallèle par un panel entraîné.

Concernant les traitements des données issues de HRATA, nous avons pris en compte deux particularités de notre jeu de données : (1) le nombre important d'attributs proposés aux sujets et (2) le nombre important d'attributs non utilisés pour évaluer les produits. Pour cela, nous avons défini des règles d'agrégation d'un niveau hiérarchique à l'autre et des règles pour gérer les données manquantes. Enfin, les informations de fréquence d'utilisation ainsi que le niveau de notation sont prises en compte dans les traitements statistiques envisagés pour les données HRATA.

Chapitre IV - 3 Résultats et discussion

Ce chapitre présente les résultats de caractérisation obtenus à l'aide de la méthode HRATA. Une première analyse descriptive du jeu de données est réalisée, avant et après codage des données. Puis, la détermination des attributs discriminants et la représentation multidimensionnelle des produits sont discutées. Ces résultats sont alors comparés à ceux obtenus par le panel entraîné avec l'épreuve classique du profil conventionnel. Finalement, l'appréciation de la méthode HRATA par les sujets non-entraînés est présentée.

IV-3.1 Résultats HRATA

IV-3.1.1 Analyse descriptive du jeu de données

❖ *Avant agrégation de la hiérarchie*

Avant de réaliser le codage des données en intégrant la hiérarchie, nous nous intéressons aux fréquences de sélection des attributs par les sujets. La Figure 37 présente le nombre de fois où les attributs sont sélectionnés, pour les 66 sujets et les 6 produits. Les attributs sont tous sélectionnés au moins une fois. Les attributs les plus sélectionnés sont : la famille *floral* et la catégorie des *fruits blancs/jaunes* sélectionnées chacune 73 fois. Les familles *végétale*, *minérale*, les catégories *fruit rouge* et *agrume* et le terme *alcool* sont sélectionnés plus de 60 fois. Au contraire, les termes *noix*, *chocolat*, *café*, *noix de coco* et *pin* sont sélectionnés moins de 5 fois par l'ensemble des sujets pour les 6 vins.

De façon générale, une tendance se dessine : les attributs plus généraux comme les familles ou les catégories sont plus souvent sélectionnés que les termes spécifiques. Cette tendance est sensible avec les couleurs adoptées dans la Figure 37, les attributs au niveau des familles, en rouge, et les attributs au niveau des catégories, en vert, ayant les plus grandes fréquences de citation.

Ce résultat n'est pas surprenant puisque la caractérisation est réalisée par un panel non-entraîné qui ne connaît pas forcément tous les attributs ou qui n'est pas spécifiquement entraîné pour les identifier. Cela dépend également de leur sensibilité individuelle. Cependant, nous pouvons remarquer que même si les termes, plus spécifiques sont moins souvent sélectionnés, ils restent néanmoins présents dans l'évaluation des vins par les sujets.

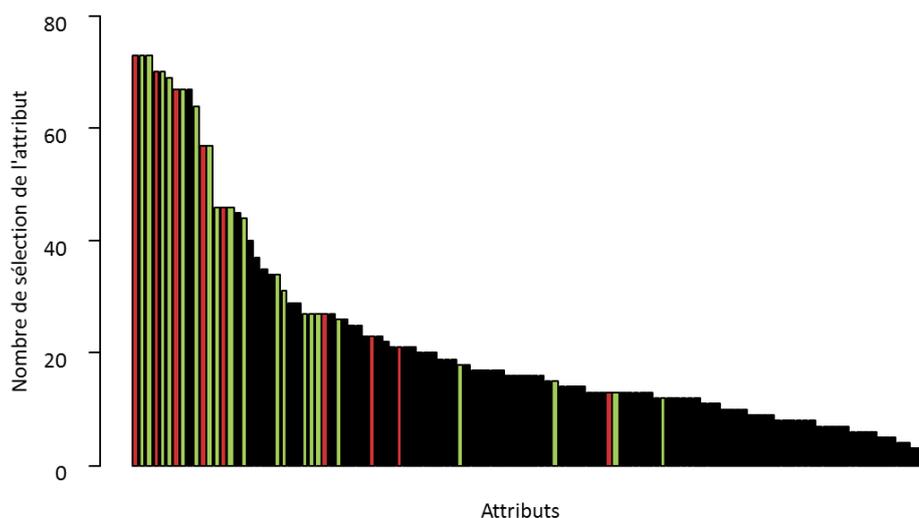


Figure 37 : Nombre de sélection des attributs pour l'ensemble des produits et des sujets (en rouge : les attributs de famille, en vert : les attributs de catégories et en noir : les attributs de termes)

Si nous nous intéressons au nombre d'attributs sélectionnés par sujet, la Figure 38 présente les boîtes à moustaches du nombre de fois où les attributs sont sélectionnés pour les 66 sujets et les 6 échantillons de vins. Le nombre d'attributs sélectionnés par sujet est très variable, de 44 attributs pour le sujet ayant noté le plus d'attributs (pour un seul produit) à un seul attribut sélectionné. De façon générale, les sujets ont sélectionné six attributs en moyenne et cinq attributs en médiane. La largeur plutôt petite de la majorité des boîtes à moustaches souligne que chaque sujet a eu tendance à sélectionner un nombre d'attributs relativement équivalent quel que soit le produit. Il y a d'un côté des sujets qui ont tendance à sélectionner beaucoup d'attributs et d'un autre côté, des sujets qui en sélectionnent peu.

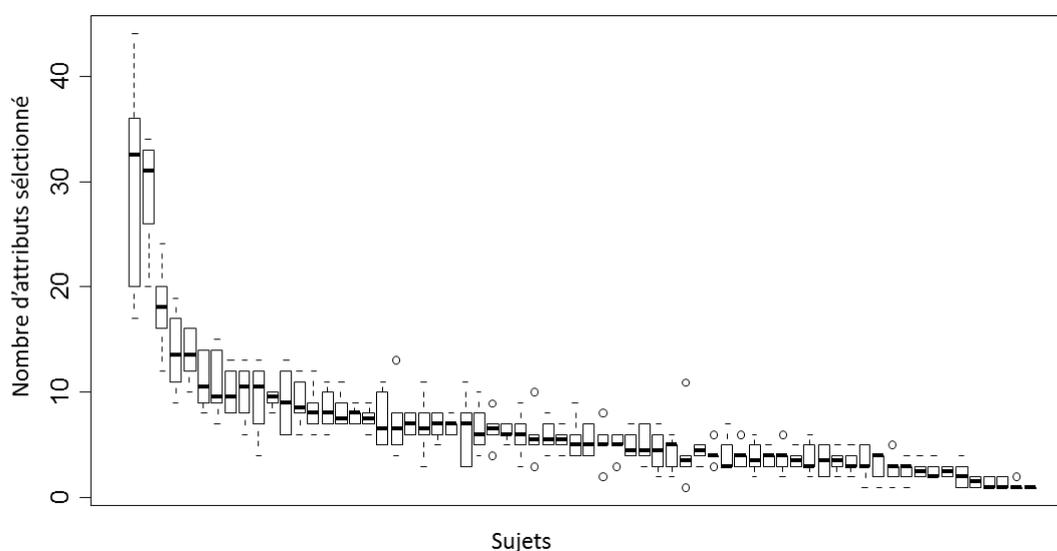


Figure 38 : Boîtes à moustache du nombre d'attributs sélectionnés par sujet pour les 6 vins

❖ *Agrégation de la hiérarchie*

Les données sont ensuite agrégées d'un niveau à l'autre, tel que décrit dans le chapitre précédent. Le Tableau 26 présente le nombre d'attributs qui ont des valeurs d'intensité non nulles avant et après agrégation hiérarchique. Seule la comparaison pour les catégories et les familles est présentée, l'agrégation ne s'appliquant pas au niveau le plus bas. Dans le cas où un nom d'attribut est présent en double (e.g. *epice*, *floral*, *végétal*), les attributs sont indexés par « _f » pour la famille, « _c » pour la catégorie et « _t » pour le terme afin de préciser le type d'attribut concerné. Cette notation vaut pour l'ensemble des résultats.

Tableau 26 : Evolution du nombre d'attributs avec une intensité non nulle entre les données avant agrégation et après agrégation hiérarchique pour les attributs de familles et de catégories

		Avant agrégation	Après agrégation
Familles	epice_f	57	133
	vegetal_f	70	142
	grille_f	23	121
	mineral_f	67	91
	chimique_f	13	117
	sous_bois_f	21	139
	fruit_sec_f	46	115
	floral_f	73	150
	fruit	27	302
Catégories	epice_c	57	103
	menthole	27	51
	vegetal_c	70	112
	plante_aromatiq	27	50
	lactique	26	59
	herbe_sechee	12	43
	brule	18	40
	mineral_c	67	91
	chimique_c	13	117
	animal	15	31
	terreux	46	82
	bois	27	44
	fruit_sec_c	46	72
	sucre	34	63
	floral_c	73	150
	fruit_rouge	69	137
	fruit_blanc_jaune	73	156
	agrumes	64	107
	fruit_tropical	44	82
	amylique	31	83

Nous pouvons voir que l'intégration de la hiérarchie augmente considérablement le nombre d'attributs auxquels sont associés une note. A titre d'exemple, l'attribut famille *fruit* passe de 27 à 302 notes

d'intensité. En effet, l'attribut *fruit* a finalement été très peu évalué par les sujets car ceux-ci ont noté leur perception sensorielle en choisissant un attribut plus précis, de catégorie ou de terme inclus dans la famille. L'agrégation des niveaux terme et catégorie à la famille *fruit* permet ainsi de faire remonter l'information de 275 notations. La différence est particulièrement flagrante pour cette famille mais pour d'autres familles (ou catégories), le saut avant et après agrégation est moindre. Par exemple, la famille *minérale* passe seulement de 67 à 91 notes d'intensité non-nulles. Cela se justifie facilement par le fait que cette famille est plus petite et est composée de seulement un terme *silex*. L'évolution avant et après intégration de la hiérarchie est bien entendu liée au nombre d'attributs qui sont inclus dans les groupements d'attributs.

❖ Gestion des attributs non-évalués

Les règles de gestion des attributs non-évalués permettent, pour chaque attribut, de retenir un sous-ensemble de sujets qui ont effectivement évalués l'attribut, pour au moins un des produits. Le nombre de sujets retenus varie donc d'un attribut à l'autre. Le Tableau 27 présente le nombre de sujets retenus par attribut, organisé par ordre décroissant. Sans surprise, du fait de l'agrégation des informations selon la hiérarchie, les attributs de familles et catégories sont évalués par un plus grand nombre de sujets. En l'occurrence, la famille *fruit* est le seul attribut à avoir été évalué par tous les sujets (66). D'autres attributs sont également évalués par une majorité de sujets comme les catégories *fruit blanc/jaune* et *fruit rouge*. Au contraire, certains attributs n'ont été utilisés que par très peu de sujets comme *noix* (pour seulement un sujet) ou *café*, *pin*, *chocolat* et *noix de coco*, utilisés par seulement trois personnes.

Nous avons mentionné précédemment le fait que les distributions des notes d'intensité sont parfois loin de respecter la forme d'une distribution de loi normale. La Figure 39 présente, à titre d'exemple, la distribution pour trois attributs évalués par un nombre de sujets très variables : l'attribut *fruit* évalué par tous les sujets (66), l'attribut *minéral* évalué par 40 sujets, et l'attribut *brûlé* évalué par 24 sujets. Pour l'attribut de niveau famille *fruit*, la fréquence des valeurs de notes d'intensité est relativement uniforme, avec tout de même un peu moins de notes d'intensité faible. En revanche, pour les deux autres attributs, nous pouvons voir une fréquence très importante des notes d'intensité égales à 0. Cela est généralisable sur l'ensemble des attributs de niveau bas (termes) avec une sur-représentation des notes d'intensité nulle. La différenciation entre 0 et NC pour les attributs non-évalués permet de réduire la fréquence des notes égales à 0 mais leur nombre reste malgré tout conséquent.

Tableau 27 : Nombre de sujets par attribut retenus dans les données

Nombre de sujets par attribut retenus dans les données							
fruit	66	brule	24	acacia	12	sous_bois_t	8
fruit_blanc_jaune	57	bonbon_anglais	22	clou_girofle	11	caramel	8
fruit_rouge	55	animal	21	olive_noire	11	poire	8
floral_f	54	silex	19	veg_menthe	11	cannelle	7
floral_c	54	fruit_blanc	19	poussiere	11	veg_the	7
epice_f	53	poivre	18	abricot_sec	11	fume	7
sous_bois_f	53	violette	18	fleur_oranger	11	grille_t	7
vegetal_f	51	cassis	18	pomme	11	pain_grille	7
chimique_f	51	fruit_jaune	18	citron_vert	11	sueur	7
chimique_c	51	banane	18	levure	10	anis	6
vegetal_c	50	vert	17	tabac	10	sec_the	6
grille_f	49	rose	17	cuir	10	caoutchouc	6
fruit_sec_f	47	herbe_coupee	16	framboise	10	petrole	6
epice_c	47	dissolvant_ongl	16	groseille	10	bois_liege	6
agrume	45	fruit_noir	16	mure	10	melon	6
mineral_f	40	citron	16	fruit_noyau	10	orange	6
mineral_c	40	poivron_vert	15	epi_menthe	9	thym	5
terreux	40	foin	14	herbe	9	ter_liege	5
fruit_tropical	40	cerise	14	chene	9	truffe	5
fruit_sec_c	37	fraise	14	miel	9	noisette	5
amylique	36	fruit_mur	14	jasmin	9	figue	5
sucre	32	litchi	14	rou_raisin	9	myrtille	5
menthole	31	sulfure	13	prune	9	laurier	4
lactique	30	lilas	13	bla_raisin	9	cafe	3
peche	29	abricot	13	ananas	9	pin	3
plante_aromatiq	27	fruit_passion	13	mangue	9	chocolat	3
bois	27	beurre	12	reglisse	8	noix_coco	3
alcool	27	vinaigre	12	pain	8	noix	1
herbe_sechee	26	amande	12	champignon	8		
pamplemousse	26	vanille	12	moisi	8		

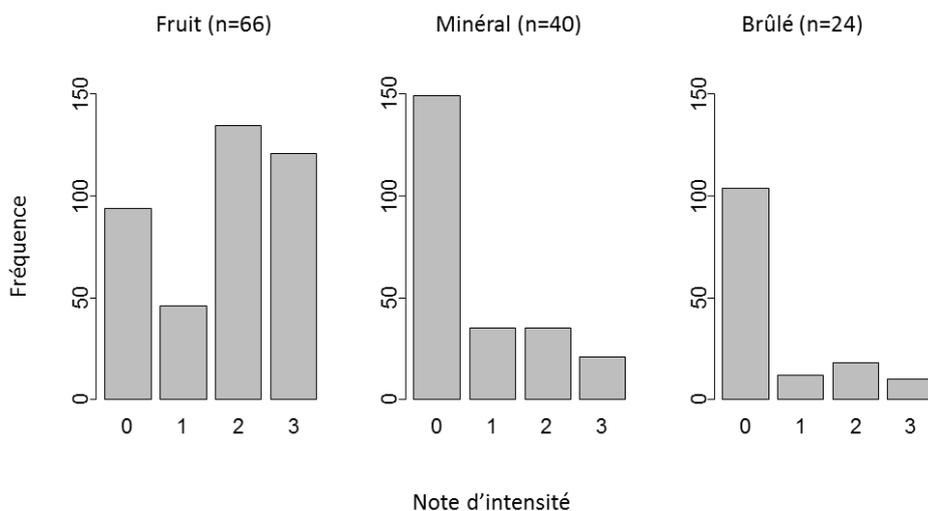


Figure 39 : Distributions des notes d'intensité des données pour les attributs fruit (famille), minéral (famille et catégorie) et brûlé (terme) (n=nombre de sujets ayant évalué l'attribut)

IV-3.1.2 Significativité des variables

Pour déterminer les attributs permettant de discriminer les produits entre eux, une régression logistique est réalisée pour prédire la réponse attribut sélectionné/non sélectionné. Le Tableau 28 présente les valeurs de p-value obtenues pour l'effet produit. Les attributs ayant une p-value inférieure à 5% sont présentés en gras. Cela inclut 5 attributs de type famille, 10 attributs de type catégorie et 24 termes.

Nous pouvons remarquer que la moitié des catégories d'odeurs permet de discriminer les produits, dans le sens où elles sont plus souvent citées pour certains produits que pour d'autres. Certains des termes de ces catégories permettent également de discriminer les produits. Par exemple, la catégorie *lactique* présente une p-value très faible alors que seul l'attribut *beurre* de la catégorie est discriminant. Au contraire, certains termes ont des p-value inférieures à 5% comme le terme *alcool* alors que sa catégorie associée (*chimique*) n'est pas discriminante, pour un seuil de 5%. Dans le cas de la catégorie *terreux* qui a une p-value pour l'effet produit inférieure à 5%, aucun des termes qui la composent ne s'avèrent être discriminants. Dans ce cas, il semble que l'association des attributs en une catégorie permette de discriminer les produits entre eux.

Tableau 28 : Valeurs des p-value de l'effet produit dans un modèle de régression logistique portant sur la probabilité d'un attribut d'être sélectionné (les attributs avec une p-value inférieures à 5% sont présentées en gras)

Familles								
epice_f	vegetal_f	grille_f	mineral_f	chimique_f	sous_bois_f	fruit_sec_f	floral_f	fruit
0,03	0,14	0,00	0,79	0,91	0,00	0,64	0,05	0,01
Catégories								
epice_c	menthole	vegetal_c	plante_aromatiq	lactique	herbe_sechee	brule		
0,00	0,02	0,37	0,37	0,00	0,61	0,02		
mineral_c	chimique_c	animal	terreux	bois	fruit_sec_c	sucre		
0,79	0,91	0,00	0,00	0,40	0,99	0,32		
floral_c	fruit_rouge	fruit_bljaune	agrumes	fruit_tropical	amylique			
0,05	0,00	0,00	0,51	0,00	0,14			
Termes								
cannelle	clou_girofle	olive_noire	poivre	anis	epi_menthe			
0,01	0,37	0,52	0,00	0,47	0,16			
reglisse	herbe	herbe_coupee	poivron_vert	vert	laurier			
0,02	0,35	0,10	0,11	0,06	0,10			
veg_menthe	thym	veg_the	beurre	levure	pain			
0,92	0,24	0,32	0,02	0,11	0,52			
foin	tabac	sec_the	cafe	fume	grille_t			
0,34	0,85	0,69	0,45	0,70	0,57			
pain_grille	silex	alcool	caoutchouc	dissolvant_ongl	petrole			
0,02	0,10	0,02	0,02	0,74	0,27			
sulfure	vinaigre	cuir	sueur	champignon	ter_liege			
0,23	0,35	0,01	0,00	0,75	0,38			
moisi	poussiere	sous_bois_t	truffe	chene	bois_liege			
0,05	0,88	0,14	0,38	0,74	0,54			
pin	abricot_sec	amande	noisette	noix	caramel			
0,16	1,00	0,71	0,24	0,00	0,11			
chocolat	miel	vanille	acacia	fleur_oranger	jasmin			
0,13	0,30	0,56	0,07	0,32	0,16			
lilas	rose	violette	cassis	cerise	figue			
0,47	0,08	0,04	0,00	0,01	0,26			
fraise	framboise	fruit_mur	fruit_noir	groseille	mure			
0,01	0,05	0,29	0,49	0,05	0,01			
myrtille	rou_raisin	abricot	fruit_noyau	fruit_blanc	fruit_jaune			
0,22	0,45	0,52	0,00	0,02	0,27			
melon	peche	poire	pomme	prune	bla_raisin			
0,29	0,03	0,08	0,02	0,54	0,72			
citron	citron_vert	orange	pamplemousse	ananas	fruit_passion			
0,73	0,62	0,94	0,06	0,00	0,50			
litchi	mangue	noix_coco	banane	bonbon_anglais				
0,01	0,10	0,16	0,53	0,27				

IV-3.1.3 Analyse en Composantes Principales (ACP)

En adoptant un point de vue multidimensionnel, et en synthétisant les données sur les sujets avec le score de Dravnieks, une ACP non normée est réalisée. Pour cette ACP, les attributs de niveau catégorie jouent le rôle de variables actives, les attributs de niveau famille et termes sont intégrés en tant que variables supplémentaires. La Figure 40 présente les résultats de l'ACP en faisant figurer uniquement les variables actives de catégories. Pour des raisons de lisibilité, les attributs discriminants à un seuil de 5% sont représentés en noir et les autres en gris.

Le vin A se démarque particulièrement sur la première dimension, qui représente plus de 60% de l'inertie. Ce vin présente des notes animales et terreuses. Les autres vins sont séparés le long de la deuxième dimension de l'ACP en fonction de notes de fruits tropicaux, de fruits blancs et jaunes qui sont corrélées positivement à la deuxième dimension. Ces notes sont caractéristiques du vin D. Les vins E et E* (correspondant au vin doublé) sont caractérisés par des notes de fruits rouges et d'épices. Les deux échantillons du même vin (E et E*) sont proches dans ce premier plan factoriel, ce qui permet de montrer une bonne cohérence dans l'évaluation olfactive du panel non-entraîné.

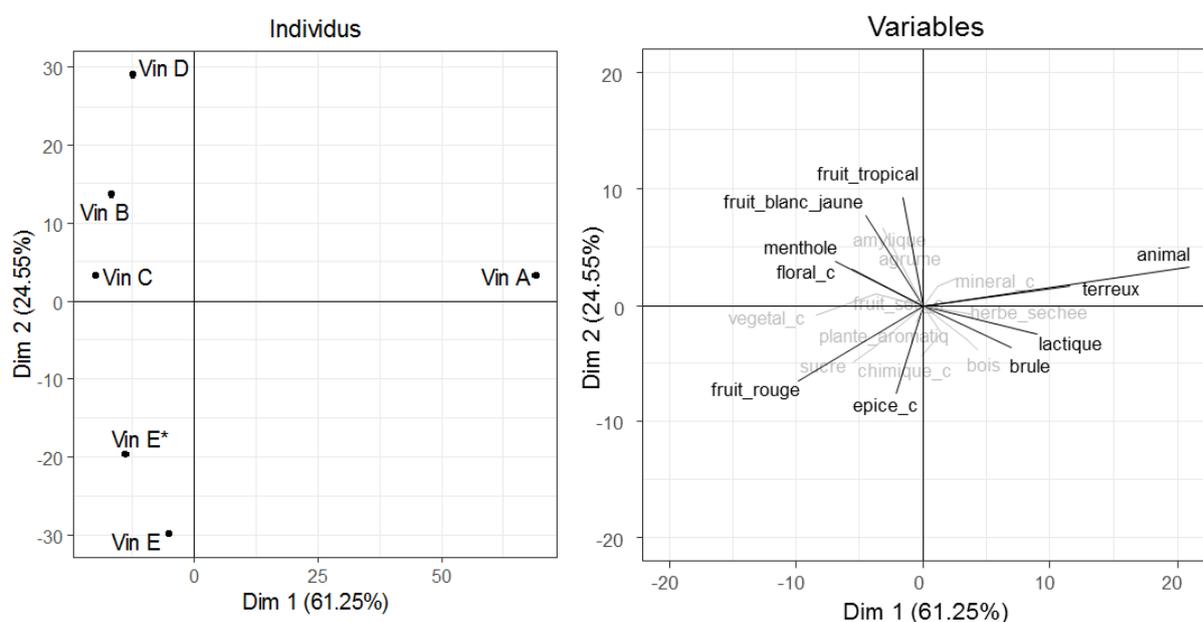


Figure 40 : Graphiques de l'ACP sur les variables actives de catégories. À gauche : le graphique des produits et à droite le graphique des variables (les attributs en gris sont les attributs non significatifs à 5%)

La Figure 41 représente les attributs discriminants (au seuil de 5%), projetés en variables supplémentaires pour les termes et familles, sur le premier plan factoriel de l'ACP. Afin d'apporter plus d'information sur les notes aromatiques, les couleurs permettent de repérer les attributs appartenant

à une même famille. Nous pouvons voir que les vins E et E* présentent des notes de *noix*. A partir de la Figure 40, nous avons pu voir que le vin D présente des notes de fruit tropical. L'ajout de l'information au niveau des termes dans la Figure 41, permet de voir que ce vin est particulièrement caractérisé par une note d'ananas.

Ainsi, la projection des termes sur le graphique de l'ACP permet de préciser les notes aromatiques spécifiques des vins. Nous allons illustrer cela en nous focalisant sur trois exemples, à savoir la catégorie *chimique*, la catégorie *floral* et la famille *fruit*.

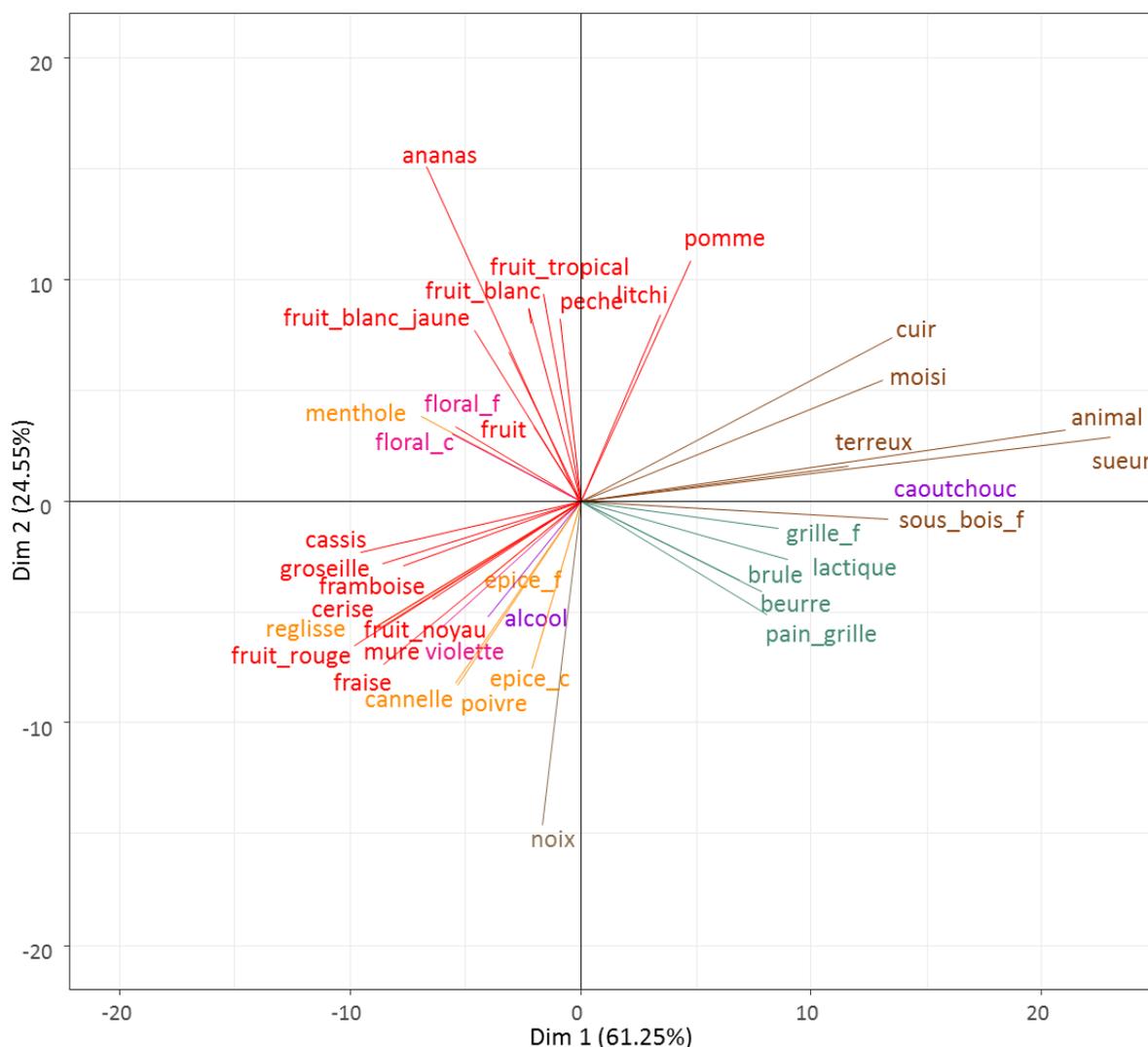


Figure 41 : Graphique de l'ACP avec les catégories en variables actives. Les attributs significatifs à plus de 5% sont représentés (familles, catégories et termes) et chaque couleur représente une famille

La catégorie *chimique* est constituée de six attributs (*alcool*, *caoutchouc*, *dissolvant à ongles*, *pétrole*, *sulfure* et *vinaigre*). Parmi ces attributs, seulement deux sont significatifs : *caoutchouc* et *alcool*.

Intéressons-nous uniquement à la projection des termes de cette catégorie sur le premier plan factoriel de l'ACP (Figure 42). Le terme *caoutchouc* est fortement corrélé à la première dimension, tandis que le terme *alcool* est corrélé négativement aux première et deuxième dimensions. Pour cette catégorie de termes, nous retiendrons que le vin A présente des notes de caoutchouc et que les vins E et E* présente des notes d'alcool. Ainsi, les deux attributs, pourtant compris dans la même catégorie d'odeurs, ne caractérisent pas les mêmes aspects sensoriels des vins. Cela montre la pertinence de décomposer certaines catégories en plusieurs attributs car cela permet également d'avoir une information complémentaire sur la note *chimique* des vins, que nous n'avons pas avec la catégorie (effet produit non significatif au niveau de la catégorie).

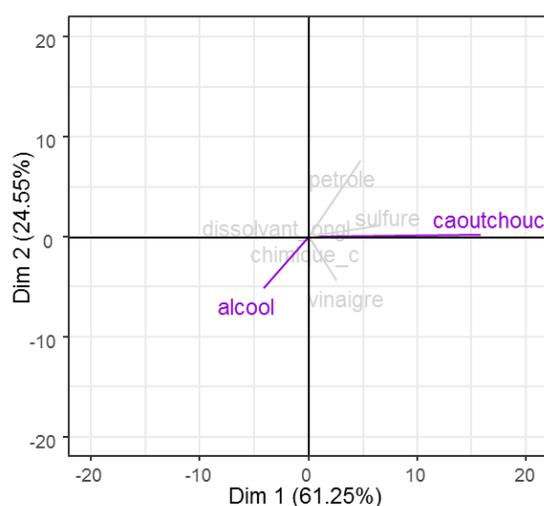


Figure 42 : Graphique de l'ACP construite avec les catégories en variables actives. Les attributs de la catégorie d'odeurs chimique sont représentés (les attributs non significatifs ($p < 0.05$) sont représentés en gris)

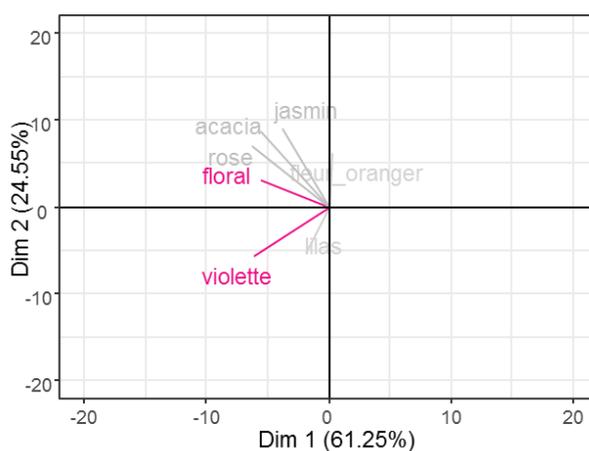


Figure 43 : Graphique de l'ACP construite avec les catégories en variables actives. Les attributs de la catégorie d'odeurs floral sont représentés (les attributs non significatifs ($p < 0.05$) sont représentés en gris)

IV-3.2 Comparaison au profil conventionnel du panel entraîné

Les résultats d'une ACP sur la base des notes d'un profil conventionnel réalisé par le panel entraîné du Centre du Rosé sont présentés en Figure 45. Les attributs significatifs à 5% (section IV-2.5.2) sont présentés en noir et ceux non significatifs en gris. Le vin A est caractérisé par des notes animales, de fruit/fleurs/végétaux secs et des notes de défauts. Les vins B, C et D sont caractérisés par des notes de fruits exotiques. Pour finir, les vins E et E* sont caractérisés par des notes de fruits mûrs/compotés et de fruits rouges.

La caractérisation olfactive des vins par la méthode HRATA est donc en accord avec celle obtenue par l'intermédiaire du panel entraîné, particulièrement pour la note fruit rouge des vins E et E* et la note animale et chimique (caoutchouc) du vin A. D'autre part, le coefficient RV entre les configurations, en deux dimensions de l'espace produit, obtenues par le HRATA et le profil conventionnel est égale à 84%.

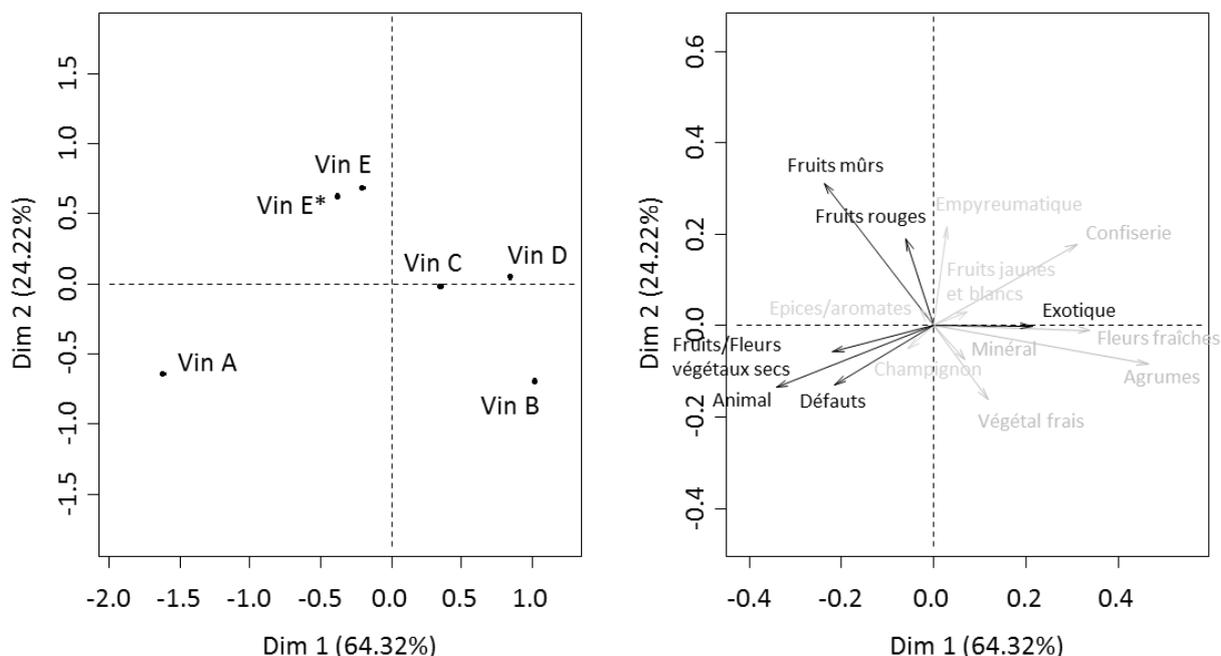


Figure 45 : Graphiques de l'ACP sur les résultats du panel entraîné. A gauche : le graphique des produits et à droite le graphique des variables (les attributs en gris sont les attributs non significatifs à 5%)

En revanche, dans la description obtenue par HRATA, le poids de la variable animal et terreux du vin A impacte plus fortement la construction de la première dimension que pour le résultat du panel entraîné. D'autre part, le profil du panel entraîné tend à montrer une proximité olfactive plus forte entre le vin C et D que dans les résultats obtenus à partir des données de HRATA. Nous pouvons également noter des différences pour les notes de fruits/fleurs/végétaux secs et de fruits mûrs/compotés, qui ne ressortent pas autant dans la description olfactive obtenue par le HRATA.

Néanmoins, la description olfactive par le HRATA est en adéquation avec celle obtenue par le profil conventionnel, ce qui permet de valider notre méthode, du point de vue de la description olfactive. Nous allons maintenant nous intéresser à ce que les sujets pensent de cette méthode.

IV-3.3 Appréciation de la méthode HRATA

Le panel non-entraîné a en effet réalisé à la fois la méthode HRATA et une méthode de profil conventionnel. Pour chacune des méthodes, deux questions leur ont été posées sur l'appréciation générale de la méthode et leur ressenti en termes de facilité d'utilisation de l'interface et finalement une question sur leur préférence entre les deux méthodes. Les résultats sont présentés dans le Tableau 29.

Tableau 29 : Résultats d'appréciation générale, de facilité et de préférence entre les méthodes HRATA et profil conventionnel. Les p-value du test de Student apparié sur les moyennes et du χ^2 pour la préférence sont présentées entre parenthèses

	HRATA	Profil conventionnel
Moyenne appréciation générale (<i>p-value = 0,79</i>)	6,49	6,42
Moyenne facilité de la méthode (<i>p-value = 0,19</i>)	3,41	3,17
Préférence (<i>p-value = 0,63</i>)	53%	47%

Les deux méthodes présentent des moyennes d'appréciation et de facilité comparables, sans différence significative. S'agissant de la préférence des sujets pour l'une des méthodes, il n'y a, de même, aucune différence significative entre les deux méthodes. L'absence de différence significative entre les deux méthodes montre que les sujets se sont appropriés la méthode HRATA au même titre que la méthode du profil, et ceci malgré le grand nombre d'attributs présentés.

Nous nous sommes également intéressés aux commentaires libres pour identifier les points faibles et les points forts soulevés par les sujets. Le Tableau 30 présente la liste des qualités et défauts récurrents dans les commentaires libres, ainsi que leurs fréquences de citations. Pour certains critères, les avis sont partagés : ainsi 15 sujets qui ont déclaré trouver la méthode HRATA plus facile, simple ou intuitive alors que 10 sujets ont déclaré la même chose pour la méthode de profil conventionnel.

Pour d'autres critères, ce qui apparaît comme une qualité pour certains sujets, apparaît comme un défaut pour d'autres, pour une même méthode. Le fait qu'il y ait beaucoup d'attributs dans la méthode HRATA est souligné comme une qualité par 7 sujets mais comme un défaut par 5 sujets. Ces observations sont donc en accord avec les valeurs obtenues dans le Tableau 29, les avis sont partagés

et il est difficile de mettre en avant un avantage net d'une méthode par rapport à l'autre selon les dires des sujets.

Tableau 30 : Fréquences de citations des qualités et défauts des méthodes HRATA et profil conventionnel par le panel non-entraîné

	HRATA		Profil conventionnel		Total
	Qualités	Défauts	Qualités	Défauts	
plus facile/simple/intuitif	15		10		25
échelle intensité	7	3	9	4	23
description orientée	9	4	2	2	17
beaucoup d'attributs	7	5		2	14
plus précis	12				12
facile	4	2	4	2	12
interface	2	3	2	3	10
feuille taxonomie	5				5
plus rapide	2		3		5
général			1	4	5
difficile de nommer une odeur		2			4
prise en main		3	1		4
différences entre attributs		3			3
intuitif	3				3
obligé d'évaluer chaque odeur				3	3
permet d'affiner	3				3
cadré	1	1		1	3
général/spécifique	3				3

En revanche, les commentaires libres permettent de mieux comprendre la manière dont les sujets perçoivent l'évaluation par la méthode HRATA. En effet, dans sa conception, la méthode HRATA est conçue pour permettre au sujet de sélectionner un attribut général ou spécifique selon sa sensibilité olfactive, comme le souligne un sujet : « *si parfois on ne sait pas précisément ce que l'on sent, on peut rester dans la catégorie générale (la précision n'est pas obligatoire)* ».

Pour d'autres sujets, au contraire, cette hiérarchie est utilisée comme une opportunité d'affiner leur perception : « *Méthode intuitive qui permet d'abord d'identifier les grandes catégories d'odeurs puis d'aller chercher l'odeur dans le détail* ». Et effectivement, même si la hiérarchie est initialement destinée à ouvrir un plus large éventail de choix dans les attributs, elle peut également être perçue comme un moyen de guider sa perception. Nous avons vu dans l'état de l'art que les novices possèdent un vocabulaire moins technique et plus restreint que des personnes avec un niveau d'expertise plus important (Valentin et al., 2003). Le fait de proposer un large vocabulaire dans la méthode HRATA permet aux sujets moins experts d'associer un mot à une perception et ainsi de gagner en précision dans leur vocabulaire olfactif.

IV-3.4 Discussion

Comme nous l'avons vu, la méthode HRATA permet d'obtenir des résultats de caractérisation olfactive des vins comparables aux résultats du profil conventionnel. Des comparaisons analogues dans la littérature ont été faites entre la méthode RATA et le profil conventionnel (Ares et al., 2018; Danner et al., 2017; Oppermann et al., 2017). Si les cartes produits des deux méthodes s'avèrent similaires, Ares et al. (2018) ont montré cependant que le RATA est moins discriminant qu'un profil conventionnel lorsqu'il s'agit de décrire des produits complexes (comme le vin). De même, nous avons pu observer que les vins B, C et D ont une discrimination différente sur le premier plan factoriel entre les deux configurations. Cela est notamment porté par le fait que les notes animales et terreuses contribuent très fortement à la construction de la première dimension dans les résultats de l'ACP du HRATA.

Ces différences entre les résultats des deux panels peuvent tout d'abord s'expliquer par le fait que nous ne travaillons pas avec les mêmes descripteurs. De ce fait, certaines notes sont sous-représentées dans notre lexique en comparaison aux attributs définis par le Centre du Rosé. Par exemple, fruits mûrs et compotés sont présents dans notre lexique seulement au moyen de l'attribut fruit mûr. Les fruits/fleurs/végétaux secs sont au contraire répartis dans trois catégories différentes de notre lexique. Une autre hypothèse porte sur le fait que nous travaillons avec un panel non-entraîné. Il a été montré que les personnes novices ont tendance à être plus consensuelles sur la description d'odeurs désagréables qu'agréables (David et al., 1997; Kleiber & Vuillaume, 2011; Rouby et al., 2005). Bien que nous ne travaillions pas avec des sujets novices, il n'en reste pas moins qu'une partie de notre panel n'est pas professionnel. Cela peut certainement expliquer la prépondérance du poids des attributs animal et chimique sur la première dimension de l'ACP des données HRATA. En effet, ce sont des notes qui sont plutôt jugées comme désagréables et qui porteraient donc un consensus plus fort par des sujets non-entraînés que d'autres notes aromatiques.

Au-delà de la comparaison avec le profil conventionnel pour la validation des résultats sensoriels, la méthode HRATA permet d'obtenir des résultats plus précis qu'un simple RATA. En effet, la décomposition de chaque catégorie d'odeurs en plusieurs attributs nous permet d'accéder à des informations plus spécifiques.

Comme pour les méthodes de description libre (tels que profils libre ou mixte), l'avantage de la méthode HRATA est qu'elle offre de nombreux attributs, ce qui réduit le risque d'omettre un descripteur, en comparaison d'un profil conventionnel où le nombre d'attributs est plus réduit (Campo et al., 2010; Coulon-Leroy et al., 2017; Lawrence et al., 2013). Le point fort du HRATA par rapport à ces méthodes libres est porté par le fait que les attributs sont fixés, supprimant ainsi le risque de collecter des verbatims extrêmement diversifiés rendant plus complexe l'interprétation de l'information. En

effet, même si les juges ne sont pas entraînés sur les attributs qui leur sont proposés, la mise en situation de ces attributs dans une structure hiérarchique leur donne malgré tout une indication d'appartenance aux catégories. D'autre part, nous avons vu dans les commentaires libres que certains sujets ont apprécié le fait d'être « guidé » par la hiérarchie. Finalement, cette méthode permet aussi aux sujets de mettre des mots sur des perceptions sensorielles qu'ils auraient du mal à verbaliser de façon libre. La présence d'une feuille indiquant la hiérarchie a d'ailleurs été soulignée comme un atout dans la mesure où cela permet aux dégustateurs d'être guidés.

D'autre part, la structure hiérarchisée de l'information permet aux sujets de se repérer dans un système de catégorisation, dont le but premier est de structurer la connaissance (Rosch, 1973). Cela entraîne donc une charge cognitive moindre pour les sujets, qui choisissent d'eux-mêmes le niveau de perception, générale ou plus spécifique, de la description olfactive.

Lors de l'acquisition des données, la méthode HRATA permet d'obtenir de l'information sur chacune des feuilles terminales (termes spécifiques) mais également sur les nœuds de la hiérarchie par l'évaluation des catégories et des familles. Cette structure hiérarchique est prise en compte dans l'étape de codage des données avec l'agrégation de l'information d'un niveau hiérarchique à l'autre. Dans ce travail, nous avons opté pour une analyse multidimensionnelle des données par une ACP avec les catégories en variables actives. Cela permet de réaliser un traitement statistique standard, simple à interpréter dans un contexte de description sensorielle pour un public de professionnels. Des méthodes multi-blocs pourraient aussi être envisagées (Cariou et al., 2018; Rosa et al., 2017) pour intégrer de nouveau la hiérarchie dans l'analyse multidimensionnelle.

Finalement, comme cela est souligné pour le développement de différentes méthodes alternatives au profil conventionnel, telles que le CATA ou RATA, l'objectif n'est pas de remplacer la méthode de profil conventionnel avec un panel entraîné. L'intérêt de ce type de méthode est de fournir des informations descriptives, proches de celles d'un profil conventionnel, en proposant une méthode plus facile à mettre en place et moins coûteuse. Le choix de la méthode de description sensorielle est bien sûr à définir en fonction de l'objectif de l'étude (Ares et al., 2014; Danner et al., 2017; Varela & Ares, 2014). En l'occurrence, dans le domaine du vin, il est habituel de considérer des méthodes de description libre pour la description par des professionnels (Coulon-Leroy et al., 2017; Lawrence et al., 2013). La méthode HRATA que nous proposons permet de fournir une solution alternative, efficace pour décrire des produits complexes par un panel non-entraîné, incluant de façon plus générale des professionnels et des consommateurs.

Ce qu'il faut retenir du chapitre :

Nous avons montré que les attributs de catégories et de familles sont plus souvent utilisés par les sujets que les attributs spécifiques (termes). Néanmoins, tous les attributs ont été utilisés par les sujets. La méthode HRATA a permis d'obtenir des résultats de description olfactive des vins proches de ceux obtenus par un profil conventionnel avec un panel entraîné. Le HRATA nous permet également d'accéder à des informations plus précises sur les notes aromatiques des vins. En termes d'appréciation, les résultats sont partagés mais plusieurs sujets ont souligné le fait que la méthode leur permet plus de liberté dans leur évaluation, alors que d'autres ont plutôt apprécié le fait d'être guidé par la hiérarchie. Finalement, la méthode HRATA apparaît comme une bonne alternative pour la description de produits complexes comme le vin, par des sujets non-entraînés.

PARTIE V - DISCUSSION GENERALE, PERSPECTIVES ET CONCLUSION

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés à la construction d'un outil de caractérisation aromatique intégrant une structuration hiérarchique du lexique. Dans un contexte sensoriel en pleine évolution, avec une prise en compte accrue des consommateurs y compris pour les tâches de caractérisation des produits, une telle structuration permet au sujet d'appréhender le lexique aromatique avec différents niveaux de spécificité et de généralité. Cet aspect est d'autant plus essentiel que notre produit d'étude, le vin, s'avère être un produit d'une grande richesse aromatique. La méthode HRATA, avec une intégration de la hiérarchie dans l'outil d'évaluation, vise ainsi une caractérisation aromatique du vin par un panel non-entraîné (consommateurs et professionnels). Cette méthode a été testée sur le produit vin et en description ortho-nasale pour se focaliser sur un aspect sensoriel. D'un point de vue opérationnel, ce travail avait pour objectif d'aboutir à un outil directement exploitable par les équipes sensorielles en vue de la description aromatique de vins et suffisamment flexible pour être adapté à des sujets non-entraînés.

Ainsi, cette thèse cherchait à répondre à la problématique suivante : **Comment développer une démarche sensorielle intégrant une structuration hiérarchique d'un lexique olfactif ?**

Dans cette partie de discussion, nous présentons tout d'abord les éléments principaux à retenir de cette thèse et répondons aux questions de recherche que nous avons présenté au début de ce manuscrit. Puis nous synthétisons plus particulièrement les apports méthodologiques statistiques et sensoriels de la thèse, à la fois sur la structuration d'un lexique et sur l'approche HRATA. Des perspectives d'application et d'amélioration sont ensuite esquissées. Pour finir, nous concluons sur l'aspect opérationnel du développement de la méthode HRATA et sur son application.

L'essentiel de la thèse

Tout d'abord, différents éléments et étapes de la description olfactive ont été présentés. Nous avons fait état que la perception et la description aromatique ne sont pas si simples et sont la résultante de plusieurs facteurs individuels, culturels ou encore liées à l'expertise que nous pouvons avoir du produit. La prise en compte de produits qui présentent une forte complexité aromatique, comme le vin, rend la tâche de caractérisation sensorielle encore plus difficile, avec des expressions olfactives qui sont multiples et variées. C'est d'ailleurs pour cette raison que des outils de structuration des odeurs, comme les roues des arômes sont développés pour organiser et structurer ces termes d'odeurs. Nous nous sommes également intéressés aux approches d'évaluation sensorielle qui ne requièrent pas la mise en place d'une liste d'attributs sensoriels figée et/ou qui ouvrent les tâches de description par des panels de sujets non-entraînés, ce qui est de plus en plus recherché. Ces nouvelles méthodes présentent un intérêt évident lorsque l'on souhaite interroger des sujets sans formation spécifique à l'analyse sensorielle ou lorsque la complexité de la tâche supposerait une phase d'entraînement longue et coûteuse.

Nous avons alors tenté de répondre à une première question de recherche : **Comment définir la structuration d'un lexique aromatique ?**

Pour répondre à cette question, une première réflexion a été portée sur la manière de sélectionner les termes du lexique et la manière de les structurer. Pour constituer le lexique de termes olfactifs, nous avons listé les termes utilisés pour la description aromatique de vins, à partir de la littérature et avons sélectionné les 96 termes les plus utilisés. Un protocole de tri libre semi-hiérarchique a ensuite été mis en place sur la base de ces 96 termes, réalisé par 156 sujets, aboutissant à une matrice de distances entre les termes qui nous a servi de socle à la structuration du lexique. Pour mettre en évidence la structure du lexique, nous nous sommes orientés vers la méthode des arbres additifs, peu utilisée en analyse sensorielle, mais qui a montré son efficacité dans la représentation de distances sémantiques. Ainsi, un algorithme itératif permettant d'identifier une partition à partir d'arbres additifs a été développé. Des critères de cohésion, d'isolation et de degrés d'association pour caractériser la stabilité de chacune des classes obtenues ont ensuite été introduits.

Une fois la démarche de structuration du lexique aromatique du vin définie, nous nous sommes questionnés sur l'influence de l'expertise sur la catégorisation des odeurs. Pour cela, un questionnaire présentant trois dimensions d'expertise – l'expérience produit, la connaissance subjective et la connaissance objective – a été développé. Ce questionnaire a été administré auprès des 156 sujets ayant réalisé le tri libre semi-hiérarchique. Les réponses aux questions objectives ont permis de segmenter ce panel en quatre niveaux d'expertise : novices, intermédiaires, confirmés et experts.

Nous avons ensuite analysé la catégorisation des odeurs de ces quatre segments d'expertises. Indépendamment du niveau d'expertise, les sujets forment des catégories sémantiques en fonction de la nature de l'objet odorant, c'est-à-dire les fruits avec les fruits et les fleurs avec les fleurs par exemple. Inversement, l'expertise a une influence sur la connaissance de certains termes. Cette méconnaissance peut impacter la catégorisation sémantique pour des personnes non-expertes. A partir de ces éléments, nous avons construit la structure hiérarchique avec les données du tri libre semi-hiérarchique limitées au segment des experts. Une structure présentant trois niveaux de hiérarchie : familles, catégories et termes (du plus général au plus spécifique) a ainsi été obtenue. Pour cela, les critères de stabilité (cohésion, isolation et association) ont été utilisés pour réattribuer des termes à plusieurs catégories ou pour les faire changer de catégories, afin de consolider la structure hiérarchique. Finalement, la verbalisation a permis de nommer l'ensemble des groupements d'odeurs de la structure.

A l'aide de cette structuration du lexique, nous avons ensuite abordé la question de recherche suivante : **Quelle méthodologie mettre en place pour prendre en compte la structure du lexique dans la description aromatique de vins ?**

La structure hiérarchique a alors été couplée à une méthode de notation Rate-All-That-Apply (RATA), méthode que nous avons nommée Hierarchical-Rate-All-That-Apply (HRATA). L'introduction de la structure hiérarchique a permis de proposer un plus grand nombre d'attributs à évaluer et de faire des liens entre les différents attributs. L'acquisition de la méthode a été réalisée par une interface sur le logiciel FIZZ. Cette nouvelle méthode de caractérisation olfactive a été testée sur cinq vins différents, auprès de 66 sujets ayant une connaissance avérée du vin mais non-entraînés (des consommateurs, des étudiants en viticulture-œnologie et des professionnels). Nous nous sommes ensuite penchés sur la question du traitement des données de HRATA en considérant deux contraintes de notre jeu de données : (1) le nombre important d'attributs présentés et (2) le nombre important de données non-évaluées parmi ces attributs. Pour cela, des règles d'agrégation d'un niveau hiérarchique à l'autre et des règles pour gérer les données non-évaluées ont été définies.

Nous avons montré que la méthode HRATA est une alternative pertinente à la description de produits complexes comme le vin, par des sujets non-entraînés. En effet, la méthode permet d'obtenir des résultats de description olfactive des vins proches de ceux obtenus par un panel entraîné via un profil conventionnel. Le HRATA permet également d'accéder à des informations plus précises sur les notes aromatiques des vins. L'appréciation de la méthode auprès des sujets a finalement permis d'avoir des informations sur la manière dont les sujets ont perçu l'utilisation de la méthode.

Apports et perspectives

Finalement, les apports de cette thèse sont multiples et abordent des aspects statistiques et sensoriels.

❖ *Apports statistiques*

D'un point de vue statistique, une démarche innovante a été proposée pour obtenir une catégorisation d'un lexique. Cette démarche est construite à partir de la méthode des arbres additifs et fait appel à un algorithme itératif qui permet de gérer un grand nombre d'objets à catégoriser. Cette démarche a été appliquée sur une matrice de distances sémantiques entre termes d'odeurs du vin. Les approches mises en œuvre peuvent aussi être appliquées à n'importe quelle matrice de distances, issue de domaines d'étude variés.

D'autre part, des indicateurs de cohésion et d'isolation ont été proposés pour évaluer la stabilité de la partition obtenue. Ces indices sont évalués par le biais d'une procédure de rééchantillonnage au sein du panel de sujets. Dans un contexte d'analyse de données de tri libre, l'indice de Rand est régulièrement utilisé pour évaluer l'accord entre sujets ou pour déterminer la partition consensus entre objets (Courcoux et al., 2014; El Mostafa Qannari et al., 2014). Bel Mufti et al. (2012) ont montré que l'indice de Rand s'exprime comme la somme pondérée des indices de cohésion et d'isolation. La mesure conjointe des valeurs de cohésion et d'isolation permet d'obtenir une information plus détaillée. En effet, la mesure de l'indice de cohésion permet d'apporter des informations sur la stabilité du cœur de la classe : une classe cohésive présente un noyau fort d'objets, semblable à une forme forte (Diday, 1971 ; Diday & Simon, 1976). A l'inverse, l'isolation permet d'obtenir des informations sur le lien de la classe avec les objets des autres classes : une classe peu isolée est une classe qui échange des objets avec d'autres classes. Ces indices de cohésion et d'isolation permettent d'avoir une évaluation au niveau de chaque classe et pas uniquement de la partition dans son ensemble.

Un critère de degré d'association a également été introduit pour avoir des informations sur la stabilité des termes au sein des classes. Ce critère nous a permis de mieux comprendre les raisons de l'instabilité de certaines classes et de réarranger la partition au regard de cette analyse fine. Ce degré d'association des termes aux classes pourrait être exploité pour aborder la question de la typicalité des termes au sein des classes. Cette question n'a cependant pas été approfondie dans ce travail. Dans cette optique, il semblerait important de s'intéresser aussi à des critères comme les indices de filiation (El Moubarki, 2009). La notion de filiation est définie comme « *l'héritage en termes de caractéristiques partagées, que reçoit un objet d'une classe* ». Cette définition fait écho à la notion de typicalité de la théorie roschienne.

Le traitement de données en tenant compte de la nature spécifique des données HRATA constitue également une contribution statistique de ce travail. Ces données ont la particularité de porter sur un grand nombre d'attributs dont peu sont finalement choisis par un sujet pour l'évaluation d'un produit. Pour cela, une phase préparatoire à l'analyse des données a été proposée avec (1) l'agrégation des données d'un niveau hiérarchique à l'autre et (2) l'agrégation des données par attribut sur l'ensemble du panel, en distinguant les sujets qui n'ont jamais évalué l'attribut, des sujets qui l'ont utilisé au moins une fois.

Pour agréger l'information d'un niveau hiérarchique à l'autre, nous avons opté pour une règle d'agrégation du maximum, qui nous a paru la plus naturelle. Néanmoins il serait possible d'utiliser d'autres règles d'agrégation, proposées par exemple dans le cadre de l'agrégation multicritère en logique floue (Grabisch & Perny, 2003). Pour aller plus loin, il serait possible d'intégrer une valeur de typicalité, associée à chaque terme au sein de son groupement qui pourrait alors être utilisée durant cette étape d'agrégation. Cette alternative serait intéressante à mettre en œuvre, à condition que le critère de typicalité soit assez fiable pour être intégré. Cette proposition de méthodologie est en phase avec la théorie roschienne : chaque attribut est plus ou moins représentatif de sa catégorie et ce degré de représentativité se traduit donc également sur le plan des notes aromatiques de l'attribut et de sa catégorie.

L'étape d'agrégation permet ainsi de faire remonter l'information des niveaux les plus bas au niveau le plus haut dans la hiérarchie. En effet, certaines catégories et familles n'ont pas été évaluées directement mais par l'intermédiaire de leurs termes. L'agrégation permet ainsi de leur réattribuer les notes. Le nombre de données manquantes reste toutefois très important. Pour cela, nous avons tenté de différencier les attributs qui seraient réellement non-évalués par le sujet des attributs qui auraient une note d'intensité nulle. La règle est simple, si le sujet n'a jamais évalué l'attribut pour aucun des produits, alors nous admettons qu'il n'a pas considéré cet attribut, et donc cet attribut est traité comme « non considéré ». Au contraire, si le sujet a évalué l'attribut pour au moins un produit, alors cela signifie qu'il l'a pris en compte à un moment donné et que s'il ne l'a pas utilisé pour ce produit, alors son intensité est nulle.

Dans les traitements classiques de données RATA, cette distinction n'est pas réalisée, un attribut non évalué a une note de 0. Notre proposition nous paraît particulièrement pertinente au regard du nombre important d'attributs que nous proposons aux sujets. L'analyse du nombre d'attributs évalués par chaque sujet supporte cette idée. Pour les données RATA, nous pensons qu'il peut parfois être pertinent d'introduire également ce type de codage de données, pour limiter le nombre de cas d'imputation d'office à 0.

La question du choix ou non d'un attribut pour caractériser les produits a également été directement adressée par un traitement des réponses au moyen d'une régression logistique. Habituellement, une analyse de la variance est réalisée sur les notes d'intensité de chaque produit pour tester si un attribut est discriminant ou non. Dans la plupart des cas, le non-respect des hypothèses de normalité des données ne constitue pas un frein à l'utilisation de l'analyse de variance. Dans son article, Meyners et al. (2016) montrent, sur la base d'exemples, que ce type de test s'avère robuste même lorsque ces hypothèses ne sont pas vérifiées. Cependant lorsque la fréquence de 0 est très importante, conduisant à une très forte asymétrie de la distribution de la réponse, la pertinence et la validité d'un test d'analyse de variance sur des données RATA pourraient être davantage questionnées. C'est pourquoi, au risque de perdre une partie de l'information quantitative, nous avons opté pour une démarche alternative de test pour l'identification des termes, catégories et familles utilisés de manière discriminative pour décrire les produits.

En termes d'analyse descriptive des données, une Analyse en Composantes Principales (ACP), qui est facile à mettre en œuvre et à interpréter, a été utilisée. Nous avons pris le parti de privilégier le niveau hiérarchique des catégories pour construire cette ACP, ce qui est conforme au niveau de précision habituellement utilisé dans des descriptions sensorielles. Si l'expérimentateur souhaite considérer tous les attributs au même niveau, une ACP sur l'ensemble des attributs est une possibilité. Au contraire, l'ACP peut également être mise en œuvre au niveau des familles et utiliser catégories et termes comme variables supplémentaires.

Des approches statistiques, autre que l'ACP, auraient également pu être envisagées pour traiter les données issues du HRATA. Des méthodes multi-blocs, comme STATIS, l'Analyse Procrustéenne Généralisée ou ComDim (Ghaziri et al., 2016; Gower, 1975; Lavit et al., 1994; Meyners et al., 2000; Qannari et al., 2000) ont déjà été appliquées dans le cadre de l'analyse sensorielle. Elles se caractérisent par l'exhibition des composantes communes à partir de tableaux appariés sur les observations et dont les variables diffèrent. Elles ont été utilisées par exemple, sur des données de profils libre, dans le cadre d'études interculturelles (Derks et al., 2003) ou pour la mise en relation des données sensorielles et instrumentales (Pizarro et al., 2013; Rosa et al., 2017). Ces méthodes pourraient être mises à profit sur les données issues de la méthode HRATA de différentes manières :

- Trois blocs pourraient être identifiés, un bloc famille, un bloc catégories et un bloc de termes. L'intérêt serait alors de disposer d'une carte des produits consensus en prenant en compte simultanément tous les niveaux de la hiérarchie. Cependant, cette approche ne nous permettrait pas de retranscrire l'imbrication des attributs les uns dans les autres.

- Il serait également possible de définir un bloc par catégorie ou bien un bloc par famille pour considérer chaque catégorie (ou famille) pour l'obtention d'une carte consensus.
- Une lecture de blocs de sujets serait une autre possibilité. En effet, les données obtenues à l'issue du HRATA pourraient être lues comme des données de profil mixte ou profil libre (Coulon-Leroy et al., 2017; Varela & Ares, 2014). Les méthodes multi-blocs nous permettraient ainsi d'obtenir des informations sur la variabilité des sujets.

❖ *Apports sensoriels*

D'un point de vue sensoriel, un des premiers apports de la thèse a été la réflexion sur la mise en place d'une méthode de tri libre avec un grand nombre d'objets (96 termes dans notre cas). Pour cela, nous avons proposé de réaliser une variante simplifiée du tri libre hiérarchique, qualifiée de semi-hiérarchique. Le fait de travailler de façon conceptuelle et non perceptuelle entraîne nécessairement des contraintes allégées. En effet, trier 96 stimuli odorants est impossible à cause de la saturation sensorielle. Néanmoins, même avec des termes, la charge cognitive reste assez importante pour les sujets. Coupler ce tri libre à la réalisation de niveaux hiérarchiques accroît encore cette charge cognitive. Il nous semble compliqué de pouvoir réaliser cette tâche avec un nombre plus important de termes. Si le nombre d'objets devient plus important, d'autres alternatives peuvent alors être envisagées, comme l'utilisation d'un plan de présentation incomplet ou le tri libre séquentiel (Brard & Lê, 2019). Cette dernière méthode est réalisée en deux phases. Dans une première phase, un sous-ensemble de stimuli est évalué au travers d'une tâche de tri libre verbalisée. Dans une deuxième phase, de nouveaux stimuli sont introduits et sont groupés par le sujet un à un à partir des groupes déjà formés.

De façon plus générale, le nombre d'objets à évaluer et le choix de la méthodologie est bien sûr à réfléchir selon la nature des objets mais aussi des sujets qui réalisent le tri, pour l'adapter aux contraintes de saturation sensorielle et de charge cognitive. Dans notre cas, la méthode de tri libre semi-hiérarchique est possible sur la base de 100 termes d'odeurs, certainement pas sur la base de 100 stimuli sensoriels. Ce type de méthode de tri libre semi-hiérarchique peut être mobilisé pour étendre le nombre d'objets à évaluer par rapport au tri libre hiérarchique complet, tout en apportant une information plus nuancée qu'un simple tri libre.

L'apport majeur de la thèse repose sur le développement de la méthode HRATA dont le but est de permettre aux sujets d'évaluer des attributs spécifiques ou généraux, en fonction des produits et de leur sensibilité. L'intérêt de la structuration des descripteurs par niveau est de donner aux sujets un plus grand degré de liberté dans le processus d'évaluation et donc de pouvoir élargir la caractérisation aromatique de vins à des panels de différents niveaux d'expertise.

Nous avons choisi d'intégrer une échelle de notation d'intensité à la présentation hiérarchique des descripteurs dans la démarche HRATA. Cependant en demandant au sujet de sélectionner l'attribut (ou les attributs) pertinent(s), spécifique(s) ou général(aux), mais sans attribuer de notes d'intensité, nous aurions pu envisager une approche de type Hierarchical-Check-All-That-Apply (HCATA). Le choix entre HRATA ou HCATA relève plutôt d'une appréciation des mérites et des défauts respectifs des méthodes CATA et RATA. Sur ce point, Meyners et al. (2016) ont souligné un biais pour la méthode RATA, comparée à une méthode CATA, du point de vue des stratégies de réponses (Sudman & Bradburn, 1986). En effet, la notation de l'intensité après la sélection de l'attribut, peut être perçue comme fastidieuse. Les sujets peuvent se rendre compte qu'il faut plus de temps pour évaluer un attribut et peuvent alors décider de se simplifier la tâche en ne le sélectionnant pas. Le choix d'un nombre plus restreint d'attributs évalués par les sujets peut alors entraîner une perte de précision de l'évaluation. Etant donné que nous travaillons sur un grand nombre d'attributs dans la méthode HRATA, ce biais pourrait être sensible. Une évaluation en HCATA serait donc peut-être plus simple pour le sujet, mais malheureusement nous n'avons pas eu le temps de mettre en œuvre cette alternative et de la comparer à une démarche HRATA.

D'un point de vue plus général, la présentation d'attributs sous forme hiérarchique peut être couplée à d'autres méthodes sensorielles. En effet, la phase de codage sur les données pour intégrer la hiérarchie n'est pas propre à la méthode HRATA et peut être adaptée à d'autres méthodes. Il n'en reste pas moins vrai que, comme nous avons pu le souligner dans ce manuscrit, une attention particulière doit être apportée au fait qu'un grand nombre d'attributs implique un important taux d'attributs non-sélectionnés. Le traitement de l'information doit alors en tenir compte.

Dans ce travail de thèse, nous avons mis en avant le fait que la méthode HRATA permet d'accéder à une information plus précise au niveau de la description aromatique. Au-delà de la précision de la caractérisation sensorielle, cela peut être un réel avantage lorsqu'il s'agit de faire le lien entre caractéristiques sensorielles et chimiques. En effet, certaines études, comme celle de Lytra et al. (2016) montrent qu'avoir des attributs très spécifiques permet d'améliorer la connaissance sur le lien entre une molécule aromatique spécifique et son expression aromatique.

Sur un autre sujet, le niveau d'expertise des sujets et leur manière de réaliser une épreuve sensorielle a été traité dans ce manuscrit au regard de la tâche de tri libre. Pour le HRATA, nous avons opté pour un recrutement de personnes non-entraînées qui regroupe à la fois des consommateurs, des professionnels et des étudiants en viticulture et œnologie. Il va sans dire que les professionnels ont des compétences en dégustation supérieures à celles de consommateurs, même si nous avons pris le soin de choisir des sujets ayant un niveau d'expertise minimum. Dans la majorité des études, les

comparaisons descriptives par des sujets non-entraînés sont réalisées soit avec des consommateurs (par exemple, Danner et al. (2017)) soit avec des professionnels (par exemple, Coulon-Leroy et al. (2017) ou Lawrence et al. (2013)). Nous pouvons alors nous demander si les résultats auraient été les mêmes avec des consommateurs novices, à l'instar de Valentin et al. (2003) qui ont montré des différences de description de vins en fonction du niveau d'expertise des sujets. L'avantage de la méthode HRATA réside dans le fait que les sujets peuvent choisir des attributs généraux et spécifiques. Nous pensons donc que la description des produits avec des sujets novices aurait résulté en une description moins précise et une sélection moins importante des attributs spécifiques que celle observée avec des sujets avertis. Des études complémentaires pourraient être menées pour étudier l'incidence du type de panel sollicité en termes de description et de précision des résultats de la méthode HRATA.

Utilisation de l'outil

Cette thèse propose une méthode pour obtenir une structuration d'un lexique et une méthode HRATA pour ensuite la mettre en œuvre dans une caractérisation aromatique. Dans cette section, nous allons plus précisément détailler l'outil final avec des axes d'amélioration et l'application de la méthode à d'autres produits et caractérisations sensorielles.

❖ *Axes d'amélioration de l'interface*

La méthode a été implémentée par l'intermédiaire du logiciel FIZZ, en utilisant le module profil hiérarchique. Comme nous en avons discuté dans ce manuscrit, l'outil a été utilisé avec succès par les sujets mais cette interface prototype reste néanmoins peu interactive et peu esthétique. Le développement d'une interface plus « user-friendly » serait une perspective d'amélioration pour un déploiement de la méthode.

Pour cela, des pistes sont actuellement en cours pour le développement d'un outil spécifique adapté à cette méthode, en lien avec l'Ecole Supérieure d'Electronique de l'Ouest (ESEO). Pour plus de flexibilité, le cahier des charges est de pouvoir intégrer n'importe quelle structure hiérarchique en entrée et d'obtenir un fichier au format .csv de description des produits en sortie. Ci-dessous sont présentées différentes interfaces qui pourraient être mise en œuvre pour optimiser l'acquisition des données. Ces propositions d'interfaces sont le fruit de la réflexion menée en lien avec l'ESEO.

Une première proposition, comme présentée en Figure 46 consiste à représenter les familles de termes sous forme de bulles. L'utilisateur peut alors se déplacer dans l'interface et zoomer sur une famille. En zoomant, les catégories et/ou termes de la famille apparaissent. Le sujet peut cliquer sur une famille, une catégorie ou un terme et lui attribuer une note d'intensité. La liste des attributs sélectionnée

apparaît alors sur le côté droit de l'écran. Dans l'exemple de la Figure 46, le sujet a zoomé sur la famille *fruité*, il y a ensuite les catégories de *fruit rouge*, *fruits noirs* et *fruits blancs* qui apparaissent et qu'il peut évaluer.

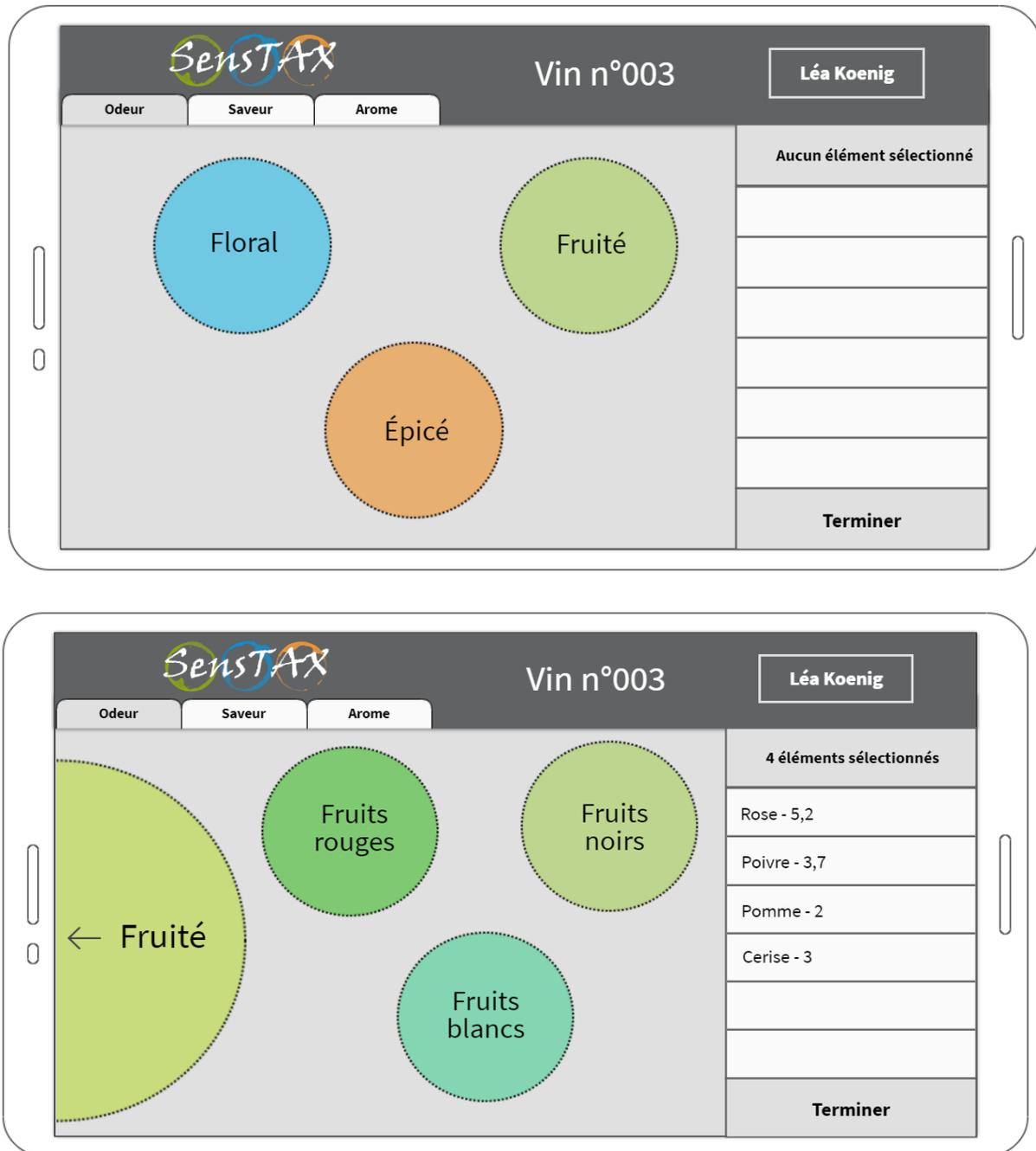


Figure 46 : Premier exemple d'interface pour l'acquisition de la méthode HRATA

Une autre idée d'interface est présentée en Figure 47. Cette interface propose un format plus proche de la roue des arômes où le sujet fait tourner la roue, puis clique sur la famille qui l'intéresse, une nouvelle roue des catégories contenues dans la famille apparaît. De même, en cliquant sur la catégorie,

il accède aux termes de la catégorie. Dans l'exemple de la Figure 47, le sujet a cliqué sur la famille *floral*, ce qui lui permet d'évaluer l'attribut *jasmin*. De nouveau, les attributs sélectionnés sont listés sur la droite de l'écran au fur et à mesure.

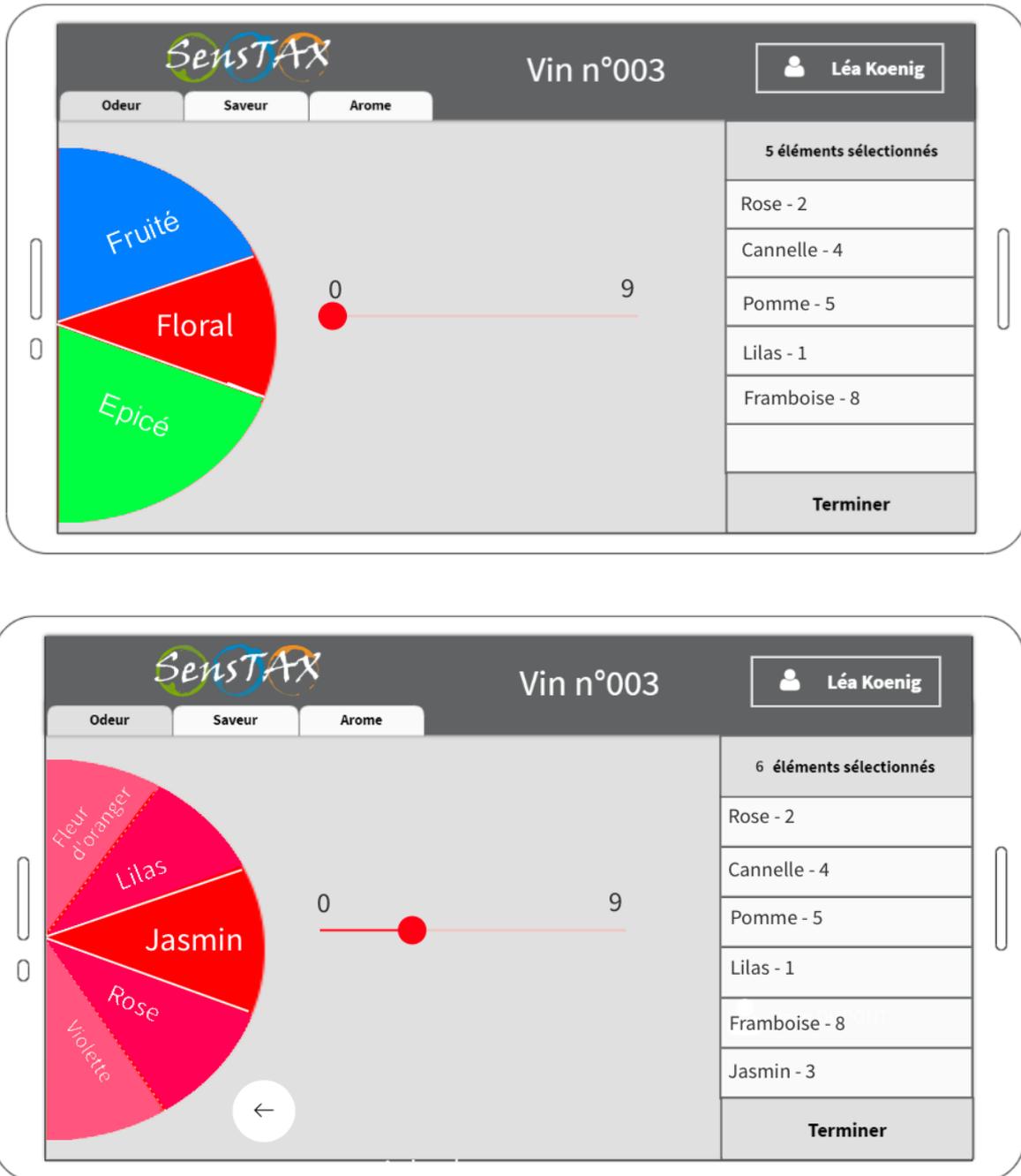


Figure 47 : Deuxième exemple d'interface pour l'acquisition de la méthode HRATA

Sur la base du modèle de la roue, nous pouvons finalement imaginer une interface avec une roue des arômes complète, dans laquelle le sujet sélectionne un attribut n'importe où et lui attribue une note d'intensité. Ce type d'acquisition en roue est notamment développé par le logiciel EyeQuestion et plusieurs études ont montré l'appréciation des consommateurs pour une acquisition via une roue (Larssen et al., 2018; Schouteten et al., 2015). La différence majeure avec notre perspective d'application est le fait de pouvoir sélectionner à la fois des attributs spécifiques et généraux, dans les cercles internes de la roue.

Cette dernière solution de présentation, certainement la plus simple, présente l'avantage d'avoir accès à tous les attributs en simultané. Nous avons souligné cet intérêt lors de la mise en œuvre de la méthode HRATA. En effet, les sujets avaient apprécié avoir la hiérarchie sous les yeux, grâce à la feuille A4 dans la mesure où cela leur a permis de se guider lors de la description olfactive. Pour les interfaces présentées en Figure 46 et Figure 47, il faudrait fournir un support montrant la structure complète de la hiérarchie pendant l'évaluation. D'autres interfaces peuvent également être envisagées. Les tests d'évaluation de l'applicabilité, que nous avons mis en œuvre assez simplement au cours de ce travail de thèse, paraissent être de bons outils d'aide à la décision pour choisir une interface.

❖ *Application de l'outil à d'autres produits et d'autres caractéristiques sensorielles*

Nous avons validé l'approche HRATA sur le modèle du vin mais ce travail fournit plus largement des lignes directrices générales pour l'évaluation sensorielle de produits complexes par des panels non-entraînés. Cette méthode peut être étendue à d'autres produits comme le chocolat, le café ou le thé, mais peut aussi être utilisée pour la description de différents types de stimuli sensoriels, notamment en évaluation ortho-nasale et rétro-nasale. Dans cette dernière section nous établissons des recommandations sur la manière d'appliquer cette méthode à d'autres produits.

Dans notre étude, la méthode a été mise en œuvre sur une hiérarchie à trois niveaux, composée de 118 attributs, obtenues à partir de données expertes. Le choix de travailler avec des données de sujets experts est justifié par le fait que certains termes techniques sont mal compris par les sujets non-experts. Dans le cas où le lexique est exclusivement composé d'attributs compris par des sujets de tous niveaux d'expertise, et dans la mesure où nous avons observé que tous les sujets forment principalement des catégories sémantiques au regard de l'objet odorant, un panel incluant des sujets de tous niveaux d'expertise pourrait être mobilisé. Pour construire une hiérarchie sur la base d'un large lexique, nous retiendrons que le choix des termes du lexique est important. Il faut déterminer si certains termes sont techniques ou non. S'ils sont techniques, il faut alors faire appel à des personnes expertes, sinon les données sur la base desquelles les distances sémantiques entre termes seront estimées peuvent être obtenues par des sujets de tous niveaux d'expertise.

Par ailleurs, la réflexion sur la stabilité des groupements d'odeurs mise en évidence est importante dans la méthodologie. L'originalité de notre structure, par rapport aux autres roues des arômes, est d'avoir couplé des données objectives de catégorisation et des indicateurs de stabilité à des connaissances du domaine. Pour cela, nous avons proposé une structure avec certains termes présents dans plusieurs catégories. A notre connaissance, aucune autre roue des arômes du vin ne propose cela.

Nous pouvons ensuite nous demander comment faire pour ajouter des nouveaux attributs sur une structuration hiérarchique déjà existante. Pour cela, nous pouvons imaginer un protocole simple, qui consisterait à présenter la structure hiérarchique à des sujets (experts ou non, en fonction de la technicité des termes) et leur demander à quelle catégorie ils associeraient le terme. Une analyse de fréquence de sélection permettrait ainsi d'attribuer le terme à une catégorie. Les mesures de cohésion et d'isolation des classes, telles que présentées dans le manuscrit, ne pourraient pas être calculées. Cependant, la fréquence d'attribution à une catégorie ou une autre peut être interprétée comme un degré d'association. Un attribut qui est majoritairement associé à une catégorie serait affecté exclusivement à cette catégorie. Si l'attribut est associé à plusieurs catégories alors il pourrait être présent dans plusieurs catégories.

Finalement, nous avons présenté dans cette thèse, l'aspect de description aromatique, ortho ou rétro-nasale. Nous pouvons également envisager cette méthode pour la description des saveurs et des sensations. Gawel et al. (2000) ont, par exemple, proposé une roue des sensations en bouche pour les vins rouges, notamment pour la description de l'astringence. La méthode HRATA peut être appliquée de façon similaire sur ce type de roues.

Conclusion

Une première réflexion de la thèse a porté sur la structuration hiérarchique d'un lexique de termes aromatiques sur la base d'une expérimentation de tri libre. La représentation des proximités entre termes s'appuie sur la méthodologie des arbres additifs. La proposition d'une stratégie originale de partitionnement emboîté, sur la base d'un arbre additif, a permis de construire une structuration taxonomique du lexique. Une attention particulière a également été portée sur l'influence de l'expertise dans la structuration d'un lexique aromatique du vin.

Cette structuration hiérarchique a été intégrée lors de l'évaluation sensorielle au moyen d'une épreuve de notation de type RATA. La méthode HRATA est l'aboutissement opérationnel de ce travail. Cette méthode permet aux sujets de sélectionner des termes descriptifs à partir d'une grande variété d'attributs, généraux ou spécifiques selon leur sensibilité individuelle.

Dans cette thèse, nous avons pris le parti de traiter les données collectées par HRATA à l'aide de l'ACP, une méthode d'analyse de données simple, très largement utilisée en analyse sensorielle et facilement interprétable. Des études complémentaires mettant en œuvre d'autres approches statistiques (comme des approches multi-blocs) seraient intéressantes à explorer.

En résumé, ce travail de thèse propose la création et la mise en œuvre de méthodes sensorielles et statistiques pour l'obtention d'une structuration d'un lexique aromatique et une caractérisation olfactive de produits aromatiques à partir de données de consommateurs et de professionnels. L'originalité de ce travail a été de prendre en compte les connaissances du domaine via la structure taxonomique des attributs et de les coupler à une méthode de description sensorielle.

TABLE DES ILLUSTRATIONS

Figure 1 : Perception olfactive des composés odorants : en rouge, la voie rétro-nasale et en bleu, la voie ortho-nasale (Source : Bojanowski et Hummel 2012).....	19
Figure 2: Exemple de catégorisation d’animaux sous forme hiérarchique	24
Figure 3 : La roue des arômes proposée par Noble et al. (1984)	29
Figure 4 : Plan schématique du plan de la thèse.....	43
Figure 5 : Etapes de sélection du lexique à partir de la bibliographie	47
Figure 6 : Histogramme du nombre de termes par rapport au nombre de citations	49
Figure 7 : Les trois étapes du tri libre semi-hiérarchique.....	53
Figure 8 : Exemple d'une configuration du tri libre semi-hiérarchique à chaque étape avec (a) la liste des termes présentés au sujet, (b) la partition au niveau 1 et (c) la partition des niveaux hiérarchiques supérieurs.....	53
Figure 9 : Exemple de partitions à différents niveaux pour 6 termes	57
Figure 10 : Obtention de la matrice de distance cophénétique, D_s , sur un exemple fictif.....	60
Figure 11 : Représentation schématique d'un arbre additif de cinq objets. Les cercles blancs représentant les objets (feuilles terminales ou nœuds externes) et les cercles noirs représentant les nœuds internes de l'arbre.....	64
Figure 12 : (a) Situation de base de l'algorithme avec une structure en étoile des cinq objets et (b) structure de l'arbre en regroupant les objets A et B à la deuxième étape de calcul de l'algorithme (Source : Saitou & Nei (1987)).....	65
Figure 13 : Nombre de groupes formés à chaque niveau hiérarchique (n = nombre de sujets ayant réalisé une partition à ce niveau hiérarchique) ; les traits du milieu représentent la médiane.....	75
Figure 14 : Taille des groupes formés à chaque niveau hiérarchique (n = nombre de sujets ayant réalisé une partition à ce niveau hiérarchique) ; les traits du milieu représentent la médiane	76
Figure 15 : Arbre additif construit à partir de la matrice de distance D du tri libre de termes d'odeurs. La première arête coupée par l'algorithme est indiquée par la double flèche pointillée.	79
Figure 16 : Représentation schématique des coupures dichotomiques par l'algorithme de 96 termes d'odeurs, menant à une partition de 21 classes (pour une valeur de critère d'arrêt de 80%).....	80
Figure 17 : Valeurs de cohésion et d'isolation pour les 21 classes et, en rouge, pour la partition globale	82

Figure 18 : Degré d'association d'un objet i à une classe k , dans la partition de référence \mathcal{P} , du tri libre des termes d'odeurs. Plus la cellule est foncée et plus le degré d'association est fort.....	83
Figure 19 : Résultats de l'ACP des questions relatives à l'expérience produit, (a) graphique des variables et (b) graphique des individus (pour plus de lisibilité, le nombre de sujets est indiqué pour chaque point)	95
Figure 20 : Résultats de l'ACP des questions relatives à l'évaluation subjective, (a) graphique des variables et (b) graphique des individus (en rouge, les professionnels et en noir, les consommateurs)	96
Figure 21 : Scores d'aptitude de Rasch estimés pour les 156 sujets. Les quatre segments retenus sont présentés (en bleu, les novices ; en vert, les intermédiaires ; en orange, les confirmés ; en rouge, les experts).....	99
Figure 22 : Diagrammes en boîte de (a) le nombre de groupes formés par les sujets et (b) la taille des groupes formés par les sujets dans les quatre segments d'expertise, les traits blancs représentent la médiane (n=taille des segments ; en bleu, les novices ; en vert, les intermédiaires ; en orange, les confirmés ; en rouge, les experts).....	108
Figure 23 : Diagrammes en boîte des valeurs des ARI entre les sujets au sein de chacun des quatre segments d'expertise (n=taille des segments ; en bleu, les novices ; en vert, les intermédiaires ; en orange, les confirmés ; en rouge, les experts)	110
Figure 24 : Représentation schématique de la structuration du lexique à trois niveaux	122
Figure 25 : Valeurs de cohésion et d'isolation des classes d'odeurs et de la partition mises en évidence à partir de l'algorithme de partitionnement pour le groupe des sujets experts	123
Figure 26 : Valeurs d'association non-nulles pour les termes fruit mûr, figue, menthe et thé. La barre en orange représente la valeur d'association pour la classe d'odeurs à laquelle le terme appartient	124
Figure 27 : Valeurs d'association non-nulles pour les termes tabac, poussière, olive noire et noix de coco. La barre en orange représente la valeur d'association pour la classe d'odeurs à laquelle le terme appartient.....	125
Figure 28 : Structuration hiérarchique des experts à trois niveaux (les catégories « fictives » sont représentées par des cases en pointillées)	129
Figure 29 : Présentation de l'interface sous forme d'onglets du profil hiérarchique de FIZZ.....	135
Figure 30 : Interface A testée	135
Figure 31 : Interface B testée	136
Figure 32 : Interface C testée	136
Figure 33 : Interface finale pour la description des odeurs du vin par la méthode hiérarchique	139
Figure 34 : Tableau de données issues de la méthode HRATA pour un sujet.....	148

Figure 35 : Exemple fictif d'agrégation des valeurs d'intensité d'un niveau hiérarchique à l'autre...	149
Figure 36 : Exemple fictif d'obtention des données pour trois vins et trois sujets.....	151
Figure 37 : Nombre de sélection des attributs pour l'ensemble des produits et des sujets (en rouge : les attributs de famille, en vert : les attributs de catégories et en noir : les attributs de termes)	159
Figure 38 : Boîtes à moustache du nombre d'attributs sélectionnés par sujet pour les 6 vins	159
Figure 39 : Distributions des notes d'intensité des données pour les attributs fruit (famille), minéral (famille et catégorie) et brûlé (terme) (n=nombre de sujets ayant évalué l'attribut)	163
Figure 40 : Graphiques de l'ACP sur les variables actives de catégories. A gauche : le graphique des produits et à droite le graphique des variables (les attributs en gris sont les attributs non significatifs à 5%).....	165
Figure 41 : Graphique de l'ACP avec les catégories en variables actives. Les attributs significatifs à plus de 5% sont représentés (familles, catégories et termes) et chaque couleur représente une famille	166
Figure 42 : Graphique de l'ACP construite avec les catégories en variables actives. Les attributs de la catégorie d'odeurs chimique sont représentés (les attributs non significatifs ($p < 0.05$) sont représentés en gris).....	167
Figure 43 : Graphique de l'ACP construite avec les catégories en variables actives. Les attributs de la catégorie d'odeurs floral sont représentés (les attributs non significatifs ($p < 0.05$) sont représentés en gris).....	167
Figure 44 : Graphique de l'ACP construite avec les catégories en variables actives. Les attributs de la famille d'odeurs fruit sont représentés (les attributs non significatifs ($p < 0.05$) sont représentés en gris	168
Figure 45 : Graphiques de l'ACP sur les résultats du panel entraîné. A gauche : le graphique des produits et à droite le graphique des variables (les attributs en gris sont les attributs non significatifs à 5%)	169
Figure 46 : Premier exemple d'interface pour l'acquisition de la méthode HRATA.....	186
Figure 47 : Deuxième exemple d'interface pour l'acquisition de la méthode HRATA	187

TABLE DES TABLEAUX

Tableau 1 : (a) Exemple de hiérarchie pour des attributs liés au « Végétal » dans une référence bibliographique fictive et (b) information répertoriée dans le tableau de données brutes.....	49
Tableau 2: Les 96 termes sélectionnés pour le lexique avec le nombre de citations observées dans notre revue de littérature	51
Tableau 3 : Répartition du panel (n=156) en termes de genre, tranche d'âge, activité professionnelle et consommation de vin	56
Tableau 4 : Exemple fictif d'imputation de 7 termes d'odeurs d'un sujet aux niveaux 1 et 2.....	59
Tableau 5 : Nombre de sujets, nombre moyen de groupes par sujet et taille moyenne des groupes à chaque niveau hiérarchique.....	75
Tableau 6 : Taille moyenne des groupes avec lesquels le terme est associé au premier niveau du tri libre semi-hiérarchique	77
Tableau 7 : Nombre de fois où chaque terme est mis de côté par les 156 sujets	78
Tableau 8 : Questions concernant l'expérience produit et les noms de variables associés	94
Tableau 9 : Questions concernant l'évaluation subjective et les noms de variables associés.....	96
Tableau 10 : Pourcentage de réponses correctes et score estimé de difficulté de Rasch pour chaque question.....	98
Tableau 11 : Tableau de fréquence caractérisant le panel (colonne de gauche) et les quatre groupes par sexe, âge, profession, consommation de vin et réponses aux questions binaires sur l'expérience du produit (Q1 à Q4). Le symbole (+) indique qu'une variable a été surexprimée dans le groupe par rapport à l'ensemble du panel tandis que (-) indique une variable sous-exprimée (v-test avec $\alpha=5\%$).....	101
Tableau 12 : Moyenne des scores obtenus pour les questions d'évaluation subjective et objective avec l'ensemble du panel (colonne de gauche) et selon les quatre groupes. Les p-value de l'ANOVA avec la partition en quatre groupes comme facteur sont indiquées entre parenthèses. Une lettre différente (de A à D) dans une colonne correspond à une différence significative entre les groupes (test de Newman-Keuls avec $\alpha=5\%$)	102
Tableau 13 : Fréquence relative (%) de termes d'odeurs inconnus par segment d'expertise et, dans la dernière colonne, la fréquence absolue pour l'ensemble du panel (n=taille des segments).....	109
Tableau 14 : Fréquence relative (%) de dénominations lors de la verbalisation en fonction du segment d'expertise (n=taille des segments)	111

Tableau 15 : Classes de termes d'odeur mis en évidence par l'algorithme pour le segment des sujets experts, avec un critère d'homogénéité égal à 80%.....	114
Tableau 16 : Classes de termes d'odeur mis en évidence par l'algorithme pour le segment des sujets novices, avec un critère d'homogénéité égal à 80%.....	115
Tableau 17 : Valeurs de la cohésion et de l'isolation de la partition sémantique obtenue dans chacun des segments d'expertise avec un critère d'homogénéité égal à 80%.....	118
Tableau 18 : Catégories des termes d'odeurs après réattribution des termes en fonction de leurs valeurs d'association (en gras, les termes qui ont été réattribués) et familles, ainsi que les titres des catégories et des familles.....	127
Tableau 19 : Questions de facilité d'utilisation de l'UPScale et traduction utilisée pour évaluer les interfaces.....	137
Tableau 20 : Résultats des quatre items du questionnaire UPScale (moyenne) et préférence (%) pour les trois interfaces	138
Tableau 21 : Liste des attributs du profil conventionnel.....	143
Tableau 22 : Tableau des fréquences de sexe, âge et profession du panel (n=66)	144
Tableau 23 : Procédure expérimentale pour les consommateurs du panel non-entraîné.....	145
Tableau 24 : Procédure expérimentale pour les professionnels et les étudiants du panel non-entraîné	145
Tableau 25 : Equivalences entre les attributs du panel entraîné et les attributs de la structure hiérarchique	154
Tableau 26 : Evolution du nombre d'attributs avec une intensité non nulle entre les données avant agrégation et après agrégation hiérarchique pour les attributs de familles et de catégories.....	160
Tableau 27 : Nombre de sujets par sujet retenus dans les données	162
Tableau 28 : Valeurs des p-value de l'effet produit dans un modèle de régression logistique portant sur la probabilité d'un attribut d'être sélectionné (les attributs avec une p-value inférieures à 5% sont présentées en gras)	164
Tableau 29 : Résultats d'appréciation générale, de facilité et de préférence entre les méthodes HRATA et profil conventionnel. Les p-value du test de Student sur les moyennes et du χ^2 pour la préférence sont présentées entre parenthèses	170
Tableau 30 : Fréquences de citations des qualités et défauts des méthodes HRATA et profil conventionnel par le panel non-entraîné.....	171

ANNEXES

ANNEXE A : Liste des références utilisées pour la sélection des descripteurs d'odeurs.....	200
ANNEXE B : Valeurs d'association pour tous les objets et toutes les classes de la partition \mathcal{P}	201
ANNEXE C : Questionnaire d'évaluation de l'expertise (les réponses correctes des questions objectives sont indiquées en gras)	203
ANNEXE D : Classes de termes d'odeurs mises en évidence par l'algorithme pour le segment des sujets confirmés avec un critère d'homogénéité égal à 80%	206
ANNEXE E : Classes de termes d'odeurs mises en évidence par l'algorithme pour le segment des sujets intermédiaires avec un critère d'homogénéité égal à 80%	207
ANNEXE F : Valeurs de cohésion et d'isolation pour les classes de termes d'odeurs et, en rouge, pour la partition globale pour les résultats des sujets du segment (a) experts, (b) confirmés, (c) intermédiaires et (d) novices.....	208
ANNEXE G : Valeurs d'association non-nulles pour les termes caramel, chocolat, miel, vanille, foin, laurier et thym. La barre en orange représente la valeur d'association pour la classe d'odeurs à laquelle le terme appartient	209

ANNEXE A : Liste des références utilisées pour la sélection des descripteurs d'odeurs

	Référence	Nombre de descripteurs	Hiérarchie entre les descripteurs
Roues des arôme	Aromaster, 2010	110	Oui
	Le COAM, 2017	79	Oui
	Noble et al., 1984	116	Oui
Livre	Rabourdin, 1991	307	Oui
Articles scientifiques	Bindon et al., 2014	23	Oui
	Caillé et al., 2017	83	Oui
	Coulon-Leroy et al., 2017	83	Oui
	Danner et al., 2017	14	Non
	Esti et al., 2010	41	Oui
	Franco-Luesma et al., 2016	27	Oui
	García-Muñoz et al., 2014	11	Non
	González-Álvarez et al., 2014	67	Oui
	Green et al., 2011	18	Non
	Herrero et al., 2016	9	Non
	King et al., 2013	84	Oui
	Lawrence et al., 2013	87	Oui
	Liu et al., 2016	39	Non
	Marciniak et al., 2013	17	Non
	McMahon, Diako, et al., 2017	13	Oui
	McMahon, Culver, et al., 2017	20	Oui
	Mora et al., 2018	9	Non
	Parr et al., 2016	48	Non
	Picard et al., 2015	68	Non
	Rognså et al., 2017	46	Oui
	Sánchez-Palomo et al., 2015	9	Non
	Sánchez-Palomo et al., 2017	11	Non
	Schüttler et al., 2015	85	Oui
	Sherman et al., 2017	15	Non
	Sonni et al., 2016	36	Oui
	Tchabo et al., 2017	22	Non
	Valentin et al., 2016	5	Non
Vilanova et al., 2010	5	Non	
Vilanova et al., 2013	22	Non	
Wang et al., 2016	15	Non	

ANNEXE B : Valeurs d'association pour tous les objets et toutes les classes de la partition \mathcal{P}

	Classes de la partition \mathcal{P}																					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	
abricot		0,00		0,06	0,91	0,13																
abricot sec		0,90		0,00	0,01	0,00																
acacia	0,95																				0,00	
agrume	0,00		0,98	0,04																		
alcool									0,15	1,00	0,00											
amande		0,98			0,00																	
ananas			0,05	0,87	0,00											0,00						
anis													0,41	0,00	0,14				0,08			
banane			0,04	0,75	0,02										0,00	0,06						
beurre							0,95															
bois													0,99	0,35				0,00	0,00			
bonbon anglais				0,02											0,09	0,01	0,14			0,02		
brûlé							0,01	0,88	0,02													
café							0,02	0,76	0,01							0,05					0,04	
cannelle														0,62	0,06				0,02	0,00		
caoutchouc									0,15	1,00	0,00											
caramel								0,00								0,72	0,43					
cassis				0,01	0,14	0,97																
cerise				0,01	0,14	0,97																
champignon											0,00	0,35	0,99					0,00	0,00			
chêne												0,99	0,35					0,00	0,00			
chimique									0,15	1,00	0,00											
chocolat							0,00	0,03								0,67	0,35				0,01	
citron	0,00		0,97	0,04																		
citron vert	0,00		0,97	0,04																		
clou de girofle														0,67	0,05				0,02	0,00		
cuir								0,00	0,68		0,01											
dissolvant à ongle									0,15	1,00	0,00											
épice															0,67	0,05			0,02	0,01		
figue		0,04		0,03	0,67	0,17																
fleur d'oranger	0,84		0,02																			
foin									0,00		0,00	0,01	0,00					0,43	0,97	0,02	0,01	
fraise				0,01	0,14	0,97																
framboise				0,01	0,14	0,97																
fruit à noyau		0,00		0,06	0,91	0,13																
fruit blanc		0,00		0,06	0,91	0,13																
fruit de la passion			0,05	0,87	0,00												0,00					
fruit jaune		0,00		0,07	0,91	0,13																
fruit mûr		0,00		0,01	0,28	0,75																
fruit noir				0,01	0,14	0,97																
fruit rouge				0,01	0,14	0,97																
fruit sec		0,97			0,00																	
fruit tropical			0,05	0,87	0,00												0,00					
fumé							0,01	0,86	0,03													
grillé							0,03	0,90	0,01							0,00						
groseille				0,01	0,14	0,97																
herbe												0,00	0,00					0,46	0,99	0,02	0,01	
herbe coupée												0,00	0,00					0,46	0,99	0,02	0,01	
jasmin	0,96																					
lactique							0,95															
laurier												0,00	0,02					0,02	0,03	0,76	0,00	0,59
levure							0,95															
liège													0,99	0,35				0,00	0,00			
lilas	0,96																					
litchi			0,05	0,87	0,00												0,00					
mangue			0,05	0,87	0,00												0,00					
melon		0,00	0,02	0,46	0,42	0,05											0,01					

ANNEXE C : Questionnaire d'évaluation de l'expertise (les réponses correctes des questions objectives sont indiquées en gras)

Q0. A quelle fréquence consommez-vous du vin ?

- a. Jamais ou presque
- b. Exceptionnellement (environ 1 à 10 fois par an) : mariages, Noël, ...
- c. Occasionnellement (environ 1 à 3 fois par mois) : fêtes ; soirées, ...
- d. Quasiment tous les week-ends
- e. Plusieurs fois par semaine
- f. Quotidiennement

I. Expérience produit

- Q1. Avez-vous ou suivez-vous actuellement une formation d'œnologie ou de dégustation de vin ? (formation universitaire, DNO, ...) ? OUI/NON
- Q2. Avez-vous eu une expérience professionnelle dans le domaine du vin ou travaillez-vous actuellement dans le domaine du vin ? OUI/NON
- Q3. Avez-vous ou faites-vous actuellement partie d'un club d'œnologie ? OUI/NON
- Q4. Avez-vous déjà lu des ouvrages ou des revues sur le vin ? OUI/NON

II. Evaluation subjective

Pour chacune des questions, réponse à l'aide d'une échelle de Likert en 7 points :

<input type="checkbox"/>						
<i>Pas du tout</i>	<i>Pas d'accord</i>	<i>Plutôt pas</i>	<i>Ni d'accord, ni</i>	<i>Plutôt</i>	<i>D'accord</i>	<i>Tout à fait</i>
<i>d'accord</i>		<i>d'accord</i>	<i>pas d'accord</i>	<i>d'accord</i>		<i>d'accord</i>

- Q5. Je ne comprends pas grand-chose au vin
- Q6. J'ai confiance dans mes connaissances sur le vin
- Q7. Parmi mes amis, je suis considéré comme l'expert en vin
- Q8. Je connais moins de choses sur le vin que les autres

III. Evaluation objective

Q9-Q16. Indiquez la couleur des variétés de raisins (cépages) suivantes :

Chardonnay	Rouge	Blanc	Je ne sais pas
Syrah	Rouge	Blanc	Je ne sais pas
Merlot	Rouge	Blanc	Je ne sais pas
Chambourcin	Rouge	Blanc	Je ne sais pas
Riesling	Rouge	Blanc	Je ne sais pas
Sémillon	Rouge	Blanc	Je ne sais pas
Gewurstraminer	Rouge	Blanc	Je ne sais pas
Grenache	Rouge	Blanc	Je ne sais pas

Q17. Quels sont les cépages les plus utilisés dans le monde ?

- **Chardonnay et Cabernet Sauvignon**
- Pinot noir et Sauvignon blanc
- Gamay et Chardonnay
- Pinot noir et Chardonnay
- Je ne sais pas

Q18. Quels sont les cépages principalement utilisés pour produire du vin rouge de Bordeaux ?

- Sauvignon Blanc et Pinot Noir
- Chardonnay et Sémillon
- **Cabernet Sauvignon et Merlot**
- Cabernet et Pinot Noir
- Je ne sais pas

Q19. Avec quels cépages le Champagne est-il fait ?

- Riesling et Chardonnay
- Syrah et Cabernet Sauvignon
- **Chardonnay et Pinot noir**
- Grenache et Sémillon
- Sauvignon blanc
- Je ne sais pas

Q20. Quelle est la couleur de la chair/pulpe d'un raisin Pinot Noir ?

- Rouge
- Rosé
- **Blanche**
- Jaune
- Pourpre
- Je ne sais pas

Q21. Parmi les arômes suivants, lesquels caractérisent le Cabernet Sauvignon ?

- Violette, framboise, poivron, épices, cuir
- Cerise, prune, épice
- **Baies rouges, poivron vert, chocolat noir, tabac**
- Poivre vert, fraise, framboise, cassis, bois de ronce
- Je ne sais pas

Q22. Parmi les arômes suivants, lesquels caractérisent le Chardonnay ?

- **Pomme, agrume, ananas, caramel, minéral, beurre**
- Pomme verte, coing, fruit de la passion, huile, toast
- Litchi, gingembre, cardamome, rose
- Foin, citron vert, abricot, musc
- Je ne sais pas

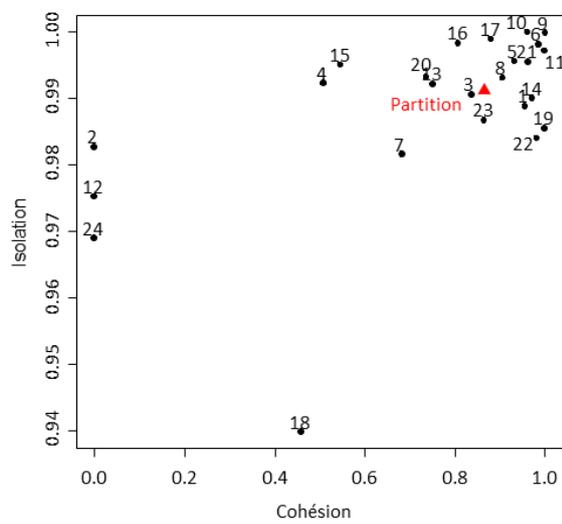
ANNEXE D : Classes de termes d'odeurs mises en évidence par l'algorithme pour le segment des sujets confirmés avec un critère d'homogénéité égal à 80%

Numéro de la classe	Termes d'odeur inclus dans la classe
Classe 1	laurier - menthe - thym
Classe 2	olive noire - poivron vert
Classe 3	caramel - chocolat - miel - vanille
Classe 4	café - thé
Classe 5	beurre - lactique - levure - pain
Classe 6	cuir - tabac
Classe 7	brûlé - fumé - grillé - pain grillé
Classe 8	alcool - caoutchouc - chimique - dissolvant à ongle - pétrole - sueur - sulfure - vinaigre
Classe 9	minéral - poussière - silex
Classe 10	foin - herbe - herbe coupée - vert
Classe 11	bois - chêne - liège - pin
Classe 12	champignon - moisi - sous-bois - terreux - truffe
Classe 13	anis - bonbon anglais - réglisse
Classe 14	cannelle - clou de girofle - épice - poivre
Classe 15	acacia - fleur d'oranger - jasmin - lilas - rose - violette
Classe 16	amande - fruit sec - noisette - noix
Classe 17	agrume - citron - citron vert - orange - pamplemousse
Classe 18	ananas - banane - fruit de la passion - fruit tropical - litchi - mangue - noix de coco
Classe 19	abricot sec - figue
Classe 20	abricot - fruit à noyau - fruit blanc - fruit jaune - melon - pêche - poire - pomme - prune - raisin
Classe 21	cassis - cerise - fraise - framboise - fruit mûr - fruit noir - fruit rouge - groseille - mûre - myrtille

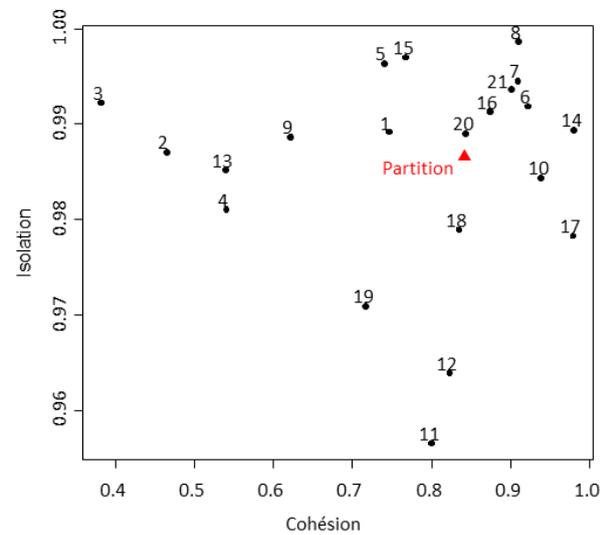
ANNEXE E : Classes de termes d'odeurs mises en évidence par l'algorithme pour le segment des sujets intermédiaires avec un critère d'homogénéité égal à 80%

Numéro de la classe	Termes d'odeur inclus dans la classe
Classe 1	cannelle - clou de girofle - épice - poivre - vanille
Classe 2	bonbon anglais - caramel
Classe 3	chocolat - miel
Classe 4	abricot sec - amande - fruit sec - noisette - noix
Classe 5	agrume - citron - citron vert - fleur d'oranger - orange - pamplemousse
Classe 6	ananas - banane - fruit de la passion - fruit tropical - litchi - mangue - melon - noix de coco
Classe 7	abricot - figue - fruit à noyau - fruit blanc - fruit jaune - pêche - poire - pomme - prune
Classe 8	cassis - cerise - fraise - framboise - fruit mûr - fruit noir - fruit rouge - groseille - mûre - myrtille - raisin
Classe 9	cuir - tabac
Classe 10	brûlé - café - fumé - grillé - pain grillé
Classe 11	beurre - lactique
Classe 12	levure - pain
Classe 13	alcool - caoutchouc - chimique - dissolvant à ongle - pétrole - sueur - sulfure - vinaigre
Classe 14	minéral - silex
Classe 15	moisi - poussière
Classe 16	foin - herbe - herbe coupée - vert
Classe 17	bois - champignon - chêne - liège - pin - sous-bois - terreux - truffe
Classe 18	acacia - jasmin - lilas - rose - violette
Classe 19	laurier - thym
Classe 20	olive noire - poivron vert
Classe 21	anis - réglisse
Classe 22	menthe - thé

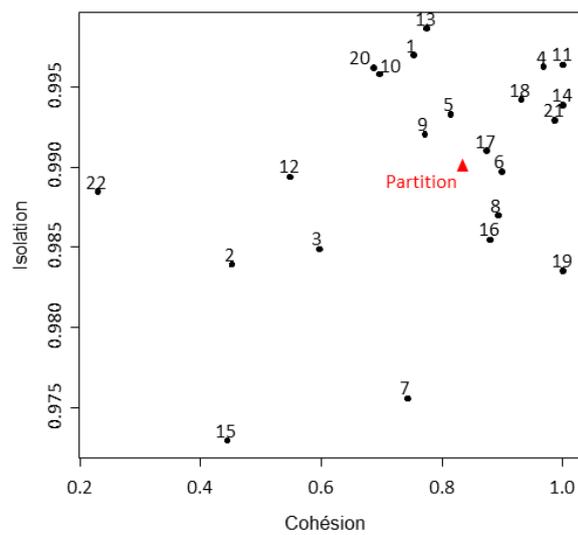
ANNEXE F : Valeurs de cohésion et d'isolation pour les classes de termes d'odeurs et, en rouge, pour la partition globale pour les résultats des sujets du segment (a) experts, (b) confirmés, (c) intermédiaires et (d) novices



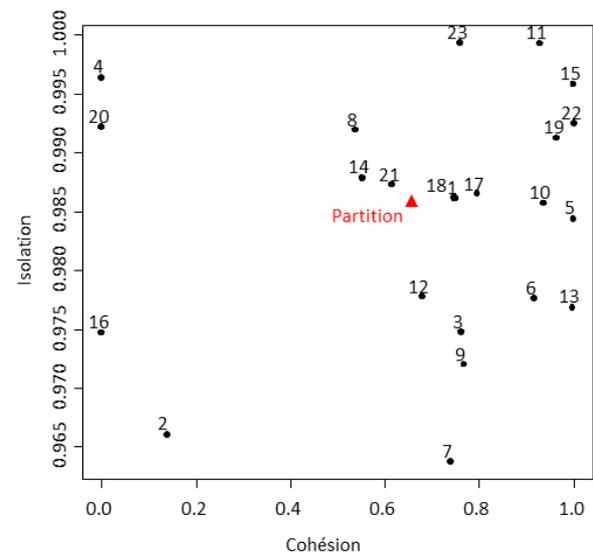
(a)



(b)

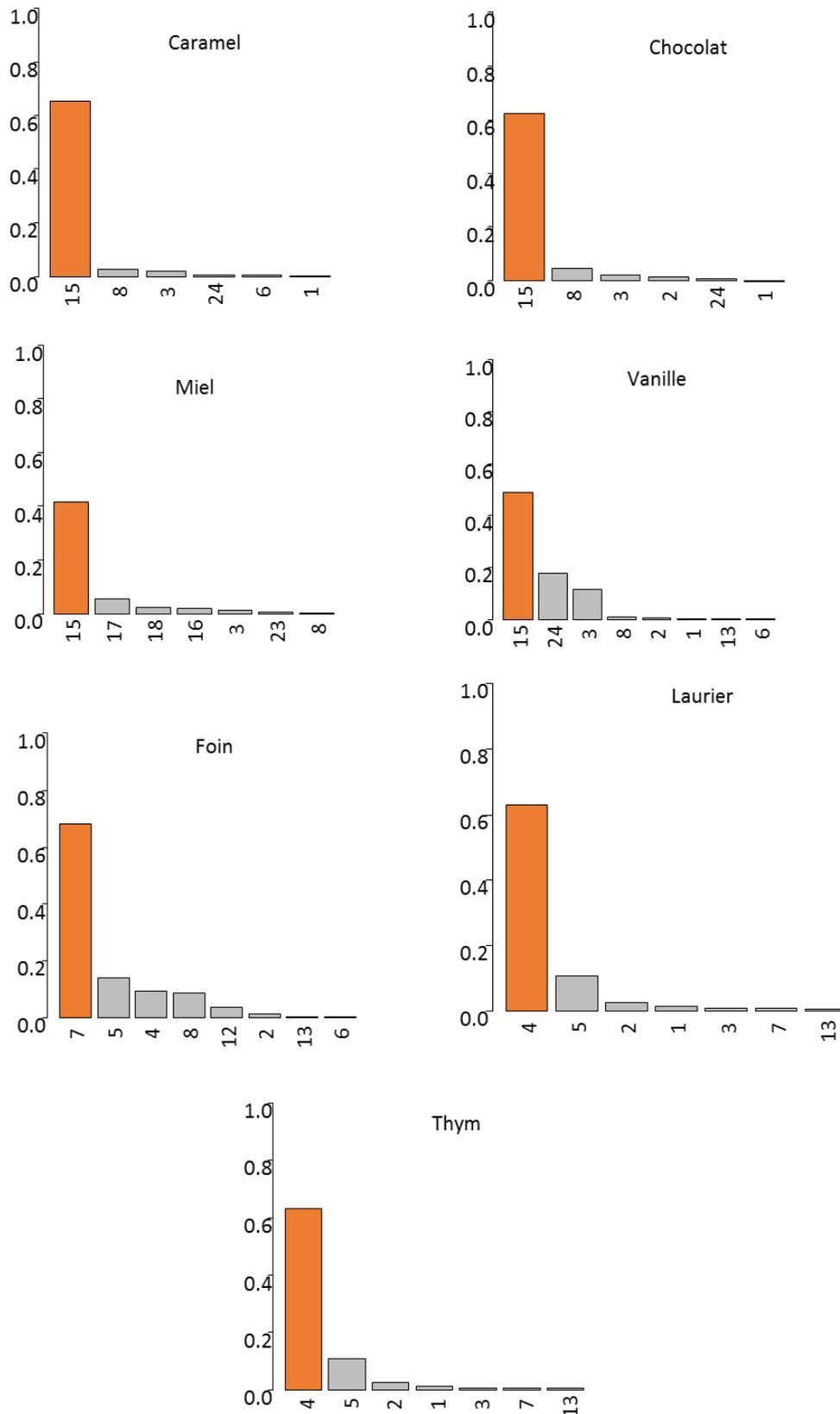


(c)



(d)

ANNEXE G : Valeurs d'association non-nulles pour les termes caramel, chocolat, miel, vanille, foin, laurier et thym. La barre en orange représente la valeur d'association pour la classe d'odeurs à laquelle le terme appartient



RÉFÉRENCES

A

- Abdi, H. (1990). Additive-tree representations. In *Trees and Hierarchical Structures* (p. 43-59). Springer.
- Abdi, H., Valentin, D., Chollet, S., & Chrea, C. (2007). Analyzing assessors and products in sorting tasks: DISTATIS, theory and applications. *Food Quality and Preference*, *18*(4), 627-640. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2006.09.003>
- Adams, J., Williams, A., Lancaster, B., & Foley, M. (2007). Advantages and uses of check-all-that-apply response compared to traditional scaling of attributes for salty snacks. 16.
- Agrawal, R., Imieliński, T., & Swami, A. (1993). Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases. *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, 207–216. <https://doi.org/10.1145/170035.170072>
- Agresti, A. (2018). *An Introduction to Categorical Data Analysis* (3rd éd.). Wiley-Blackwell.
- Antúnez, L., Machín, L., Ares, G., & Jaeger, S. R. (2019). Visual attention to rate-all-that-apply (RATA) questions: A case study with apple images as food stimuli. *Food Quality and Preference*, *72*, 136-142. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2018.10.007>
- Aqueveque, C. (2017). Ignorant experts and erudite novices: Exploring the Dunning-Kruger effect in wine consumers. *Food Quality and Preference*, *65*, 181-184. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2017.12.007>
- Ares, G., Bruzzone, F., Vidal, L., Cadena, R. S., Giménez, A., Pineau, B., Hunter, D. C., Paisley, A. G., & Jaeger, S. R. (2014). Evaluation of a rating-based variant of check-all-that-apply questions: Rate-all-that-apply (RATA). *Food Quality and Preference*, *36*, 87-95. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2014.03.006>
- Ares, G., Picallo, A., Coste, B., Antúnez, L., Vidal, L., Giménez, A., & Jaeger, S. R. (2018). A comparison of RATA questions with descriptive analysis: Insights from three studies with complex/similar products. *Journal of Sensory Studies*, *33*(5), e12458. <https://doi.org/10.1111/joss.12458>
- Ares, G., & Varela, P. (2017). Trained vs. consumer panels for analytical testing: Fueling a long lasting debate in the field. *Food Quality and Preference*, *61*, 79-86. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2016.10.006>
- Aromaster. (2010). *Wine Aroma Wheel by Aromaster*. Consulté le 20 novembre 2019, à l'adresse <https://aromaster.com/fr/produit/roue-des-aromes-du-vin/>
- Ashton, R. H. (2017). Dimensions of Expertise in Wine Evaluation. *Journal of Wine Economics*, *12*(1), 59-83. <https://doi.org/10.1017/jwe.2016.27>
- Assila, A., & Ezzedine, H. (2016). Standardized usability questionnaires: Features and quality focus. *Electronic Journal of Computer Science and Information Technology: eJCIST*, *6*(1).
- Aubry, V., Schlich, P., Issanchou, S., & Etiévant, P. (1999). Comparison of wine discrimination with orthonasal and retronasal profilings. Application to Burgundy Pinot Noir wines. *Food Quality and Preference*, *10*(4), 253-259. [https://doi.org/10.1016/S0950-3293\(99\)00021-X](https://doi.org/10.1016/S0950-3293(99)00021-X)
- Aurier, P., & Ngobo, P.-V. (1999). Assessment of Consumer Knowledge and Its Consequences: A Multi-Component Approach. *ACR North American Advances*, NA-26. <https://www.acrwebsite.org/volumes/8321/volumes/v26/NA-26/full>

B

- Ballester, J., Patris, B., Symoneaux, R., & Valentin, D. (2008). Conceptual vs. perceptual wine spaces: Does expertise matter? *Food Quality and Preference*, 19(3), 267-276. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2007.08.001>
- Bangor, A., Kortum, P. T., & Miller, J. T. (2008). An empirical evaluation of the system usability scale. *Intl. Journal of Human-Computer Interaction*, 24(6), 574-594.
- Baron, J., Gürçay, B., Moore, A. B., & Starcke, K. (2012). Use of a Rasch model to predict response times to utilitarian moral dilemmas. *Synthese*, 189(1), 107-117.
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1), 1-48. <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- Béguin, P., & Costermans, J. (1994). Le traitement de l'information olfactive. *L'année psychologique*, 94(1), 99-121.
- Bel Mufti, G., Bertrand, P., & El Moubarki, L. (2012). *Decomposition of the Rand index in order to assess both the stability and the number of clusters of a partition*. hal-00707357.
- Bende, M., & Nordin, S. (1997). Perceptual learning in olfaction: Professional wine tasters versus controls. *Physiology & Behavior*, 62(5), 1065-1070.
- Berland, A., Gaillard, P., Guidetti, M., & Barone, P. (2015). Perception of Everyday Sounds: A Developmental Study of a Free Sorting Task. *PLOS ONE*, 10(2), e0115557. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0115557>
- Bertrand, P., & Bel Mufti, G. (2006). Loevinger's measures of rule quality for assessing cluster stability. *Computational Statistics and Data Analysis*, 50(4), 1220-1236.
- Bindon, K., Holt, H., Williamson, P. O., Varela, C., Herderich, M., & Francis, I. L. (2014). Relationships between harvest time and wine composition in *Vitis vinifera* L. cv. Cabernet Sauvignon 2. Wine sensory properties and consumer preference. *Food Chemistry*, 154, 90-101. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2013.12.099>
- Biosystèmes®. (1990). *FIZZ: Logiciel de gestion de l'analyse sensorielle et des tests consommateurs*.
- Blancher, G., Chollet, S., Kesteloot, R., Hoang, D. N., Cuvelier, G., & Sieffermann, J.-M. (2007). French and Vietnamese: How do they describe texture characteristics of the same food? A case study with jellies. *Food Quality and Preference*, 18(3), 560-575. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2006.07.006>
- Blancher, G., Clavier, B., Egoroff, C., Duineveld, K., & Parcon, J. (2012). A method to investigate the stability of a sorting map. *Food Quality and Preference*, 23(1), 36-43. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2011.06.010>
- Blouin, J., & Cruège, J. (Éds.). (2008). *Analyse et composition des vins. Comprendre le vin*. Dunod.
- Bojanowski, V., & Hummel, T. (2012). Retronasal perception of odors. *Physiology & Behavior*, 107(4), 484-487. <https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2012.03.001>
- Brard, M., & Lê, S. (2019). The Sequential Agglomerative Sorting task, a new methodology for the sensory characterization of large sets of products. *Journal of Sensory Studies*, 34(5), e12527. <https://doi.org/10.1111/joss.12527>
- Brooke, J. (1996). SUS-A quick and dirty usability scale. *Usability evaluation in industry*, 189(194), 4-7.
- Brucks, M. (1985). The effects of product class knowledge on information search behavior. *Journal of consumer research*, 12(1), 90-98.
- Buneman, P. (1971). The Recovery of Trees from Measures of Dissimilarity. *Mathematics the the Archeological and Historical Sciences: Proceedings of the Anglo-Romanian Conference, Mamaia, 1970*, 387-395.

C

- Cadore, M., & Husson, F. (2013). Construction and evaluation of confidence ellipses applied at sensory data. *Food Quality and Preference*, 28(1), 106-115. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2012.09.005>

- Cadoret, M., Lê, S., & Pagès, J. (2009). A Factorial Approach for Sorting Task data (FAST). *Food Quality and Preference*, 20(6), 410-417. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2009.02.010>
- Cadoret, M., Lê, S., & Pagès, J. (2011). Statistical analysis of hierarchical sorting data. *Journal of Sensory Studies*, 26(2), 96-105. <https://doi.org/10.1111/j.1745-459X.2010.00326.x>
- Cadot, Y., Caillé, S., Samson, A., Barbeau, G., & Cheynier, V. (2010). Sensory dimension of wine typicality related to a terroir by Quantitative Descriptive Analysis, Just About Right analysis and typicality assessment. *Analytica Chimica Acta*, 660(1-2), 53-62. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2009.10.006>
- Caillé, S., Salmon, J.-M., Bouvier, N., Roland, A., & Samson, A. (2017). Modification of the olfactory sensory characteristics of Chardonnay wine through the increase in sotolon concentration. *Food Quality and Preference*, 56(Part A), 225-230. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2016.08.001>
- Cain, W. S. (1979). To know with the nose: Keys to odor identification. *Science (New York, N.Y.)*, 203(4379), 467-470. <https://doi.org/10.1126/science.760202>
- Cain, W. S., de Wijk, R., Lulejian, C., Schiet, F., & See, L.-C. (1998). Odor identification: Perceptual and semantic dimensions. *Chemical Senses*, 23(3), 309-326. <https://doi.org/10.1093/chemse/23.3.309>
- Campo, E., Ballester, J., Langlois, J., Dacremont, C., & Valentin, D. (2010). Comparison of conventional descriptive analysis and a citation frequency-based descriptive method for odor profiling: An application to Burgundy Pinot noir wines. *Food Quality and Preference*, 21(1), 44-55. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2009.08.001>
- Candau, J. (2005). *Vin, arômes, couleurs et descripteurs sensoriels. Quel partage de la dégustation ? MEI - Médiation et information, L'Harmatta*
- Candau, J. (2016). L'anthropologie des odeurs : Un état des lieux. *Bulletin d'études orientales*, 1, 43-61.
- Candau, J., & Wathélet, O. (2011a). Les catégories d'odeurs en sont-elles vraiment ? *Langages*, 1, 37-52.
- Capone, S., Tufariello, M., & Siciliano, P. (2013). Analytical characterisation of Negroamaro red wines by "Aroma Wheels". *Food Chemistry*, 141(3), 2906-2915. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2013.05.105>
- Cariou, V., & Qannari, E. M. (2018). Statistical treatment of free sorting data by means of correspondence and cluster analyses. *Food Quality and Preference*, 68, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2018.01.011>
- Cariou, V., Qannari, E. M., Rutledge, D. N., & Vigneau, E. (2018). ComDim: From multiblock data analysis to path modeling. *Food Quality and Preference*, 67, 27-34. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2017.02.012>
- Cavalli-Sforza, L. L., & Edwards, A. W. F. (1967). Phylogenetic Analysis: Models and Estimation Procedures. *Evolution*, 21(3), 550-570. <https://doi.org/10.1111/j.1558-5646.1967.tb03411.x>
- Chacón-Rodríguez, L., Wong, J. T., & Smith, T. H. (2001). Sensory evaluation of experimental wines with limited resources. *Proceedings of the ASEV 50th Anniversary Annual Meeting, Seattle, Washington, June 19-23, 2000, 2001, ISBN 0-9630711-4-9, Págs. 15-18*, 15-18. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=590570>
- Charters, S., & Gallo, J. (2014). *Wine business management*. Pearson France.
- Cholet, S., & Valentin, D. (2000). Le degré d'expertise a-t-il une influence sur la perception olfactive ? Quelques éléments de réponse dans le domaine du vin. *L'année psychologique*, 100(1), 11-36.
- Chollet, S., Lelièvre, M., Abdi, H., & Valentin, D. (2011). Sort and beer : Everything you wanted to know about the sorting task but did not dare to ask. *Food Quality and Preference*, 22(6), 507-520. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2011.02.004>
- Chollet, S., Valentin, D., & Abdi, H. (2014). Free Sorting Task. In Paula Varela & G. Ares (Éds.), *Novel Techniques in Sensory Characterization and Consumer Profiling* (p. 207-228). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b16853-9>

- Chrea, C., Valentin, D., Sulmont-Rossé, C., Ly Mai, H., Hoang Nguyen, D., & Abdi, H. (2004). Culture and odor categorization: Agreement between cultures depends upon the odors. *Food Quality and Preference*, *15*(7), 669-679. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2003.10.005>
- Chrea, C., Valentin, D., Sulmont-Rossé, C., Nguyen, D., & Abdi, H. (2005). Semantic, typicality and odor representation: A cross-cultural study. *Chemical Senses*, *30*, 37-49. <https://doi.org/10.1093/chemse/bjh255>
- Cordier, F. (1986). La catégorisation naturelle : Niveau de base et typicalité. *Revue française de pédagogie*, *77*(1), 61-70. <https://doi.org/10.3406/rfp.1986.1494>
- Coulon-Leroy, C., Symoneaux, R., Lawrence, G., Mehinagic, E., & Maitre, I. (2017). Mixed Profiling: A new tool of sensory analysis in a professional context. Application to wines. *Food Quality and Preference*, *57*, 8-16. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2016.11.005>
- Coulon-Leroy, C., Symoneaux, R., Chrétien, P., Perrin, A., & Siret, R. (2017). *Typicité sensorielle de vins de l'AOC Coteaux du Layon et acceptabilité par les acteurs (professionnels et consommateurs) de vins avec des titres d'alcool volumiques plus faibles*. 40th World Congress of Vine and Wine.
- Courcoux, P., Faye, & Qannari, E. M. (2014). Determination of the consensus partition and cluster analysis of subjects in a free sorting task experiment. *Food Quality and Preference*, *32*, 107-112. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.05.004>
- Courcoux, P., Qannari, E., & Faye, P. (2015). Free sorting as a sensory profiling technique for product development. In *Rapid Sensory Profiling Techniques* (p. 153-185). Elsevier.
- Courcoux, P., Qannari, E., Taylor, Y., Buck, D., & Greenhoff, K. (2012). Taxonomic free sorting. *Food Quality and Preference*, *23*(1), 30-35. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2011.04.001>
- Croijmans, I., Hendrickx, I., Lefever, E., Majid, A., & Bosch, A. V. D. (2019). Uncovering the language of wine experts. *Natural Language Engineering*, *1*-20. <https://doi.org/10.1017/S1351324919000500>
- Croijmans, I., & Majid, A. (2016). Not All Flavor Expertise Is Equal: The Language of Wine and Coffee Experts. *PLOS ONE*, *11*(6), e0155845. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0155845>
- Cunningham, J. P. (1978). Free trees and bidirectional trees as representations of psychological distance. *Journal of Mathematical Psychology*, *17*(2), 165-188. [https://doi.org/10.1016/0022-2496\(78\)90029-9](https://doi.org/10.1016/0022-2496(78)90029-9)
- Cunningham, M., & Crady, C. A. (1971). Identification of olfactory dimensions by semantic differential technique. *Psychonomic Science*, *23*(6), 387-388. <https://doi.org/10.3758/BF03332630>

D

- Danner, L., Crump, A. M., Croker, A., Gambetta, J. M., Johnson, T. E., & Bastian, S. E. P. (2017). Comparison of Rate-All-That-Apply (RATA) and Descriptive Analysis (DA) for the Sensory Profiling of Wine. *American Journal of Enology and Viticulture*. <https://doi.org/10.5344/ajev.2017.17052>
- Danner, L., Johnson, T. E., Ristic, R., Meiselman, H. L., & Bastian, S. E. P. (2017). "I like the sound of that!" Wine descriptions influence consumers' expectations, liking, emotions and willingness to pay for Australian white wines. *Food Research International*, *99*, 263-274. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2017.05.019>
- Darriet, P., & Pons, A. (2017). Wine. In A. Buettner (Éd.), *Springer Handbook of Odor* (p. 25-26). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26932-0_8
- David, S., Dubois, D., Rouby, C., & Schaal, B. (1997). L'expression des odeurs en français : Analyse lexicale et représentation cognitive. *Intellectica*, *24*(1), 51-83.
- David, S., & Rouby, C. (2002). Groupements d'odeurs ou catégories ? Questions de méthodologie. *Cahiers du LCPE*.
- Dehlholm, C. (2015). Free multiple sorting as a sensory profiling technique. In *Rapid Sensory Profiling Techniques* (p. 187-196). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1533/9781782422587.2.187>

- Dehlholm, C., Brockhoff, P. B., & Bredie, W. L. P. (2012). Confidence ellipses: A variation based on parametric bootstrapping applicable on Multiple Factor Analysis results for rapid graphical evaluation. *Food Quality and Preference*, 26(2), 278-280. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2012.04.010>
- Derks, E. P. P. A., Westerhuis, J. A., Smilde, A. K., & King, B. M. (2003). An introduction to Multi-block Component Analysis by means of a flavor language case study. *Food Quality and Preference*, 14(5), 497-506. [https://doi.org/10.1016/S0950-3293\(03\)00009-0](https://doi.org/10.1016/S0950-3293(03)00009-0)
- Diday, E., & Simon, J. C. (1976). Clustering Analysis. In K. S. Fu (Éd.), *Digital Pattern Recognition* (p. 47-94). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-96303-2_3
- Diday, Edwin. (1971). Une nouvelle méthode en classification automatique et reconnaissance des formes la méthode des nuées dynamiques. *Revue de statistique appliquée*, 19(2), 19-33.
- Diesendruck, G., & Gelman, S. A. (1999). Domain differences in absolute judgments of category membership: Evidence for an essentialist account of categorization. *Psychonomic Bulletin & Review*, 6(2), 338-346. <https://doi.org/10.3758/BF03212339>
- Dobson, A. J., & Barnett, A. (2008). *An Introduction to Generalized Linear Models, Third Edition* (3^e éd.). Chapman and Hall/CRC.
- Dodd, T. H., Laverie, D. A., Wilcox, J. F., & Duhan, D. F. (2005). Differential effects of experience, subjective knowledge, and objective knowledge on sources of information used in consumer wine purchasing. *Journal of Hospitality and Tourism Research*, 29(1), 3-19.
- Doty, R. L., & Kamath, V. (2014). The influences of age on olfaction: A review. *Frontiers in Psychology*, 5. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.00020>
- Drake, M. A., & Civille, G. (2003). Flavor lexicons. *Comprehensive reviews in food science and food safety*, 2(1), 33-40.
- Dravnieks, A. (1982). Odor quality: Semantically generated multidimensional profiles are stable. *Science (New York, N.Y.)*, 218(4574), 799-801. <https://doi.org/10.1126/science.7134974>
- Dravnieks, Andrew. (1985). *Atlas of Odor Character Profiles*. American Society for Testing & Materials.
- Dubois, D. (2000). Categories as acts of meaning: The case of categories in olfaction and audition. *Cognitive science quarterly*, 1(1), 35-68.
- Editions Jean Lenoir. (s. d.). *Le Nez du Vin* (Editions Jean Lenoir).

E

- El Moubarki, L. (2009). *Décomposition et évaluation des mesures de stabilité d'un partitionnement* [Thesis, Paris 9]. <http://www.theses.fr/2009PA090035>
- Engen, T. (1987). Remembering odors and their names. *American Scientist*, 75(5), 497-503.
- Ericsson, K. A. (2005). Recent advances in expertise research: A commentary on the contributions to the special issue. *Applied Cognitive Psychology*, 19(2), 233-241. <https://doi.org/10.1002/acp.1111>
- Esti, M., Airola, R. L. G., Moneta, E., Paperaio, M., & Sinesio, F. (2010). Qualitative data analysis for an exploratory sensory study of grechetto wine. *Analytica Chimica Acta*, 660(1), 63-67. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2009.10.014>
- Everitt, B. S., Landau, S., & Leese, M. (2001). *Cluster Analysis*. Taylor & Francis.

F

- Faye, Courcoux, P., Giboreau, A., & Qannari, E. M. (2013). Assessing and taking into account the subjects' experience and knowledge in consumer studies. Application to the free sorting of wine glasses. *Food Quality and Preference*, 28(1), 317-327. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2012.09.001>

- Faye, P., Brémaud, D., Durand Daubin, M., Courcoux, P., Giboreau, A., & Nicod, H. (2004). Perceptive free sorting and verbalization tasks with naive subjects: An alternative to descriptive mappings. *Food Quality and Preference*, *15*(7), 781-791. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2004.04.009>
- Ferreira, V. (2010). 1—Volatile aroma compounds and wine sensory attributes. In A. G. Reynolds (Éd.), *Managing Wine Quality* (p. 3-28). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1533/9781845699284.1.3>
- Ferreira, V. (2012). *Bases moléculaires de l'arôme du vin*. 5-6.
- Ferreira, V., Campo, E., Herrero, P., de la Fuente, A., & Fernández-Zurbano, P. (2016). Sensory interactions between six common aroma vectors explain four main red wine aroma nuances. *Food Chemistry*, *199*(Supplement C), 447-456. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.12.048>
- Fitch, W. M., & Margoliash, E. (1967). Construction of Phylogenetic Trees. *Science*, *155*(3760), 279-284. <https://doi.org/10.1126/science.155.3760.279>
- Flynn, L. R., & Goldsmith, R. E. (1999). A Short, Reliable Measure of Subjective Knowledge. *Journal of Business Research*, *46*(1), 57-66. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(98\)00057-5](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(98)00057-5)
- Forbes, S., Cohen, D., & Dean, D. (2008). *An assessment of wine knowledge amongst global consumers*. 4th International Conference of the Academy of Wine Business Research.
- Fox, J., & Weisberg, S. (2018). *An R Companion to Applied Regression*. SAGE Publications.
- Franco-Luesma, E., Sáenz-Navajas, M.-P., Valentin, D., Ballester, J., Rodrigues, H., & Ferreira, V. (2016). Study of the effect of H₂S, MeSH and DMS on the sensory profile of wine model solutions by Rate-All-That-Apply (RATA). *Food Research International*, *87*, 152-160. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2016.07.004>

G

- Gambette, P., Gala, N., & Nasr, A. (2012). Longueur de branches et arbres de mots. *Corpus*, *11*, Article 11. <http://journals.openedition.org/corpus/2245>
- García-Muñoz, S., Muñoz-Organero, G., Fernández-Fernández, E., & Cabello, F. (2014). Sensory characterisation and factors influencing quality of wines made from 18 minor varieties (*Vitis vinifera* L.). *Food Quality and Preference*, *32*, 241-252. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.09.005>
- Gawel, R. (1997). The Use of Language by Trained and Untrained Experienced Wine Tasters. *Journal of Sensory Studies*, *12*(4), 267-284. <https://doi.org/10.1111/j.1745-459X.1997.tb00067.x>
- Gawel, R., Oberholster, A., & Francis, I. L. (2000). A 'Mouth-feel Wheel': Terminology for communicating the mouth-feel characteristics of red wine. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, *6*(3), 203-207.
- Ghaziri, A. E., Cariou, V., Rutledge, D. N., & Qannari, E. M. (2016). Analysis of multiblock datasets using ComDim: Overview and extension to the analysis of (K + 1) datasets. *Journal of Chemometrics*, *30*(8), 420-429. <https://doi.org/10.1002/cem.2810>
- Giacalone, D., & Hedelund, P. I. (2016). Rate-all-that-apply (RATA) with semi-trained assessors: An investigation of the method reproducibility at assessor-, attribute- and panel-level. *Food Quality and Preference*, *51*, 65-71. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2016.02.017>
- Giboreau, A., Dacremont, C., Egoroff, C., Guerrand, S., Urdapilleta, I., Candel, D., & Dubois, D. (2007). Defining sensory descriptors: Towards writing guidelines based on terminology. *Food Quality and Preference*, *18*(2), 265-274. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2005.12.003>
- Glatre, E. (2014). *Lexique de la vigne et du vin : Français/Anglais - Anglais/Français* (Bilingual). Dunod.
- Gonzalez, L. A., Bishop-Hurley, G. J., Handcock, R. N., & Crossman, C. (2015). Behavioral classification of data from collars containing motion sensors in grazing cattle. *Computers and Electronics in Agriculture*, *110*, 91-102. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2014.10.018>
- González-Álvarez, M., Noguerol-Pato, R., González-Barreiro, C., Cancho-Grande, B., & Simal-Gándara, J. (2014). Sensory description of sweet wines obtained by the winemaking procedures of

- raising, botrytisation and fortification. *Food Chemistry*, 145, 1021-1030. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2013.09.028>
- Gower, J. C. (1975). Generalized procrustes analysis. *Psychometrika*, 40(1), 33-51. <https://doi.org/10.1007/BF02291478>
- Grabisch, M., & Perny, P. (2003). Agrégation multicritère. In *Logique floue, principes, aide à la décision : Vol. Traité IC2, série Informatique et Systèmes d'Information* (Hermès-Lavoisier, p. 81-120).
- Green, J. A., Parr, W. V., Breitmeyer, J., Valentin, D., & Sherlock, R. (2011). Sensory and chemical characterisation of Sauvignon blanc wine: Influence of source of origin. *Food Research International*, 44(9), 2788-2797. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2011.06.005>
- Guastavino, C. (2007). Categorization of environmental sounds. *Canadian Journal of Experimental Psychology*, 61(1), 54-63.
- Guénoche, A. (2011). Consensus of partitions: A constructive approach. *Advances in data analysis and classification*, 5(3), 215-229.
- Guénoche, A. (2012). Sur le consensus en catégorisation libre. *Mathématiques et sciences humaines. Mathematics and social sciences*, 197, 65-82.
- Guénoche, A., & Garreta, H. (2002). Representation and evaluation of partitions. In *Classification, Clustering, and Data Analysis* (p. 131-138). Springer.
- Guénoche, A., & Garreta, H. (2001). Can we have confidence in a Tree Representation? In O. Gascuel & M.-F. Sagot (Éds.), *Computational Biology* (p. 45-56). Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-45727-5_5

H

- Hayakawa, F., Kazami, Y., Wakayama, H., Oboshi, R., Tanaka, H., Maeda, G., Hoshino, C., Iwawaki, H., & Miyabayashi, T. (2010). Sensory Lexicon of Brewed Coffee for Japanese Consumers, Untrained Coffee Professionals and Trained Coffee Tasters. *Journal of Sensory Studies*, 25(6), 917-939. <https://doi.org/10.1111/j.1745-459X.2010.00313.x>
- Herrero, P., Sáenz-Navajas, P., Culleré, L., Ferreira, V., Chatin, A., Chaperon, V., Litoux-Desrues, F., & Escudero, A. (2016). Chemosensory characterization of Chardonnay and Pinot Noir base wines of Champagne. Two very different varieties for a common product. *Food Chemistry*, 207, 239-250. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2016.03.068>
- Holley, A. (1997). Le physiologiste et la catégorisation des odeurs. *Intellectica*, 24(1), 21-27. <https://doi.org/10.3406/intel.1997.1545>
- Honoré-Chedozeau, C., Lelièvre-Desmas, M., Ballester, J., Chollet, S., & Valentin, D. (2017). Knowledge representation among assessors through free hierarchical sorting and a semi-directed interview: Exploring Beaujolais wines. *Food Quality and Preference*, 57(Supplement C), 17-31. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2016.11.008>
- Hubert, L., & Arabie, P. (1985). Comparing partitions. *Journal of Classification*, 2(1), 193-218. <https://doi.org/10.1007/BF01908075>
- Hughson, A. L., & Boakes, R. A. (2001). Perceptual and cognitive aspects of wine expertise. *Australian Journal of Psychology*, 53(2), 103-108. <https://doi.org/10.1080/00049530108255130>
- Hughson, A. L., & Boakes, R. A. (2009). Passive perceptual learning in relation to wine : Short-term recognition and verbal description. *Quarterly Journal of Experimental Psychology (2006)*, 62(1), 1-8. <https://doi.org/10.1080/17470210802214890>
- Husson, F., Josse, J., Le, S., & Mazet, J. (2018). *FactoMineR : Multivariate Exploratory Data Analysis and Data Mining* (1.41) [Computer software].

I

- Ickes, C. M., Lee, S., & Cadwallader, K. R. (2017). Novel creation of a rum flavor lexicon through the use of web-based material. *Journal of food science*, 82(5), 1216-1223.

J

- Jackson, R. S. (2016). *Wine tasting: A professional handbook*. Academic Press.
- Jones, P. R., Gawel, R., Francis, I. L., & Waters, E. J. (2008). The influence of interactions between major white wine components on the aroma, flavour and texture of model white wine. *Food Quality and Preference*, 19(6), 596-607. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2008.03.005>
- Jönsson, F. U., & Olsson, M. J. (2003). Olfactory Metacognition. *Chemical Senses*, 28(7), 651-658. <https://doi.org/10.1093/chemse/bjg058>

K

- Kaeppler, K., & Mueller, F. (2013). Odor classification: A review of factors influencing perception-based odor arrangements. *Chemical Senses*, 38(3), 189-209.
- Karlin, B., & Ford, R. (2013). The Usability Perception Scale (UPscale): A Measure for Evaluating Feedback Displays. In A. Marcus (Éd.), *Design, User Experience, and Usability. Design Philosophy, Methods, and Tools* (p. 312-321). Springer Berlin Heidelberg.
- King, E. S., Dunn, R. L., & Heymann, H. (2013). The influence of alcohol on the sensory perception of red wines. *Food Quality and Preference*, 28(1), 235-243. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2012.08.013>
- Kleiber, G., & Vuillaume, M. (2011). Pour une linguistique des odeurs : Présentation. *Langages*, 181(1), 3-15.
- Klotz, L. C., & Blanken, R. L. (1981). A practical method for calculating evolutionary trees from sequence data. *Journal of Theoretical Biology*, 91(2), 261-272. [https://doi.org/10.1016/0022-5193\(81\)90233-2](https://doi.org/10.1016/0022-5193(81)90233-2)
- Koch, I. S., Muller, M., Joubert, E., van der Rijst, M., & Næs, T. (2012). Sensory characterization of rooibos tea and the development of a rooibos sensory wheel and lexicon. *Food Research International*, 46(1), 217-228. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2011.11.028>
- Köster, E. P., Møller, P., & Mojet, J. (2014). A “Misfit” Theory of Spontaneous Conscious Odor Perception (MITSCOP) : Reflections on the role and function of odor memory in everyday life. *Frontiers in Psychology*, 5. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.00064>
- Kruger, J., & Dunning, D. (1999). Unskilled and unaware of it: How difficulties in recognizing one's own incompetence lead to inflated self-assessments. *Journal of personality and social psychology*, 77(6), 1121.
- Kruskal, J. B. (1964). Nonmetric multidimensional scaling: A numerical method. *Psychometrika*, 29(2), 115-129. <https://doi.org/10.1007/BF02289694>

L

- Lallemand, C., & Gronier, G. (2015). *Méthodes de design UX : 30 méthodes fondamentales pour concevoir et évaluer les systèmes interactifs*. Editions Eyrolles.
- Langlois, J., Dacremont, C., Peyron, D., Valentin, D., & Dubois, D. (2011). Lexicon and types of discourse in wine expertise: The case of vin de garde. *Food Quality and Preference*, 22(6), 491-498. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2010.10.008>
- Larssen, W. E., Monteleone, E., & Hersleth, M. (2018). Sensory description of marine oils through development of a sensory wheel and vocabulary. *Food Research International*, 106, 45-53. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2017.12.045>
- Lavit, C., Escoufier, Y., Sabatier, R., & Traissac, P. (1994). The ACT (STATIS method). *Computational Statistics & Data Analysis*, 18(1), 97-119. [https://doi.org/10.1016/0167-9473\(94\)90134-1](https://doi.org/10.1016/0167-9473(94)90134-1)
- Lawless, H. (1989). Exploration of fragrance categories and ambiguous odors using multidimensional scaling and cluster analysis. *Chemical Senses*, 14(3), 349-360. <https://doi.org/10.1093/chemse/14.3.349>

- Lawless, H. T. (1984). Flavor Description of White Wine by “Expert” and Nonexpert Wine Consumers. *Journal of Food Science*, 49(1), 120-123. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2621.1984.tb13686.x>
- Lawless, L. J., & Civille, G. V. (2013). Developing lexicons: A review. *Journal of Sensory Studies*, 28(4), 270-281.
- Lawless, L. J., Hottenstein, A., & Ellingsworth, J. (2012). The McCormick spice wheel: A systematic and visual approach to sensory lexicon development. *Journal of Sensory Studies*, 27(1), 37-47.
- Lawrence, G., Symoneaux, R., Maitre, I., Brossaud, F., Maestrojuan, M., & Mehinagic, E. (2013). Using the free comments method for sensory characterisation of Cabernet Franc wines: Comparison with classical profiling in a professional context. *Food Quality and Preference*, 30(2), 145-155. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.04.005>
- Le Berre, E., Atanasova, B., Langlois, D., Etiévant, P., & Thomas-Danguin, T. (2007). Impact of ethanol on the perception of wine odorant mixtures. *Food Quality and Preference*, 18(6), 901-908. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2007.02.004>
- Le COAM. (2017, décembre 12). Roue des arômes. *Le Vin Pas a Pas*. <https://www.le-vin-pas-a-pas.com/ma-roue-des-aromes/>
- Le Robert. (s. d.). *Dico en ligne Le Robert*. Consulté 13 mai 2020, à l'adresse <https://dictionnaire.lerobert.com/>
- Lenca, P., Meyer, P., Vaillant, B., & Lallich, S. (2008). On selecting interestingness measures for association rules: User oriented description and multiple criteria decision aid. *European Journal of Operational Research*, 184(2), 610-626. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.10.059>
- Lesschaeve, I. (2007). Sensory Evaluation of Wine and Commercial Realities: Review of Current Practices and Perspectives. *American Journal of Enology and Viticulture*, 58(2), 252-258.
- Lesschaeve, I. (2001). The new challenges of wine industry met by a smart use of sensory techniques. *Proceedings of the ASEV 50th Anniversary Annual Meeting, Seattle, Washington, June 19-23, 2000, 2001, ISBN 0-9630711-4-9, Págs. 9-11, 9-11.* <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=590572>
- Li, H.-H., Luo, L.-Y., Wang, J., Fu, D.-H., & Zeng, L. (2019). Lexicon development and quantitative descriptive analysis of Hunan fuzhuan brick tea infusion. *Food Research International*, 120, 275-284. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2019.02.047>
- Liu, J., Grønbeck, M. S., Di Monaco, R., Giacalone, D., & Bredie, W. L. P. (2016). Performance of Flash Profile and Napping with and without training for describing small sensory differences in a model wine. *Food Quality and Preference*, 48, 41-49. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2015.08.008>
- Lledo, P.-M., Carleton, A., & Vincent, J.-D. (2002). Odeur et olfaction. *Journal de la Société de Biologie*, 196(1), 59-65. <https://doi.org/10.1051/jbio/2002196010059>
- Llobodanin, L. G., Barroso, L. P., & Castro, I. A. (2014). Sensory characterization of young South American red wines classified by varietal and origin. *Journal of Food Science*, 79(8), S1595-1603. <https://doi.org/10.1111/1750-3841.12535>
- Lytra, G., Tempere, S., Marchand, S., de Revel, G., & Barbe, J.-C. (2016). How do esters and dimethyl sulphide concentrations affect fruity aroma perception of red wine? Demonstration by dynamic sensory profile evaluation. *Food Chemistry*, 194, 196-200. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.07.143>

M

- Maitre, I., Symoneaux, R., Jourjon, F., & Mehinagic, E. (2010). Sensory typicality of wines: How scientists have recently dealt with this subject. *Food Quality and Preference*, 21(7), 726-731. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2010.06.003>
- Marciniak, M., Reynolds, A. G., & Brown, R. (2013). Influence of water status on sensory profiles of Ontario Riesling wines. *Food Research International*, 54(1), 881-891. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2013.08.030>

- Marques, J. F. (2011). La nature des catégories superordonnées : Caractéristiques, effets et explications. *L'année psychologique*, *Vol. 111*(3), 533-548.
- McGann, J. P. (2017). Poor human olfaction is a 19th-century myth. *Science (New York, N.Y.)*, *356*(6338). <https://doi.org/10.1126/science.aam7263>
- McMahon, K. M., Culver, C., Castura, J. C., & Ross, C. F. (2017). Perception of carbonation in sparkling wines using descriptive analysis (DA) and temporal check-all-that-apply (TCATA). *Food Quality and Preference*, *59*, 14-26. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2017.01.017>
- McMahon, K. M., Diako, C., Aplin, J., Mattinson, D. S., Culver, C., & Ross, C. F. (2017). Trained and consumer panel evaluation of sparkling wines sweetened to brut or demi sec residual sugar levels with three different sugars. *Food Research International*, *99*, 173-185. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2017.05.020>
- Meyners, M., Castura, J. C., & Carr, B. T. (2013). Existing and new approaches for the analysis of CATA data. *Food Quality and Preference*, *30*(2), 309-319. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.06.010>
- Meyners, M., Jaeger, S. R., & Ares, G. (2016). On the analysis of Rate-All-That-Apply (RATA) data. *Food Quality and Preference*, *49*, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2015.11.003>
- Meyners, M., Kunert, J., & Qannari, E. M. (2000). Comparing generalized procrustes analysis and statis. *Food Quality and Preference*, *11*(1), 77-83. [https://doi.org/10.1016/S0950-3293\(99\)00038-5](https://doi.org/10.1016/S0950-3293(99)00038-5)
- Mielby, L. H., Hopfer, H., Jensen, S., Thybo, A. K., & Heymann, H. (2014). Comparison of descriptive analysis, projective mapping and sorting performed on pictures of fruit and vegetable mixes. *Food Quality and Preference*, *35* (Supplement C), 86-94. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2014.02.006>
- Mihaescu, R., Levy, D., & Pachter, L. (2009). Why Neighbor-Joining Works. *Algorithmica*, *54*(1), 1-24. <https://doi.org/10.1007/s00453-007-9116-4>
- Mora, M., Urdaneta, E., & Chaya, C. (2018). Emotional response to wine: Sensory properties, age and gender as drivers of consumers' preferences. *Food Quality and Preference*, *66*, 19-28. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2017.12.015>
- Morineau, A. (1984). Note sur la caractérisation statistique d'une classe et les valeurs-tests. *Bulletin Technique Centre Statistique Informatique Appliquées*, *2*(1-2), 20-27.
- Moustaki, I., & Knott, M. (2000). Generalized latent trait models. *Psychometrika*, *65*(3), 391-411. <https://doi.org/10.1007/BF02296153>
- Mueller, J. (2006). Au coeur des odeurs. *Revue française de psychanalyse*, *70*(3), 791-813.
- Murray, J. M., Delahunty, C. M., & Baxter, I. A. (2001). Descriptive sensory analysis: Past, present and future. *Food Research International*, *34*(6), 461-471. [https://doi.org/10.1016/S0963-9969\(01\)00070-9](https://doi.org/10.1016/S0963-9969(01)00070-9)

N

- Noble, A. C. (2001). Sensory evaluation in the wine industry: An under-utilized resource. *Proceedings of the ASEV 50th Anniversary Annual Meeting, Seattle, Washington, June 19-23, 2000, 2001*, ISBN 0-9630711-4-9, Págs. 1-2, 1-2. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=590574>
- Noble, A. C., Arnold, R. A., Buechsenstein, J., Leach, E. J., Schmidt, J. O., & Stern, P. M. (1987). Modification of a Standardized System of Wine Aroma Terminology. *American Journal of Enology and Viticulture*, *38*(2), 143-146.
- Noble, A. C., Arnold, R. A., Masuda, B. M., Pecore, S. D., Schmidt, J., & Stern, P. M. (1984). Progress towards a standardized system of wine aroma terminology. *American Journal of Enology and Viticulture*, *35*(2), 107-109.

O

- Olofsson, J. K., & Gottfried, J. A. (2015). The muted sense: Neurocognitive limitations of olfactory language. *Trends in Cognitive Sciences*, 19(6), 314-321. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2015.04.007>
- Oppermann, A. K. L., de Graaf, C., Scholten, E., Stieger, M., & Piqueras-Fiszman, B. (2017). Comparison of Rate-All-That-Apply (RATA) and Descriptive sensory Analysis (DA) of model double emulsions with subtle perceptual differences. *Food Quality and Preference*, 56, 55-68. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2016.09.010>
- Organisation internationale de normalisation (ISO). (1998). *ISO 9241-11:1998 Exigences ergonomiques pour travail de bureau avec terminaux à écrans de visualisation (TEV)—Partie 11 : Lignes directrices relatives à l'utilisabilité.*
- Owens, C. de la P. (2001). Making sensory evaluation work in a winery. *Proceedings of the ASEV 50th Anniversary Annual Meeting, Seattle, Washington, June 19-23, 2000, 2001, ISBN 0-9630711-4-9, Págs. 12-14, 12-14.* <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=590571>

P

- Pagès, J. (2005). Collection and analysis of perceived product inter-distances using multiple factor analysis: Application to the study of 10 white wines from the Loire Valley. *Food Quality and Preference*, 16(7), 642-649. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2005.01.006>
- Paradis, E., & Schliep, K. (2019). ape 5.0 : An environment for modern phylogenetics and evolutionary analyses in R. *Bioinformatics (Oxford, England)*, 35(3), 526-528. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bty633>
- Parpinello, G. P., Rombolà, A. D., Simoni, M., & Versari, A. (2015). Chemical and sensory characterisation of Sangiovese red wines: Comparison between biodynamic and organic management. *Food Chemistry*, 167, 145-152. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2014.06.093>
- Parr, W. V., Heatherbell, D., & White, K. G. (2002). Demystifying wine expertise: Olfactory threshold, perceptual skill and semantic memory in expert and novice wine judges. *Chemical Senses*, 27(8), 747-755.
- Parr, W. V., Valentin, D., Breitmeyer, J., Peyron, D., Darriet, P., Sherlock, R., Robinson, B., Grose, C., & Ballester, J. (2016). Perceived minerality in sauvignon blanc wine: Chemical reality or cultural construct? *Food Research International*, 87, 168-179. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2016.06.026>
- Parr, W. V., White, K. G., & Heatherbell, D. A. (2004). Exploring the nature of wine expertise: What underlies wine experts' olfactory recognition memory advantage? *Food quality and preference*, 15(5), 411-420.
- Peña y Lillo, M., Latrille, E., Casaubon, G., Agosin, E., Bordeu, E., & Martin, N. (2005). Comparison between odour and aroma profiles of Chilean Pisco spirit. *Food Quality and Preference*, 16(1), 59-70. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2004.01.002>
- Perrin, L., Symoneaux, R., Maître, I., Asselin, C., Jourjon, F., & Pagès, J. (2008). Comparison of three sensory methods for use with the Napping® procedure: Case of ten wines from Loire valley. *Food Quality and Preference*, 19(1), 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2007.06.005>
- Perrouty, J.-P., d'Hauteville, F., & Lockshin, L. (2006). The influence of wine attributes on region of origin equity; An analysis of the moderating effect of consumer's perceived expertise. *Agribusiness*, 22(3), 323-341.
- Peynaud, É., & Blouin, J. (2013). *Le goût du vin : Le grand livre de la dégustation.* Dunod.
- Pfister, R. (Éd.). (2013). *Les parfums du vin—Sentir et comprendre le vin.* Delachaux et Niestlé.
- Pfister, R., Guyot, C., & Andre, D. (2006). Application de la méthodologie de l'olfaction en parfumerie pour une nouvelle classification des odeurs du vin. *Revue des oenologues et des Techniques Vitivinicoles et Oenologiques*, 119, 12-16.

- Picard, M., Tempere, S., de Revel, G., & Marchand, S. (2015). A sensory study of the ageing bouquet of red Bordeaux wines : A three-step approach for exploring a complex olfactory concept. *Food Quality and Preference*, 42, 110-122. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2015.01.014>
- Pizarro, C., Esteban-Díez, I., Rodríguez-Tecedor, S., & González-Sáiz, J. M. (2013). A sensory approach for the monitoring of accelerated red wine aging processes using multi-block methods. *Food Quality and Preference*, 28(2), 519-530. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.01.002>
- Poitevineau, J. (2002). Arbres, classes, distances. *Cahiers du LCPE*, 6.
- Poitevineau, Jacques, & Lecoutre, B. (2002). Méthode des arbres de similarité additifs de Sattath et Tversky : Illustration dans une tâche de catégorisation de situations d'incertitude1. *Cahiers du LCPE*, 15.

Q

- Qannari, E. M., Cariou, V., Teillet, E., & Schlich, P. (2010). SORT-CC: A procedure for the statistical treatment of free sorting data. *Food Quality and Preference*, 21(3), 302-308. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2009.01.003>
- Qannari, El Mostafa, Courcoux, P., & Faye, P. (2014). Significance test of the adjusted Rand index. Application to the free sorting task. *Food Quality and Preference*, 32, 93-97. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.05.005>
- Qannari, El Mostafa, Wakeling, I., Courcoux, P., & MacFie, H. J. H. (2000). Defining the underlying sensory dimensions. *Food Quality and Preference*, 11(1), 151-154. [https://doi.org/10.1016/S0950-3293\(99\)00069-5](https://doi.org/10.1016/S0950-3293(99)00069-5)

R

- Rabin, M. D. (1988). Experience facilitates olfactory quality discrimination. *Perception & Psychophysics*, 44(6), 532-540. <https://doi.org/10.3758/bf03207487>
- Rabourdin, J. R. (1991). *Vocabulaire international de la dégustation* (Deuxième édition). Bourgeois Graphic Orléans.
- Rapp, A. (1998). Volatile flavour of wine : Correlation between instrumental analysis and sensory perception. *Food / Nahrung*, 42(06), 351-363. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1521-3803\(199812\)42:06<351::AID-FOOD351>3.0.CO;2-2](https://doi.org/10.1002/(SICI)1521-3803(199812)42:06<351::AID-FOOD351>3.0.CO;2-2)
- Risvik, E., McEwan, J. A., & Rødbotten, M. (1997). Evaluation of sensory profiling and projective mapping data. *Food Quality and Preference*, 8(1), 63-71. [https://doi.org/10.1016/S0950-3293\(96\)00016-X](https://doi.org/10.1016/S0950-3293(96)00016-X)
- Rizopoulos, D. (2006). ltm : An R package for latent variable modeling and item response theory analyses. *Journal of statistical software*, 17(5), 1-25.
- Robertson, L., Muller, M., de Beer, D., van der Rijst, M., Bester, C., & Joubert, E. (2018). Development of species-specific aroma wheels for *Cyclopia genistoides*, *C. subternata* and *C. maculata* herbal teas and benchmarking sensory and phenolic profiles of selections and progenies of *C. subternata*. *South African Journal of Botany*, 114, 295-302. <https://doi.org/10.1016/j.sajb.2017.11.019>
- Rognså, G. H., Rathe, M., Petersen, M. A., Misje, K.-E., Hersleth, M., Sivertsvik, M., & Risbo, J. (2017). From wine to wine reduction : Sensory and chemical aspects. *International Journal of Gastronomy and Food Science*, 9, 62-74. <https://doi.org/10.1016/j.ijgfs.2017.06.006>
- Rosa, L. N., de Figueiredo, L. C., Bonafé, E. G., Coqueiro, A., Visentainer, J. V., Março, P. H., Rutledge, D. N., & Valderrama, P. (2017). Multi-block data analysis using ComDim for the evaluation of complex samples : Characterization of edible oils. *Analytica Chimica Acta*, 961, 42-48. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2017.01.019>
- Rosch, E. H. (1973). Natural categories. *Cognitive Psychology*, 4(3), 328-350. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(73\)90017-0](https://doi.org/10.1016/0010-0285(73)90017-0)

- Rossini, K., Verdun, S., Cariou, V., Qannari, E. M., & Fogliatto, F. S. (2012). PLS discriminant analysis applied to conventional sensory profiling data. *Food Quality and Preference*, 23(1), 18-24. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2011.01.005>
- Rouby, C., & Sicard, G. (1997). Chapitre 3. Des catégories d'odeurs ? In *Catégorisation et cognition : De la perception au discours* (p. 59-81). Editions Kimé. <https://www.cairn.info/categorisation-et-cognition-de-la-perception-au-di--978284174101X-page-59.htm>
- Rouby, C., Thomas-Danguin, T., Sicard, G., Vigouroux, M., Jiang, T., Poitevineau, J., Issanchou, S., & Rouby, C. (2005). Influence du contexte sémantique sur la performance d'identification d'odeurs. *Psychologie Française*, 50(2), 225-239. <https://doi.org/10.1016/j.psfr.2004.11.003>
- Rousset-Akrim, S., Martin, J.-F., Bayle, M.-C., & Berdagué, J.-L. (1997). Comparison between an odour profile and a flavour profile of dry fermented sausages. *International Journal of Food Science & Technology*, 32(6), 539-546. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2621.1997.tb02129.x>
- Rozin, P. (1982). "Taste-smell confusions" and the duality of the olfactory sense. *Perception & Psychophysics*, 31(4), 397-401. <https://doi.org/10.3758/bf03202667>

S

- Saitou, N., & Nei, M. (1987). The neighbor-joining method: A new method for reconstructing phylogenetic trees. *Molecular biology and evolution*, 4(4), 406-425.
- Sánchez-Palomo, E., Alonso-Villegas, R., Delgado, J. A., & González-Viñas, M. A. (2017). Improvement of Verdejo white wines by contact with oak chips at different winemaking stages. *LWT - Food Science and Technology*, 79, 111-118. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2016.12.045>
- Sánchez-Palomo, E., Alonso-Villegas, R., & González Viñas, M. A. (2015). Characterisation of free and glycosidically bound aroma compounds of La Mancha Verdejo white wines. *Food Chemistry*, 173, 1195-1202. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2014.10.148>
- Santosa, M., Abdi, H., & Guinard, J.-X. (2010). A modified sorting task to investigate consumer perceptions of extra virgin olive oils. *Food Quality and Preference*, 21(7), 881-892. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2010.05.011>
- Sattath, S., & Tversky, A. (1977). Additive similarity trees. *Psychometrika*, 42(3), 319-345.
- Schiffman, S. S., Reynolds, M. L., & Young, F. W. (1981). *Introduction to Multidimensional Scaling: Theory, Methods, and Applications*. Academic Press Inc.
- Schüttler, A., Friedel, M., Jung, R., Rauhut, D., & Darriet, P. (2015). Characterizing aromatic typicality of Riesling wines: Merging volatile compositional and sensory aspects. *Food Research International*, 69(Supplement C), 26-37. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2014.12.010>
- Shepard, R. N. (1974). Representation of structure in similarity data: Problems and prospects. *Psychometrika*, 39(4), 373-421. <https://doi.org/10.1007/BF02291665>
- Shepard, R. N., & Arabie, P. (1979). Additive clustering: Representation of similarities as combinations of discrete overlapping properties. *Psychological Review*, 86(2), 87-123. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.86.2.87>
- Sherman, E., Harbertson, J. F., Greenwood, D. R., Villas-Bôas, S. G., Fiehn, O., & Heymann, H. (2017). Reference samples guide variable selection for correlation of wine sensory and volatile profiling data. *Food Chemistry*. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2017.10.073>
- Sidel, H. S. L. (2004). *Sensory Evaluation Practices, Third Edition*. Academic Press.
- Sogari, G., Casprini, E., Devigili, M., & Pucci, T. (2019). Sensory and consumer sciences: What is their role as a business tool in the wine sector? In *Case Studies in the Wine Industry* (p. 47-59). Elsevier.
- Solomon. (1990). Psychology of novice and expert wine talk. *The American Journal of Psychology*, 495-517.
- Solomon, G. E. (1997). Conceptual change and wine expertise. *The Journal of the Learning Sciences*, 6(1), 41-60.

- Sonni, F., Moore, E. G., Chinnici, F., Riponi, C., & Smyth, H. E. (2016). Characterisation of Australian Verdelho wines from the Queensland Granite Belt region. *Food Chemistry*, *196*, 1163-1171. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.10.057>
- Spence, C., & Wang, Q. J. (2018). What does the term 'complexity' mean in the world of wine? *International Journal of Gastronomy and Food Science*, *14*, 45-54. <https://doi.org/10.1016/j.ijgfs.2018.10.002>
- Spencer, M., Sage, E., Velez, M., & Guinard, J.-X. (2016). Using Single Free Sorting and Multivariate Exploratory Methods to Design a New Coffee Taster's Flavor Wheel. *Journal of food science*, *81*(12), 2997-3005. <https://doi.org/10.1111/1750-3841.13555>
- Sudman, S., & Bradburn, N. M. (1986). *Asking Questions: A Practical Guide to Questionnaire Design* (Jossey-Bass).

T

- Takane, Y. (1981). MDSORT: A special-purpose multidimensional scaling program for sorting data. *Behavior Research Methods & Instrumentation*, *13*(5), 698-698.
- Takane, Y. (1982). IDSORT: An individual differences multidimensional scaling program for sorting data. *Behavior Research Methods & Instrumentation*, *14*(6), 546-546.
- Tchabo, W., Ma, Y., Kwaw, E., Zhang, H., Xiao, L., & Tahir, H. E. (2017). Aroma profile and sensory characteristics of a sulfur dioxide-free mulberry (*Morus nigra*) wine subjected to non-thermal accelerating aging techniques. *Food Chemistry*, *232*, 89-97. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2017.03.160>
- Tempere, S., Cuzange, E., Bougeant, J. C., de Revel, G., & Sicard, G. (2012). Explicit Sensory Training Improves the Olfactory Sensitivity of Wine Experts. *Chemosensory Perception*, *5*(2), 205-213. <https://doi.org/10.1007/s12078-012-9120-1>
- Tempere, S., de Revel, G., & Sicard, G. (2019). Impact of learning and training on wine expertise: A review. *Current Opinion in Food Science*, *27*, 98-103. <https://doi.org/10.1016/j.cofs.2019.07.001>
- Theron, K. A., Muller, M., van der Rijst, M., Cronje, J. C., le Roux, M., & Joubert, E. (2014). Sensory profiling of honeybush tea (*Cyclopia* species) and the development of a honeybush sensory wheel. *Food Research International*, *66*(Supplement C), 12-22. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2014.08.032>
- Thomas-Danguin, T., Ishii-Foret, A., Etievant, P., & Atanasova, B. (2009). Le bouquet du vin : Résultat d'une intégration sensorielle différente au nez et en bouche. *Revue des Oenologues et des Techniques Vitivinicoles et Oenologiques*, *132*(Juillet), 53-55.
- Tullis, T. S., & Stetson, J. N. (2004). *A comparison of questionnaires for assessing website usability*. 1.

U

- Urdapilleta, I., Giboreau, A., Manetta, C., Houix, O., & Richard, J. F. (2006). The mental context for the description of odors : A semantic space. *Revue Européenne de Psychologie Appliquée/European Review of Applied Psychology*, *56*(4), 261-271. <https://doi.org/10.1016/j.erap.2005.09.013>

V

- Valentin, D., Chollet, S., & Abdi, H. (2003). Les mots du vin : Experts et novices diffèrent-ils quand ils décrivent des vins? *Corpus*, *2*.

- Valentin, D., Chollet, S., Lelièvre, M., & Abdi, H. (2012). Quick and dirty but still pretty good: A review of new descriptive methods in food science. *International Journal of Food Science & Technology*, 47(8), 1563-1578. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2621.2012.03022.x>
- Valentin, D., Parr, W. V., Peyron, D., Grose, C., & Ballester, J. (2016). Colour as a driver of Pinot noir wine quality judgments: An investigation involving French and New Zealand wine professionals. *Food Quality and Preference*, 48, 251-261. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2015.10.003>
- Varela, P., & Ares, G. (2014). *Novel Techniques in Sensory Characterization and Consumer Profiling*. CRC Press.
- Varela, Paula, & Ares, G. (2012). Sensory profiling, the blurred line between sensory and consumer science. A review of novel methods for product characterization. *Food Research International*, 48(2), 893-908. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2012.06.037>
- Velikova, N., Howell, R. D., & Dodd, T. H. (2015). The development of an objective wine knowledge scale: The item response theory approach. *International Journal of Wine Business Research*, 27(2), 103-124.
- Vidal, L., Ares, G., Hedderley, D. I., Meyners, M., & Jaeger, S. R. (2018). Comparison of rate-all-that-apply (RATA) and check-all-that-apply (CATA) questions across seven consumer studies. *Food Quality and Preference*, 67, 49-58. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2016.12.013>
- Vigneau, E., Courcoux, P., Symoneaux, R., Guérin, L., & Villière, A. (2018). Random forests: A machine learning methodology to highlight the volatile organic compounds involved in olfactory perception. *Food Quality and Preference*, 68, 135-145. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2018.02.008>
- Vilanova, M., Escudero, A., Graña, M., & Cacho, J. (2013). Volatile composition and sensory properties of North West Spain white wines. *Food Research International*, 54(1), 562-568. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2013.07.036>
- Vilanova, M., Genisheva, Z., Masa, A., & Oliveira, J. M. (2010). Correlation between volatile composition and sensory properties in Spanish Albariño wines. *Microchemical Journal*, 95(2), 240-246. <https://doi.org/10.1016/j.microc.2009.12.007>
- Villière, A., Le Roy, S., Fillonneau, C., & Prost, C. (2018). InnOscent system: Advancing flavor analysis using an original gas chromatographic analytical device. *Journal of Chromatography A*, 1535, 129-140. <https://doi.org/10.1016/j.chroma.2017.12.053>
- Viot, C. (2012). Subjective knowledge, product attributes and consideration set: A wine application. *International Journal of Wine Business Research*, 24(3), 219-248. <https://doi.org/10.1108/17511061211259206>

W

- Wang, J., Capone, D. L., Wilkinson, K. L., & Jeffery, D. W. (2016). Chemical and sensory profiles of rosé wines from Australia. *Food Chemistry*, 196(Supplement C), 682-693. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2015.09.111>
- Williams, A. A., & Langron, S. P. (1984). The use of free-choice profiling for the evaluation of commercial ports. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 35(5), 558-568. <https://doi.org/10.1002/jsfa.2740350513>
- Withers, C., Methven, L., Qannari, E. M., Allen, V. J., Gosney, M. A., & MacFie, H. J. H. (2014). Taxonomic Free Sorting : A Successful Method with Older Consumers and a Novel Approach to Preference Mapping. *Journal of Sensory Studies*, 29(3), 182-189. <https://doi.org/10.1111/joss.12093>

Titre : Démarche taxonomique appliquée à la structuration hiérarchique d'un lexique aromatique et application à la caractérisation sensorielle des vins par une méthode HRATA

Mots clés : lexique sensoriel, caractérisation aromatique, catégorisation, HRATA, vin, expertise

Résumé : La caractérisation aromatique des vins est une tâche complexe, même pour les évaluateurs expérimentés. Pour la faciliter, les termes aromatiques peuvent être regroupés par catégorie d'odeurs et présentés parfois sous forme de roues. Dans cette thèse, une nouvelle méthodologie, appelée Hierarchical-Rate-All-That-Apply (HRATA) est proposée. Celle-ci associe une structuration hiérarchique des attributs avec la méthodologie Rate-All-That-Apply (RATA) et est appliquée à la caractérisation aromatique de vins.

Une première réflexion porte sur la structuration hiérarchique d'un lexique de termes aromatiques sur la base d'une expérimentation de tri libre. La représentation des proximités entre termes s'appuie sur la méthodologie des arbres additifs,

qui combinée à une stratégie de catégorisation permet de proposer une structuration taxonomique du lexique mis en œuvre. Une attention particulière est également portée sur l'influence de l'expertise dans la structuration d'un lexique aromatique du vin. La structuration hiérarchique est finalement intégrée lors de l'évaluation sensorielle au moyen d'une épreuve de notation de type RATA. Cette nouvelle méthode HRATA offre plus de liberté aux sujets car ils peuvent sélectionner les termes descriptifs à partir d'une grande variété d'attributs, généraux ou spécifiques selon leur sensibilité individuelle. Du point de vue statistique, les méthodes usuelles sont adaptées pour l'identification des attributs discriminants et la détermination d'une carte des produits.

Title: Taxonomic approach applied to the hierarchical structuration of an aromatic lexicon and application to the sensory characterization of wines by a HRATA method.

Keywords: sensory lexicon, aromatic characterization, categorization, HRATA, wine, expertise

Abstract: The aromatic characterization of wines turns out to be a complex task, even for well-trained assessors. To gain ease, a common way consists in grouping terms into odor categories and organizing them by wheels. In this thesis, a new methodology, called Hierarchical-Rate-All-That-Apply (HRATA), is proposed. It combines a hierarchical structuration of the set of attributes together with Rate-All-That-Apply (RATA) notation. The HRATA methodology is then applied for the aromatic characterization of wines.

In the first part, the structuration of a lexicon of aromatic terms is defined on the basis of a free sorting experiment. The representation of the proximities between terms is carried out by means of additive trees. An original partitioning

technique is proposed, on the basis of an additive tree, which makes it possible to set up the taxonomic structuration of the lexicon. Particular attention is also paid to the influence of expertise in the structuration of an aromatic lexicon of wine.

The hierarchical structure, thus obtained, is finally integrated into a sensory evaluation by means of a RATA rating. This new methodology HRATA provides a user-friendly characterization for subjects since they can rate descriptive terms from a wide variety of attributes, general or specific, depending on their individual sensitivity. From a statistical point of view, an adaptation of the usual techniques is carried out for the identification of discriminating attributes and the determination of a product map.