

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie mécanique

PERCEPTION SONORE DE VÉHICULES
RÉCRÉATIFS : ÉTABLISSEMENT D'UN
PROFIL SENSORIEL DE PERCEPTION
SONORE ET DE MODÈLES
PRÉDICTIONNELS DE QUALITÉ SONORE

Thèse de doctorat
Spécialité : génie mécanique

Abdelghani BENGHANEM

Sherbrooke (Québec) Canada

Janvier 2021

MEMBRES DU JURY

Alain BERRY

Directeur

Philippe-Aubert GAUTHIER

Codirecteur

Noureddine ATALLA

Évaluateur

Étienne PARIZET

Évaluateur

Max RICHER

Évaluateur

RÉSUMÉ

Dans l'industrie automobile actuelle, un marché de plus en plus concurrentiel, les constructeurs doivent concevoir des produits plus performants, plus attractifs et avec un meilleur confort aux niveaux vibratoire et acoustique. Pour se démarquer, les constructeurs tentent de donner, à l'aide du marketing sensoriel, une signature sonore (un ADN ; Acide désoxyribonucléique) à leurs produits et d'augmenter la satisfaction des clients. Pour y arriver, il est essentiel de comprendre comment le son d'un véhicule est perçu par l'humain. Le projet dXBel, en collaboration avec BRP (*Bombardier Recreational Products*), vise à développer et à valider une maquette virtuelle vibroacoustique permettant de simuler, reconstruire et écouter le bruit à l'opérateur et prédire le bruit de passage des véhicules récréatifs motorisés (VRM). Ce projet de thèse se concentre sur le volet qualité sonore du projet dXBel. Principalement, l'étude porte sur la qualité sonore et la signature sonore des VRM côte à côte existants. La méthodologie se base sur la méthode de l'analyse sensorielle de produits, et le sens sollicité est l'ouïe. Dans un premier temps, le but est d'obtenir des profils sensoriels (ou cartographies sensorielles) des véhicules actuels de BRP et des véhicules des concurrents en obtenant des attributs (ou descripteurs) perceptifs pour l'évaluation et la comparaison des VRM côte à côte. Pour ce faire, une discussion de groupe et des tests d'écoute ont été effectués par un panel d'utilisateurs. Pendant ces tests subjectifs, le panel a donné des jugements sur divers descripteurs (qui sont les principaux constituants de la signature sonore) pour chacun des VRM étudiés. Ensuite, les résultats de ces tests sont liés, par régression linéaire multiple, à des métriques psychoacoustiques ou physiques pour concevoir les modèles prédictifs qui permettent de prédire la signature sonore de ces véhicules. Le second objectif de cette étude est de trouver ce que les clients désirent comme signature sonore des VRM côte à côte, puis de concevoir un modèle mathématique de la signature sonore désirée. Dans cette thèse, la qualité sonore et signature sonore des véhicules côte à côte sont étudiés en utilisant la méthode rapide du profilage sensoriel, puis en créant des participants virtuels à l'aide de méthodes de *bootstrapping*. En outre, cette étude explore également l'effet de l'égalisation de la sonie des échantillons sonores utilisés pendant les tests d'écoute. Les résultats de ces études ont été utilisés pour établir les profils sensoriels, les valeurs de l'envie d'achat et le profil sonore désiré par les utilisateurs concernant le véhicule testé.

Mots-clés : Qualité sonore, analyse sensorielle, test d'écoute, analyse statistique de test d'écoute (analyse de la variance), psychoacoustique, caractéristiques de sons (sonie, sonie globale), modèles de régression simple et multiple, *Lasso/elastic-net* (parcimonie), technique d'enregistrement binaural.

ABSTRACT

SOUND PERCEPTION OF RECREATIONAL VEHICLES: DEVELOPMENT OF A SENSORY PROFILE OF SOUND PERCEPTION AND SOUND QUALITY PREDICTIVE MODELS

In the current automotive industry, an increasingly competitive market, manufacturers must design products that are more efficient, more attractive, and with a better comfort in terms of vibration and acoustics. In order to stand out, manufacturers are trying to give a sound signature (DNA; Deoxyribonucleic Acid) to their products and increase customer satisfaction through sensory marketing. To achieve this, it is essential to understand how the sound of a vehicle is perceived by humans. The dXBel project, in collaboration with BRP (Bombardier Recreational Products), aims to develop and validate a virtual vibroacoustic mock-up that will be used to simulate, reconstruct, and listen to the operator noise and to predict the pass-by noise of motorized recreational vehicles. This thesis project focuses on the sound quality aspect of the dXBel project. Mainly, the study focuses on the sound quality and sound signature of current side-by-side vehicles (SSV). The methodology is based on the method of sensory analysis of products, and the sense solicited is the audition. In a first step, the goal is to obtain sensory profiles (or sensory maps) of BRP's current vehicles and competitors' vehicles by obtaining perceptual attributes (or descriptors) for the evaluation and comparison of side-by-side vehicles. To do so, a focus group discussion and a listening test were carried out by a panel of users. During these subjective tests, the panel made judgments on various descriptors (which are the main components of the sound signature) for each of the SSVs studied. Then, the results of these tests were linked, by multiple linear regression, to psychoacoustic and physical metrics to design predictive models to predict the sound signature of these vehicles. The second objective of this study is to determine what clients want as the sound signature of side-by-side vehicles, and then to design a mathematical model of the desired sound signature. In this thesis, the sound quality and sound signature of side-by-side vehicles are studied using the rapid method of sensory profiling and then creating virtual participants using bootstrapping methods. In addition, this study explores the effect of global loudness equalization of the sound samples used during the listening tests. The results of these studies were used to establish sensory profiles, desire to purchase values, and the sound profile desired by users of the tested vehicle.

Keywords: Sound quality, sensory analysis, listening test, statistical analysis of listening tests (analysis of variance), psychoacoustics, sound features (loudness, global loudness), simple and multiple regression models, Lasso/elastic-net (sparsity), binaural recording technique.

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je remercie mes directeurs de recherche, Alain Berry et Philippe-Aubert Gauthier, pour leur générosité, pour la confiance qu'ils m'ont accordée pour faire cette thèse, pour leur suivi et leurs précieux enseignements tout au long de ces trois années.

Je remercie ensuite Paul Massé et Mathieu Gauthier pour leur aide remarquable à l'organisation et l'animation du groupe de discussion et des tests d'écoute. Je remercie également Michel Lapointe et Marc Viens pour leur aide aux mesures binaurales à Valcourt. Un grand merci à tous les participants aux tests d'écoute, sans qui les résultats présentés dans ce travail n'auraient pas lieu d'être.

Je remercie tous mes collègues, les membres du laboratoire du GAUS (Groupe d'Acoustique de l'Université de Sherbrooke) et les membres du CTA (Centre de Technologies Avancées BRP-UdeS) pour les bons moments passés ensemble. Je remercie Olivier Valentin pour ses corrections. Je remercie Olivier Robin pour son assistance technique et son invitation pour participer à l'exposition « son que du son ».

Je remercie également Monsieur Nouredine Atalla, Monsieur Étienne Parizet et Monsieur Max Richer d'avoir accepté de participer au jury d'évaluation de ma thèse.

Je remercie tous mes amis pour les moments inoubliables et tout le fun que j'ai pu avoir avec eux. Je pense entre autres à Benjamin, Steve, Flor, Enrique, Alicia, Lisset, Robert, Brice et Léo. Je remercie mon colocataire Stephen de m'avoir supporté pendant ces années et particulièrement pendant le confinement.

Enfin, je remercie ma famille, mon père Mustapha et ma mère Nadia pour les efforts qu'ils ont pu faire pour me permettre d'arriver jusqu'ici. Je remercie mon frère Adel et mes sœurs Houda, Nadjiba, Loubna et Jihan pour leur soutien. Je remercie Amal et Sofiane pour leurs encouragements.

TABLE DES MATIÈRES

1	INTRODUCTION	1
1.1	Contexte industriel	1
1.2	Contexte scientifique	2
1.3	Cadre de la thèse	3
1.4	Objectifs de la recherche	4
1.5	Aperçu et contributions de l'étude	5
1.6	Organisation du document	7
2	REVUE DE LA LITTÉRATURE	9
2.1	Introduction	9
2.2	Schéma de la procédure globale	10
2.3	Construction des attributs et évaluation subjective	10
2.3.1	La qualité perçue des produits	10
2.3.2	La qualité sonore	13
2.3.3	La signature sonore	14
2.3.4	Évaluation subjective	15
2.3.5	L'analyse sensorielle des produits	17
2.3.6	Méthodes des essais d'analyse sensorielle	18
2.3.7	Analyse descriptive appliquée à l'acoustique	20
2.3.8	Le design sonore participatif	23
2.3.9	Analyse des résultats des tests	24
2.3.10	Application de l'analyse en composantes principales pour les profils sonores	25
2.3.11	Le <i>bootstrap</i> des données	28
2.3.12	Effet de la sonie sur les profils sensoriels	30
2.4	Construction de modèles objectifs	32
2.4.1	Métriques sonores usuelles	35
2.4.2	Métriques empruntées à la recherche d'information musicale	38
2.4.3	Construction de modèles de qualité sonore	40
2.4.4	Régression linéaire	40
2.4.5	Intelligence artificielle	41
3	PROFILAGE SENSORIEL RAPIDE	43
3.1	Méthode	43
3.1.1	Échantillons sonores	44
3.1.2	Participants	46
3.1.3	Discussion de groupe et identification des attributs	46
3.1.4	Tests d'écoute	51
3.1.5	Analyse des résultats des tests	52
3.2	Résultats des tests d'écoute	55

3.2.1	Profils sonores des véhicules testés : signature sonore	55
3.2.2	Préférence globale : envie d'achat	60
3.2.3	Conception sonore participative : profil sonore désiré	62
3.3	Effet de l'égalisation de la sonie globale des sons	64
3.4	<i>Bootstrap</i> pour la création de participants virtuels	69
3.5	Analyse en composantes principales	70
3.5.1	Guide d'interprétations	71
3.5.2	Valeurs propres et variances pour la vitesse constante	72
3.5.3	Détection de données aberrantes pour la vitesse constante	74
3.5.4	Affichage des <i>loadings</i> pour la vitesse constante	75
3.5.5	Affichage des <i>scores</i> pour la vitesse constante	77
3.5.6	Choix du nombre de composantes pour la vitesse constante	77
3.5.7	Reconstruction des profils sonores sur la base de l'analyse en composantes principales	81
3.5.8	Synthèse de l'analyse en composantes principales	81
3.6	Tests d'écoute avec un panel de participants naïfs	83
3.6.1	Méthode	84
3.6.2	Résultats des tests d'écoute	85
3.7	Tests d'écoute avec un panel grand public	92
3.7.1	Méthode	92
3.7.2	Résultats des tests d'écoute	95
3.8	Conclusions	97
4	MODÈLES PRÉDICTIFS DE QUALITÉ SONORE	99
4.1	Contexte théorique et méthodologie	100
4.1.1	Réponses	100
4.1.2	Prédicteurs	100
4.1.3	Algorithme de régression Lasso/Elastic-net	103
4.1.4	Construction des modèles de qualité sonore	105
4.1.5	Évaluation de la qualité des modèles	106
4.2	Résultats	107
4.2.1	Les modèles prédictifs des profils sensoriels	107
4.2.2	Le modèle prédictif de qualité sonore	122
4.2.3	Les modèles prédictifs des composantes principales importantes	125
4.2.4	Synthèse	128
4.3	Conception sonore et modifications virtuelles	132
4.3.1	Modifications virtuelles pour atteindre la signature sonore cible	132
4.3.2	Prédiction de la signature sonore et de la qualité du son modifié	136
4.4	Conclusion	138
5	CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES	141
A	PRINCIPE DE L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES	145
B	MÉTHODES DES ESSAIS D'ANALYSE SENSORIELLE	147

B.1	Essais de discriminations	147
B.2	Essais subjectifs	147
B.3	Essais descriptifs	147
C	ÉCHELLE DE BARKS	149
D	DIAGRAMMES EN BOITES DES ÉVALUATIONS	151
E	EFFET DE L'ÉGALISATION DE LA SONIE GLOBALE DES SONS POUR LE RALENTI ET L'ACCÉLÉRATION RAPIDE	155
F	RÉSULTATS DE L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES POUR LE RALENTI ET L'ACCÉLÉRATION RAPIDE	161
G	LES MODÈLES PRÉDICTIFS POUR LE RALENTI ET L'ACCÉLÉ- RATION RAPIDE	175
G.1	Modèles prédictifs pour le ralenti	175
G.2	Modèles prédictifs pour l'accélération rapide	184
G.3	Description des métriques	194
H	ROUES DES ATTRIBUTS DES VRM	195
	LISTE DES RÉFÉRENCES	203

LISTE DES FIGURES

2.1	Schéma de la procédure d'évaluation de qualité sonore	11
2.2	Valeur globale perçue d'un produit.	12
2.3	Tête du mannequin Kemar de G.R.A.S.	16
2.4	Concept de l'analyse en composantes principales.	26
2.5	Exemple de graphe d'influence.	26
2.6	Exemple de visualisation du <i>bootstrap</i> de données en deux dimensions.	29
2.7	Courbes isosoniques.	35
2.8	Netteté du bruit.	37
3.1	Montage du mannequin binaural.	44
3.2	Sonie spécifique et sonie globale des sept véhicules.	45
3.3	Groupe de participants lors des tests d'écoute.	52
3.4	Interface graphique pour l'évaluation de la signature sonore.	53
3.5	Interface graphique pour l'évaluation du profil désiré.	53
3.6	Diagrammes en boîtes des scores des attributs pour la condition de vitesse constante, pour le test NOEQ.	55
3.7	Profils sensoriels pour la condition de vitesse constante.	57
3.8	Profils sensoriels pour la condition du ralenti.	58
3.9	Profils sensoriels pour la condition d'accélération rapide.	59
3.10	Diagrammes en boîtes des scores d'envie d'achat pour le test NOEQ.	60
3.11	Diagrammes en boîtes des scores d'envie d'achat pour le test EQ.	61
3.12	Scores médians d'envie d'achat pour les deux tests.	62
3.13	Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition de vitesse constante.	63
3.14	Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition du ralenti.	63
3.15	Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition d'accélération rapide.	63
3.16	Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs et de la sonie globale des sons pour la condition de vitesse constante.	66
3.17	Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs pour la condition de vitesse constante.	67
3.18	Nuages de points des scores médians de l'envie d'achat et de la sonie globale des sons pour la condition de vitesse constante.	68
3.19	Comparaison des distributions des données originelles et données <i>bootstrap</i>	69
3.20	Comparaison des réponses sur l'espace de deux dimensions perceptuelles puissant et métallique.	71
3.21	Variance expliquée par chaque axe PC pour la vitesse constante.	73
3.22	Graphe d'influence pour la condition de vitesse constante.	74
3.23	<i>Loadings</i> sur PC1-PC2 pour la condition de vitesse constante. VE indique la variance expliquée par chaque axe PC en %.	76
3.24	<i>Scores</i> sur PC1-PC2 des données <i>bootstrap</i> pour la vitesse constante.	78
3.25	<i>Scores</i> sur PC1-PC3 des données <i>bootstrap</i> pour la vitesse constante.	79
3.26	Valeurs propres et choix de la troncature pour la vitesse constante.	80

3.27	Paires des diagrammes en boîtes des scores d'attributs de la vitesse constante pour le cas EQ.	82
3.28	Profils sensoriels pour les deux panels de sujets pour la condition de vitesse constante.	87
3.29	Profils sensoriels pour les deux panels de sujets pour la condition du ralenti.	88
3.30	Profils sensoriels pour les deux panels de sujets pour la condition d'accélération rapide.	89
3.31	Scores médians d'envie d'achat pour le panel de naïfs.	90
3.32	Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition de vitesse constante.	90
3.33	Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition du ralenti.	91
3.34	Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition d'accélération rapide.	91
3.35	Image de la borne installée au musée de Sherbrooke.	93
3.36	Interface utilisateur graphique.	94
3.37	Évaluations pour l'attribut puissant des tests grand public et comparaison avec ceux du panel d'utilisateurs.	95
3.38	Évaluations pour l'attribut métallique des tests grand public et comparaison avec ceux du panel d'utilisateurs.	96
3.39	Évaluations pour l'envie d'achat des tests grand public et comparaison avec ceux du panel d'utilisateurs.	96
4.1	Réponses à prédire pour les scores d'attributs perceptifs de sons de VRM en condition de vitesse constante.	101
4.2	Décomposition en trames du signal temporel d'accélération rapide de V7.	102
4.3	Modèle de prédiction de l'attribut puissant pour la vitesse constante.	108
4.4	Prédiction des réponses de l'attribut puissant pour la vitesse constante.	109
4.5	Graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnés dans le modèle de l'attribut puissant.	110
4.6	Modèle de prédiction de l'attribut agressif pour la vitesse constante.	111
4.7	Prédiction des réponses de l'attribut agressif pour la vitesse constante.	112
4.8	Graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante en fonction de la métrique sélectionnée dans le modèle de l'attribut agressif.	112
4.9	Modèle de prédiction de l'attribut métallique pour la vitesse constante.	113
4.10	Prédiction des réponses de l'attribut métallique pour la vitesse constante.	114
4.11	Graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut métallique.	115
4.12	Modèle de prédiction de l'attribut doux pour la vitesse constante.	116
4.13	Prédiction des réponses de l'attribut doux pour la vitesse constante.	116
4.14	Graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut doux.	117
4.15	Modèle de prédiction de l'attribut vibrant pour la vitesse constante.	118
4.16	Prédiction des réponses de l'attribut vibrant pour la vitesse constante.	119
4.17	Graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante en fonction des trois métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut vibrant.	120
4.18	Modèle de prédiction de l'attribut bruyant pour la vitesse constante.	120
4.19	Prédiction des réponses de l'attribut bruyant pour la vitesse constante.	121

4.20	Graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut bruyant.	122
4.21	Modèle de prédiction de l'envie d'achat pour la vitesse constante.	123
4.22	Prédiction des réponses de l'envie d'achat pour la vitesse constante.	123
4.23	Graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnées dans le modèle d'envie d'achat.	124
4.24	Modèle de prédiction de l'axe PC1 pour la vitesse constante.	125
4.25	Prédiction des réponses de l'axe PC1 pour la vitesse constante.	126
4.26	Modèle de prédiction de l'axe PC2 pour la vitesse constante.	127
4.27	Prédiction des réponses de l'axe PC2 pour la vitesse constante.	127
4.28	Modèles prédictifs pour les sons de VRM à vitesse constante.	129
4.29	Modèles prédictifs pour les sons de VRM au ralenti.	129
4.30	Modèles prédictifs pour les sons de VRM en accélération rapide.	130
4.31	Roue des attributs du véhicule V2.	131
4.32	Positionnement des métriques sur le spectre en bandes de 1/3 octave pour l'accélération rapide.	133
4.33	Évolution dans le temps de la sonie spécifique de Bark 11 pour V1, V2 et V5 en accélération rapide.	134
4.34	Évolution dans le temps de la sonie spécifique de Bark 12 pour V1, V2 et V5 en accélération rapide.	135
4.35	Prédiction du profil du son modifié virtuellement et comparaison au profil d'origine et au profil désiré.	136
4.36	Prédiction du profil du son modifié virtuellement et comparaison au profil désiré et au profil du V5.	137
4.37	Prédiction de l'envie d'achat du son modifié virtuellement et comparaison au son d'origine (V1) et au son du V5 (meilleur score).	137
A.1	Structure du modèle de l'ACP.	146
D.1	Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition de vitesse constante, pour le test EQ.	151
D.2	Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition du ralenti, pour le test NOEQ.	152
D.3	Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition du ralenti, pour le test EQ.	152
D.4	Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition d'accélération rapide, pour le test NOEQ.	153
D.5	Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition d'accélération rapide, pour le test EQ.	153
E.1	Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs et de la sonie globale des sons pour la condition du ralenti.	155
E.2	Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs pour la condition du ralenti.	156
E.3	Nuages de points des scores médians de l'envie d'achat et de la sonie globale des sons pour la condition du ralenti.	157

E.4	Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs et de la sonie globale des sons pour la condition d'accélération rapide.	157
E.5	Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs pour la condition d'accélération rapide.	158
E.6	Nuages de points des scores médians de l'envie d'achat et de la sonie globale des sons pour la condition d'accélération rapide.	159
F.1	Variance expliquée par chaque axe PC pour le ralenti.	163
F.2	Graphe d'influence pour la condition du ralenti.	164
F.3	<i>Loadings</i> sur PC1-PC2 pour la condition du ralenti.	165
F.4	<i>Scores</i> sur PC1-PC2 des données <i>bootstrap</i> pour la condition du ralenti. . .	166
F.5	<i>Scores</i> sur PC3-PC4 des données <i>bootstrap</i> pour la condition du ralenti . .	167
F.6	Valeurs propres et choix de la troncature pour le ralenti.	168
F.7	Variance expliquée par chaque axe PC pour l'accélération rapide.	169
F.8	Graphe d'influence pour la condition de l'accélération rapide.	170
F.9	<i>Loadings</i> sur PC1-PC2 pour la condition de l'accélération rapide.	171
F.10	<i>Scores</i> sur PC1-PC2 des données <i>bootstrap</i> pour l'accélération rapide. . . .	172
F.11	<i>Scores</i> sur PC1-PC3 des données <i>bootstrap</i> pour l'accélération rapide. . . .	173
F.12	Valeurs propres et choix de la troncature pour de l'accélération rapide. . .	174
G.1	Réponses à prédire pour les scores d'attributs perceptifs de sons de VRM en condition de ralenti.	175
G.2	Modèle de prédiction de l'attribut puissant pour le ralenti.	176
G.3	Prédiction des réponses de l'attribut puissant le ralenti.	176
G.4	Modèle de prédiction de l'attribut agressif pour le ralenti.	177
G.5	Prédiction des réponses de l'attribut agressif le ralenti.	177
G.6	Modèle de prédiction de l'attribut métallique pour le ralenti.	178
G.7	Prédiction des réponses de l'attribut métallique le ralenti.	178
G.8	Modèle de prédiction de l'attribut doux pour le ralenti.	179
G.9	Prédiction des réponses de l'attribut doux le ralenti.	179
G.10	Modèle de prédiction de l'attribut vibrant pour le ralenti.	180
G.11	Prédiction des réponses de l'attribut vibrant le ralenti.	180
G.12	Modèle de prédiction de l'attribut bruyant pour le ralenti.	181
G.13	Prédiction des réponses de l'attribut bruyant le ralenti.	181
G.14	Modèle de prédiction de l'envie d'achat pour le ralenti.	182
G.15	Prédiction des réponses de l'envie d'achat le ralenti.	182
G.16	Modèle de prédiction de l'axe PC1 pour le ralenti.	183
G.17	Prédiction des réponses de l'axe PC1 le ralenti.	183
G.18	Réponses à prédire pour les scores d'attributs perceptifs de sons de VRM en condition d'accélération rapide.	184
G.19	Modèle de prédiction de l'attribut puissant pour l'accélération rapide. . . .	185
G.20	Prédiction des réponses de l'attribut puissant l'accélération rapide.	185
G.21	Modèle de prédiction de l'attribut agressif pour l'accélération rapide. . . .	186
G.22	Prédiction des réponses de l'attribut agressif l'accélération rapide.	186
G.23	Modèle de prédiction de l'attribut métallique pour l'accélération rapide. . .	187

G.24	Prédiction des réponses de l'attribut métallique l'accélération rapide.	187
G.25	Modèle de prédiction de l'attribut doux pour l'accélération rapide.	188
G.26	Prédiction des réponses de l'attribut doux l'accélération rapide.	188
G.27	Modèle de prédiction de l'attribut vibrant pour l'accélération rapide.	189
G.28	Prédiction des réponses de l'attribut vibrant l'accélération rapide.	189
G.29	Modèle de prédiction de l'attribut bruyant pour l'accélération rapide.	190
G.30	Prédiction des réponses de l'attribut bruyant l'accélération rapide.	190
G.31	Modèle de prédiction de l'envie d'achat pour l'accélération rapide.	191
G.32	Prédiction des réponses de l'envie d'achat l'accélération rapide.	191
G.33	Modèle de prédiction de l'axe PC1 pour l'accélération rapide.	192
G.34	Prédiction des réponses de l'axe PC1 l'accélération rapide.	192
G.35	Modèle de prédiction de l'axe PC2 pour l'accélération rapide.	193
G.36	Prédiction des réponses de l'axe PC2 l'accélération rapide.	193
H.1	Roue des attributs du véhicule V1.	196
H.2	Roue des attributs du véhicule V3.	197
H.3	Roue des attributs du véhicule V4.	198
H.4	Roue des attributs du véhicule V5.	199
H.5	Roue des attributs du véhicule V6.	200
H.6	Roue des attributs du véhicule V7.	201

LISTE DES TABLEAUX

3.1	Les attributs les plus récurrents.	48
3.2	Résultats des deux sessions de vote.	50
3.3	Test ANOVA de Friedman.	54
3.4	Matrice des coefficients de corrélation.	65
3.5	Valeurs propres de la matrice de covariance des évaluations d'attributs pour la condition de vitesse constante.	73
3.6	<i>Loadings</i> de PC1, PC2 et PC3 pour la vitesse constante.	75
3.7	Test ANOVA de Friedman pour le panel de naïfs.	85
4.1	Évaluations de la qualité des modèles selon les combinaisons des deux indicateurs R^2 et <i>p-value</i>	107
C.1	Bandes critiques.	149
F.1	Valeurs propres de la matrice de covariance des évaluations d'attributs pour le ralenti.	162
F.2	Valeurs propres de la matrice de covariance des évaluations d'attributs pour l'accélération.	162
G.1	Description des métriques.	194

LEXIQUE

Termes techniques (ou en anglais)	Définitions (ou traductions)
Attribut (ou descripteur)	Caractéristique perceptible associée à un produit.
Analyse sensorielle	Analyse consistant à évaluer scientifiquement les produits ou échantillons par le sens de la vue, de l'odorat, du goût, du toucher ou de l'ouïe.
<i>Bootstrap</i>	Techniques de rééchantillonnage en statistiques.
Dimension perceptive	Échelle permettant de quantifier l'intensité de la perception liée à un attribut.
Échelle d'intensité	Une échelle qui comprend plusieurs degrés d'intensité ou d'amplitudes caractéristiques, exprimés par des chiffres, des mots ou une combinaison des deux.
Profil flash	Procédure permettant de caractériser des produits en demandant aux sujets de choisir leurs propres termes descriptifs et de classer les produits par rang pour chacun des termes.
Profil sensoriel	Description des propriétés sensorielles d'un échantillon au moyen d'attributs sensoriels, le plus souvent accompagnés de leurs valeurs d'intensité.
Signature sonore	Le profil sensoriel d'un son issu des réponses de tests d'écoute donnant les jugements vis-à-vis des divers descripteurs.
Jury (ou panel sensoriel)	Groupe de sujets participant à un essai sensoriel.

LISTE DES ACRONYMES

Acronyme	Définition
ADN	Acide désoxyribonucléique
Anasynth	Analyse/Synthèse
ANOVA	<i>ANalysis Of VAriance</i> : analyse de la variance
ANN	<i>Artificial Neural Networks</i> : réseau neurones artificiels
AVAS	<i>Acoustic Vehicle Alerting Systems</i> : systèmes d'avertissement acoustique des véhicule
BPNN	<i>Back Propagation Neural Network</i> : rétropropagation du gradient d'un réseau de neurones
BRP	<i>Bombardier Recreational Products</i>
BSR	<i>Buzz, Squeak and Rattle</i>
CRBM-DBN	<i>Continuous Restricted Boltzmann Machines-Deep Belief Network</i>
CTA	Centre de Technologies Avancées BRP-UdeS
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i>
FP	<i>Flash Profiling</i> : profil flash
GAUS	Groupe d'Acoustique de l'Université de Sherbrooke
GRA	<i>Grey Relational Analysis</i>
ISMIR	<i>International Society for Music Information Retrieval</i>
Lasso	<i>Least Absolute Shrinkage and Selection Operator</i>
Marsyas	<i>Music Analysis, Retrieval and Synthesis for Audio Signals</i>
MIR	<i>Music Information Retrieval</i> : recherche d'information musicale
NVH	<i>Noise, Vibration, and Harshness</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i> : analyse en composantes principales
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i> : optimisation par essaims particulières
QDA	<i>Quantitative Descriptive Analysis</i> : analyse descriptive quantitative
SDM	<i>Spatial Decomposition Method</i> : méthode de décomposition spatiale
<i>Spectrum™</i>	<i>Spectrum™ Descriptive Analysis Method</i> : spectre sensoriel
UdeS	Université de Sherbrooke
VRM	Véhicules Récréatifs Motorisés
Yaafe	<i>Yet Another Audio Feature Extractor</i>

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 Contexte industriel

Au cours des dernières décennies, l'industrie automobile s'est concentrée sur l'identification et l'amélioration des principaux facteurs qui influencent l'expérience sensorielle dans les véhicules [62]. Dans l'industrie automobile actuelle, un marché de plus en plus concurrentiel, les constructeurs doivent concevoir des produits plus performants, plus attractifs, et avec plus de confort et d'attrait aux niveaux vibratoire et acoustique. Ainsi, les constructeurs innovent pour satisfaire les besoins des consommateurs et pour séduire d'autres clients. Toutefois, le développement de produits attractifs et compétitifs ne dépend pas d'une seule et unique fonctionnalité et ce n'est pas une tâche facile, mais souvent très rentable. Cependant, définir la « qualité » du point de vue des clients et la contrôler tout au long du processus de développement du produit est une tâche floue et laborieuse, spécialement pour les producteurs qui luttent contre la pression des coûts [32].

Dans ce contexte, la démarche du marketing sensoriel a été popularisée au début des années 2000. Filser (2003) définit le marketing sensoriel comme « l'ensemble des variables d'actions contrôlées par le producteur et/ou le distributeur pour créer autour du produit ou du service une atmosphère multisensorielle spécifique, soit à travers les caractéristiques du produit lui-même, soit à travers les communications en sa faveur, soit à travers l'environnement du produit au point de vente » [35]. Cette technique se focalise donc sur les cinq sens et leur impact dans l'expérience de consommation [44]. Par exemple, les sensations perceptibles par le conducteur d'un nouveau véhicule sont multiples : l'odeur du neuf dans le véhicule, le contact au volant, le toucher d'un levier de vitesse, le claquement de la portière, la sonorité du moteur et du véhicule en général, etc. Pour se démarquer, les constructeurs tentent de donner, à l'aide du marketing sensoriel, une signature (ADN) à leurs produits et d'augmenter la satisfaction des clients. Pour y arriver, il est donc essentiel de comprendre la manière dont un produit est perçu par les sens humains.

Dans le cadre du projet dXBel, BRP (*Bombardier Recreational Products*) souhaite réduire le temps de conception de ses Véhicules Récréatifs Motorisés (VRM) côte à côte pour créer des véhicules plus silencieux et avec une signature sonore distinctive. En fait, les usagers des véhicules récréatifs trouvent que le bruit est la principale source de dérangement, et

pour les clients, la qualité du produit est directement liée à sa signature sonore. Les VRM sont des véhicules récréatifs à quatre roues motrices de type utilitaire. Ils sont appelés côte à côte parce qu'ils ont généralement deux sièges l'un à côté de l'autre. Ces véhicules sont utilisés pour travailler, entre autres, dans les fermes ou les forêts en terrain accidenté. Les VRM sont conçus pour transporter un conducteur et un passager assis à sa droite et sont équipés d'une benne basculante, située à l'arrière de l'habitacle. Le véhicule peut être utilisé pour transporter des charges dans sa benne (outils, pièces, meubles, matériaux tels que terre, sable, etc.) et pour déplacer des remorques. Ces véhicules sont également équipés d'une cabine qui permet de fermer l'habitacle pour améliorer le confort des utilisateurs en cas de froid ou de mauvais temps [39].

Ainsi, l'objectif du projet dXBel est le développement et la validation d'une maquette virtuelle vibroacoustique permettant la simulation, la reconstruction et l'écoute du bruit à l'opérateur et de passage des produits BRP. L'objectif d'un tel outil est d'écouter et de comparer le comportement acoustique des VRM pour différentes configurations, de mener à des véhicules plus silencieux à l'opérateur et au passage, d'améliorer leur qualité sonore et de réduire le temps de développement et le nombre de prototypes.

Dans ce projet de thèse, le sens sollicité est l'ouïe et le problème est de comprendre la perception sonore des usagers de VRM, puis de définir une signature sonore désirée par les usagers. Cette signature sonore permettra donc de mieux saisir les attentes, sonores et vibratoires, des clients et usagers de VRM et servira de profil de référence (ou cible) lors du développement des futurs véhicules côte à côte de BRP, et plus particulièrement d'un produit en cours d'amélioration/élaboration : le « Defender HD10 ». Grâce à la maquette vibroacoustique développée dans le cadre de ce projet de recherche au doctorat, il sera possible de virtuellement modifier la signature sonore d'un véhicule pour la faire correspondre au profil sonore désiré rapporté par les usagers.

1.2 Contexte scientifique

Les principaux objectifs de la thèse sont : 1) de comprendre, en termes et en nombres, ce que les usagers comprennent de la signature sonore actuelle d'un produit particulier de la gamme des véhicules côte à côte du partenaire industriel, 2) de comprendre, en termes et en nombres, ce que les usagers de VRM désirent comme signature sonore des véhicules côte à côte et 3) déployer une démarche qui fait le pont entre ces deux aspects.

Dans ce projet de thèse, il est question d'étudier de la signature sonore et la qualité sonore perçue par les usagers des VRM côte à côte. L'originalité est de développer une procédure

rapide pour l'évaluation de la perception sonore des véhicules, en se basant sur la science sensorielle de produits [53, 7, 85, 117, 99, 101].

Dans un premier temps, le but est d'obtenir des profils sensoriels (ou cartographies sensorielles) des véhicules côte à côte actuels du partenaire industriel et des véhicules des concurrents en obtenant des attributs¹ (ou descripteurs) perceptifs pour l'évaluation et la comparaison des VRM côte à côte. La procédure sera divisée en deux étapes. Premièrement, les membres d'un panel de clients ou utilisateurs de produits récréatifs doivent écouter les sons comparativement, puis représenter l'expérience d'écoute afin de fournir des termes précis pour qualifier les sons, pour obtenir un vocabulaire adapté aux sons des VRM. Cette étape vise à trouver quels attributs sont présents et/ou perceptibles en utilisant des descripteurs verbaux comme moyen de saisir les attributs [7, 78, 72, 79]. Deuxièmement, le panel de participants évalue ces attributs à l'aide de tests d'écoute individuels [5, 80]. L'objectif des tests d'écoute est de classer tous les échantillons de « faible » à « élevé » sur chaque attribut, par l'intermédiaire d'une échelle d'intensité, par exemple sur 7, 15 ou 100 points [101]. En examinant les connaissances actuelles sur ce sujet, il est clair que cette approche présente un compromis « rapidité-précision » associé à l'évaluation subjective. Cependant, cette approche est validée dans la littérature et elle représente un procédé optimisé comparé à un ensemble de processus bien définis dans la littérature qui peuvent servir de point de départ. Les résultats de ces tests subjectifs donnent les jugements vis-à-vis des divers descripteurs (éléments constituant la signature sonore) pour chacun des véhicules étudiés. Dans un deuxième temps, le but est de trouver ce que les clients désirent comme signature sonore des VRM. Par conséquent, les participants doivent ajuster l'intensité des descripteurs issus de la première étape (évaluation d'attributs par tests d'écoute) pour indiquer l'intensité désirée pour chaque attribut (ce qui sera appelé par la suite approche participative de la conception sonore). Cette étape permet de constituer le profil sonore souhaité par les usagers. Ensuite, après la confirmation de la signification statistique des résultats de tests d'écoute par l'intermédiaire d'analyses statistiques, ces résultats seront liés, par régression linéaire multiple, à des métriques psychoacoustiques ou physiques pour concevoir les modèles prédictifs qui permettent de prédire la signature sonore de nouveaux véhicules [5, 86].

1.3 Cadre de la thèse

Ce projet de thèse, ayant lieu au Groupe d'Acoustique de l'Université de Sherbrooke (GAUS), dans le cadre de la subvention de Recherche et Développement Collaboratif

1. Un « attribut » est une caractéristique perceptible associée à un produit.

CRSNG, en partenariat avec BRP et le Centre de Technologies Avancées BRP-UdeS (CTA), s'inscrit dans les travaux de recherches effectués dans le cadre du projet dXBel (collaboration BRP). Ce projet global vise à développer et à valider une maquette virtuelle vibroacoustique permettant de simuler, reconstruire et écouter le bruit à l'opérateur et de passage des véhicules récréatifs de BRP. Pour l'atteinte de cet objectif, le projet dXBel est partagé en cinq tâches :

1. développement d'un outil de simulation et d'écoute qui constitue le cœur de la maquette vibroacoustique virtuelle,
2. identification des sources de bruit, chemins de transfert, étude de qualité sonore et développement de la signature sonore,
3. modélisation, validation puis optimisation vibroacoustique de systèmes d'échappement, de transmission, d'entraînement, d'habillage phonique de compartiment moteur et d'habitacles,
4. mise en œuvre et validation de la maquette virtuelle sur des produits de BRP,
5. intégration, déploiement et transfert technologique, des résultats du projet.

Cette thèse de doctorat présente les travaux réalisés dans le cadre de la seconde tâche du projet, à savoir l'étude de la signature sonore et la qualité sonore des VRM.

1.4 Objectifs de la recherche

Dans le cadre du projet dXBel, cette étude portera sur le véhicule côte à côte Defender HD10 de BRP. L'objectif global du projet est de mener à un véhicule plus silencieux à l'intérieur et à l'extérieur de la cabine, d'améliorer le confort sonore des usagers et de réduire le temps de développement des produits.

Pour atteindre ces objectifs, la finalité de ce projet est le développement d'une maquette pour la simulation, la reconstruction et l'écoute du bruit des véhicules récréatifs puis la modification virtuelle de la signature du son. Il est donc nécessaire de comprendre et d'évaluer la perception sonore actuelle des usagers de VRM, puis de comprendre et de déterminer le profil sonore désiré pour répondre aux attentes sonores des usagers et des clients.

La question de recherche pour ce projet doctoral est donc la suivante : **comment relier l'évaluation sensorielle des clients aux caractéristiques acoustiques des véhicules récréatifs motorisés en vue d'évaluer puis améliorer la signature sonore de ces véhicules ?**

Dans le but de répondre à cette question, les principaux objectifs de la thèse sont :

1. Comprendre, qualifier et quantifier ce que les usagers comprennent de la signature sonore actuelle de véhicules récréatifs motorisés.
2. Comprendre, qualifier et quantifier ce que les usagers de VRM désirent comme signature sonore du Defender.
3. Déployer une démarche qui fait le pont entre ces deux aspects.

En conséquence, dans le travail de thèse, un certain nombre d'objectifs spécifiques peuvent être associés à ce projet de recherche. Les objectifs spécifiques identifiés sont de :

1. Formuler une méthodologie, basée sur la technique de l'analyse sensorielle, pour l'évaluation de la signature sonore et la qualité sonore.
2. Déterminer les descripteurs (ou attributs perceptuels) relatifs au son d'un véhicule test (Defender) et de modèles concurrents.
3. Évaluer les échantillons sonores de ces véhicules, à l'aide d'un panel de clients, pour chacun des attributs prédéfinis.
4. Comprendre l'effet de l'égalisation en sonie globale des stimuli en réalisant deux tests d'écoute similaires, l'un avec des sons réels et l'autre avec ces sons égalisés en sonie globale.
5. Refaire les mêmes tests d'écoute avec un panel de participants naïfs (non-utilisateurs de VRM) et comparer les évaluations à ceux du panel d'usagers de VRM.
6. Évaluer objectivement les stimuli sonores à l'aide des métriques psychoacoustiques et des métriques de recherche d'information musicale (MIR ; *Music Information Retrieval*) puis concevoir un modèle mathématique de prédiction de la qualité et la signature sonores des véhicules récréatifs.
7. Explorer les méthodes de ré-échantillonnage statistique (le *Bootstrap*).

1.5 Aperçu et contributions de l'étude

L'objectif de ce travail était basé sur la nécessité d'identifier et d'adapter les méthodes sensorielles rapides à l'étude de la qualité sonore des VRM, en utilisant les ressources fiables déjà disponibles, et de vérifier l'efficacité de cette approche dans un contexte industriel réaliste où des réponses rapides sont nécessaires afin d'adapter la conception acoustique dans un cycle annuel de conception et de fabrication. Par conséquent, une partie de notre contribution est basée sur le test de l'objectif de recherche suivant dans un contexte réaliste fortement contraint. Une telle approche contribuerait sans aucun doute à faciliter l'intégration des études de qualité sonore dans le flux de travail général de l'ingénierie

acoustique à un coût moindre, mais aussi dans le cadre d'un paradigme plus agile et plus flexible pour garantir un impact rapide et réel sur le travail des ingénieurs-acousticiens.

Les contributions originelles de cette thèse sont les suivantes :

- Comme l'approche de profilage flash semble facile à mettre en œuvre dans un contexte de qualité sonore, cette méthode a été adaptée pour tenter d'évaluer rapidement les profils sensoriels des sons des VRM du point de vue des usagers. Ce point est mis en évidence au chapitre 3.
 - Étant donné que l'approche participative de la conception sonore semble prendre moins de temps que la méthode ordinaire, cette approche a été utilisée pour faciliter le processus de conception sonore. Cela permet d'évaluer simultanément la signature sonore d'un produit et la signature sonore désirée par les usagers.
 - Même si cela a déjà été étudié dans la littérature, il est intéressant de confirmer que l'égalisation de la sonie globale réduit la corrélation entre les scores des attributs perceptifs dans les profils sensoriels dans le contexte des VRM. Pour éviter des séances multiples qui prennent du temps, la méthode sensorielle rapide a donc été choisie pour étudier cette question de recherche (chapitre 3). Les cas égalisés et non égalisés sont comparés avec les mêmes conditions, les mêmes participants, le même matériel et la même méthode.
 - Il était également intéressant d'étudier si le *bootstrapping* pouvait être utilisé comme solution pour contourner la limitation concernant le nombre de participants. Ce sujet n'est pas abordé dans la littérature dans le cadre d'étude de la qualité sonore.
 - En outre, une comparaison des évaluations de tests d'écoute avec un panel de participants naïfs (non-utilisateurs) à ceux du panel d'usagers de VRM est effectuée au chapitre 3. Dans le même contexte, les évaluations sont également comparées à ceux de tests grand public réalisés à l'aide d'une borne d'écoute dans le Musée de la Nature et des Sciences de Sherbrooke (MNS²).
 - Enfin, une corrélation des évaluations subjectives avec des mesures physiques ou psychoacoustiques objectives est réalisée afin de construire des modèles prédictifs de la qualité sonore et des profils sensoriels. Le chapitre 4 se concentre sur les modèles de prédiction parcimonieux basés sur les algorithmes de modélisation des régressions linéaires multiples (*Lasso/Elastic-net*). À la connaissance des auteurs, cela représente également une contribution au domaine des études sur la qualité sonore.
-

1.6 Organisation du document

La suite du présent document est divisée en quatre chapitres.

Le chapitre 2 propose une revue de la littérature détaillée et un contexte théorique pour les travaux présentés. Dans ce chapitre, un examen de l'état de l'art de l'analyse sensorielle appliquée à l'acoustique est fourni.

Le chapitre 3 est la partie la plus importante de cette thèse : les expériences et leurs résultats sont présentés et discutés. Ce chapitre est composé de plusieurs sections pour répondre aux objectifs de la recherche. La structure de ce chapitre est organisée selon l'ordre chronologique de la mise en œuvre. D'abord sont détaillées les phases de mise en œuvre de l'expérimentation pour les évaluations subjectives avec un panel d'utilisateurs de VRM. Ensuite, les profils sensoriels, la préférence globale et le profil désiré, établis à partir des évaluations des résultats de tests d'écoute, sont présentés et discutés. Puis, l'effet de l'égalisation en sonie globale des sons sur les profils sonores est examiné. Subséquemment, la technique du *bootstrapping* est appliquée pour créer des participants virtuels. Après cela, une analyse par composantes principales est effectuée pour tenter d'expliquer les axes principaux de variance de ces données. À la fin du chapitre 3, les résultats de tests d'écoutes d'un panel de participants naïfs et des tests grand public sont présentés et comparés avec ceux du panel d'utilisateurs.

Le chapitre 4 concerne la construction des modèles prédictifs de qualité sonore et de signature sonore ainsi que conception sonore et modifications virtuelles pour atteindre la cible de signature sonore.

Au chapitre 5, une conclusion générale sur les principales réalisations présentées dans la thèse est donnée et d'autres orientations possibles de développement dans le domaine sont indiquées.

Finalement sont listées les annexes auxquelles il est fait référence dans le présent document.

CHAPITRE 2

REVUE DE LA LITTÉRATURE

2.1 Introduction

L'analyse sensorielle et multisensorielle est devenue un outil systématique, puissant et établi pour aider les entreprises industrielles dans la conception de produits, l'inspection de la qualité et l'exploitation marketing. Ainsi, dans de nombreux secteurs industriels tels que l'alimentaire, cosmétique, chimique, textile et automobile, l'évaluation ou l'analyse sensorielle est largement utilisée pour déterminer la qualité des produits finis, rapprocher les clients des fabricants, développer de nouveaux produits et exploiter de nouveaux marchés adaptés aux préférences du consommateur [122, 32].

Par la suite, plusieurs applications en acoustique de la méthode d'analyse sensorielle descriptive ont été utilisées dans la recherche d'évaluation de la qualité. L'objectif de ces travaux était de : comparer les caractéristiques perceptuelles des systèmes d'amélioration de l'impression spatiale par casques stéréo, à l'aide de l'analyse descriptive audio, en utilisant une approche de développement de vocabulaire individuel [79]; évaluer la qualité spatiale perçue d'un système audio [6]; décrire la perception du bruit de roulement d'une voiture par des descripteurs sensoriels [7]; évaluer l'acoustique des salles de concert, en utilisant une technique de développement de vocabulaire individuel, pour obtenir des attributs perceptifs (et profils perceptifs) [78]; développer des descripteurs subjectifs pour évaluer la qualité perçue de la reproduction audio à basse fréquence dans les petites pièces [120]; évaluer la qualité perçue du codage audio [72]; examiner perceptivement les propriétés des systèmes audio dans l'automobile [62].

L'évaluation de la qualité sonore est un sujet de recherche important et relativement jeune dans le domaine de l'audio et de l'acoustique. Les méthodes couramment employées pour étudier la qualité sonore sont des méthodes objectives et subjectives. Ces dernières passent généralement par des tests d'écoute. Au cours des dernières années, nous avons assisté à un certain nombre de développements avancés dans la conception des tests d'écoute. Ces avancées représentent une approche plus sophistiquée de l'évaluation de la qualité sonore que les jugements de qualité de base et les scores moyens d'opinion. En particulier, les chercheurs ont étudié les moyens de découvrir plus précisément ce que les auditeurs perçoivent, comment ils le décrivent, et comment prédire la préférence du consommateur

sur la base d'un jugement d'expert [104] et des modèles physiques. La qualité sonore des automobiles a fait l'objet de nombreuses recherches, notamment le bruit intérieur des véhicules [74, 16, 113, 57, 119, 96, 58, 123, 51]. Cependant, la qualité sonore et la signature acoustique des véhicules récréatifs, spécifiquement, ont rarement été étudiées. Ce manque de connaissance justifie ce projet de recherche.

Dans la suite de ce chapitre, seront définis pour le projet actuel : la qualité perçue, la qualité sonore, la signature sonore. Puis, sera présenté l'état actuel des méthodologies d'évaluation subjective en qualité sonore : la technique d'enregistrement binaural, les tests d'écoute perceptifs et leur rôle. Ensuite sera présentée une description générale de la technique d'analyse sensorielle des produits, en abordant les méthodes et procédures d'évaluation sensorielle disponibles dans la littérature et les méthodes appliquées à l'acoustique. Puis, seront présentées l'approche du design sonore participatif et les méthodes statistiques d'analyse des résultats des tests subjectifs. En dernier lieu, seront expliqués les modèles prédictifs de qualité du son et leur rôle, les caractéristiques des sons et quelques méthodes convenables pour la conception de ces modèles de prédiction de la qualité/signature sonore, telles que la régression linéaire et les réseaux de neurones artificiels. Les limitations de l'état des connaissances concernant ces sujets seront aussi mentionnées dans chaque cas.

2.2 Schéma de la procédure globale

L'ensemble de cette thèse est divisé en deux grand volets. Les deux sections qui suivent présentent la revue de la littérature de ces deux volets. Un schéma-bloc de la procédure globale est présenté à la figure 2.1. Dans cette figure, le schéma peut être divisé en deux blocs principaux : 1) Le premier, construction des attributs et évaluation subjective. Il comprend l'enregistrement numérique et traitement des sons, écoute sur casque et jugement subjectif. 2) Le deuxième, construction de modèles objectifs pour prédire ces attributs de qualité sonore. Il comprend la phase de calcul des métriques psychoacoustiques et l'analyse objective, comparaison et jugement global.

2.3 Construction des attributs et évaluation subjective

2.3.1 La qualité perçue des produits

Pendant longtemps, le critère de qualité était lié aux caractéristiques de performance des produits, telles que la fiabilité et la durabilité. Au fil du temps, avec l'avancée technologique et avec le vaste nombre de fournisseurs de produits similaires, ces caractéristiques sont devenues une exigence de base [31, 121]. Cependant, pour rester compétitive, une entreprise doit prendre en compte la perception du client et réagir rapidement aux concurrents. C'est

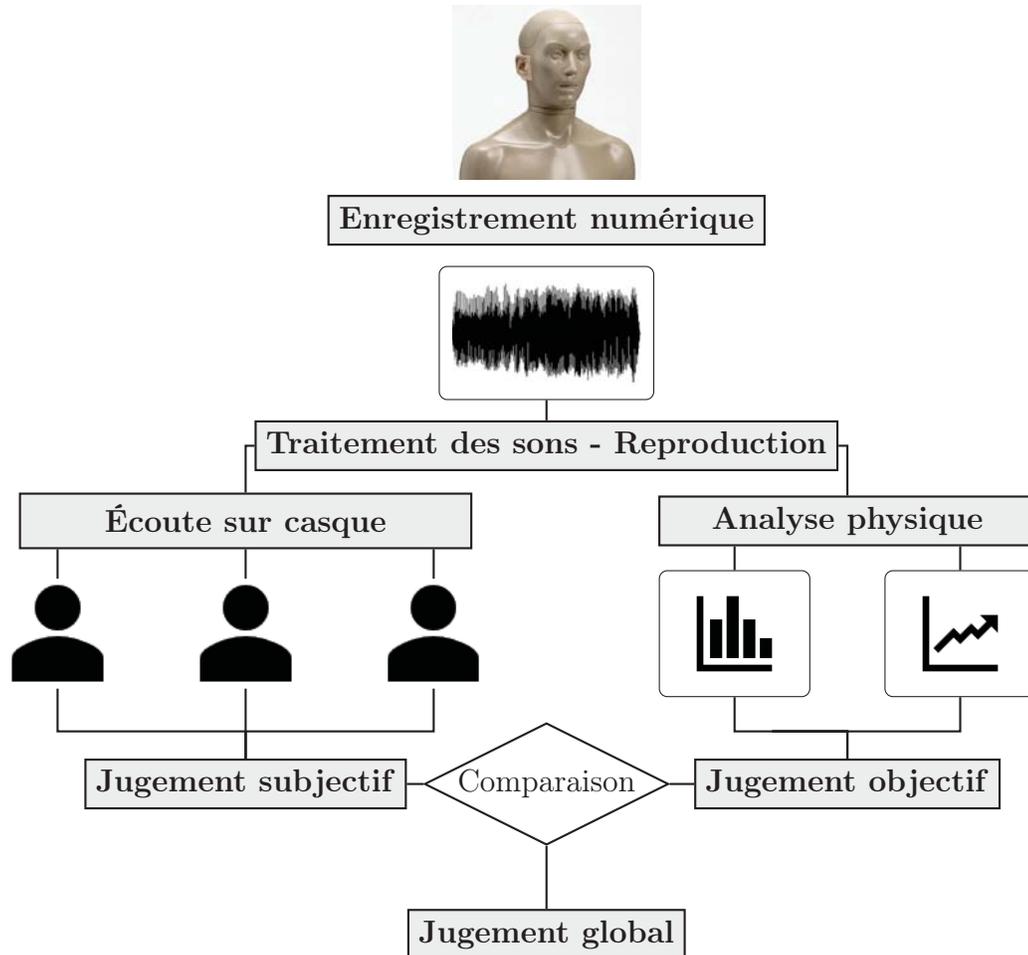


Figure 2.1 Schéma de la procédure d'évaluation de qualité sonore. Adaptée de [41].

pourquoi l'industrie a besoin de techniques efficaces pour évaluer la qualité perçue des produits industriels et pour intégrer ces données dans le processus de conception [43]. En particulier dans l'industrie automobile, les constructeurs sont désormais extrêmement préoccupés par la qualité perçue de leurs produits [100].

Pour comprendre le lien entre la qualité d'un produit et la perception subjective qu'en a le client, une définition standardisée du terme « qualité perçue » est nécessaire, notamment pour la compréhension ultérieure de cette thèse [31, 32].

Falk et Schmitt se sont penchés sur la question et ont donné un remarquable aperçu du développement historique et récent de la qualité perçue [32]. Selon ces auteurs, en ce qui concerne les biens de consommation durables, « la qualité perçue est le résultat d'un processus de comparaison cognitive et affective entre les attentes conscientes et inconscientes du client concernant des critères tels que le prix, le design, l'image de marque ou l'expé-

rience du produit et les caractéristiques techniques du produit réalisées dans des situations d'utilisation spécifiques ». C'est-à-dire, le résultat de la comparaison effective, réalisée dans une situation d'utilisation spécifique, des attentes vis-à-vis d'un produit et des attributs du produit [31, 32].

Plusieurs études ont montré que la perception de la qualité du produit a des influences sur le jugement du client. Ces influences comprennent des aspects sociaux, esthétiques et fonctionnels, affectant à la fois la qualité extrinsèque et la qualité intrinsèque du produit et de son environnement [31, 77, 10].

Un exemple schématique représentant les aspects de la qualité perçue d'un produit est montré dans la figure 2.2. Dans ce schéma, la valeur globale de qualité perçue d'un produit (valeur produit) se compose de trois points :

- 1) Fonction ; qui représente le fonctionnement du produit durant son cycle de vie (fiabilité et durabilité),
- 2) Esthétique ; qui se caractérise par le design global (du tout ou des parties) du produit ainsi que de la perception sensorielle des consommateurs,
- 3) Image de marque ; qui influence directement la perception du client en relation avec les associations culturelles et mentales liées à la marque.

Dans le cas de véhicules en général, l'expérience sensorielle (sensations ressenties par le client) comporte plusieurs facettes qui participent au confort global [25], et dont des exemples sont donnés ci-dessous :

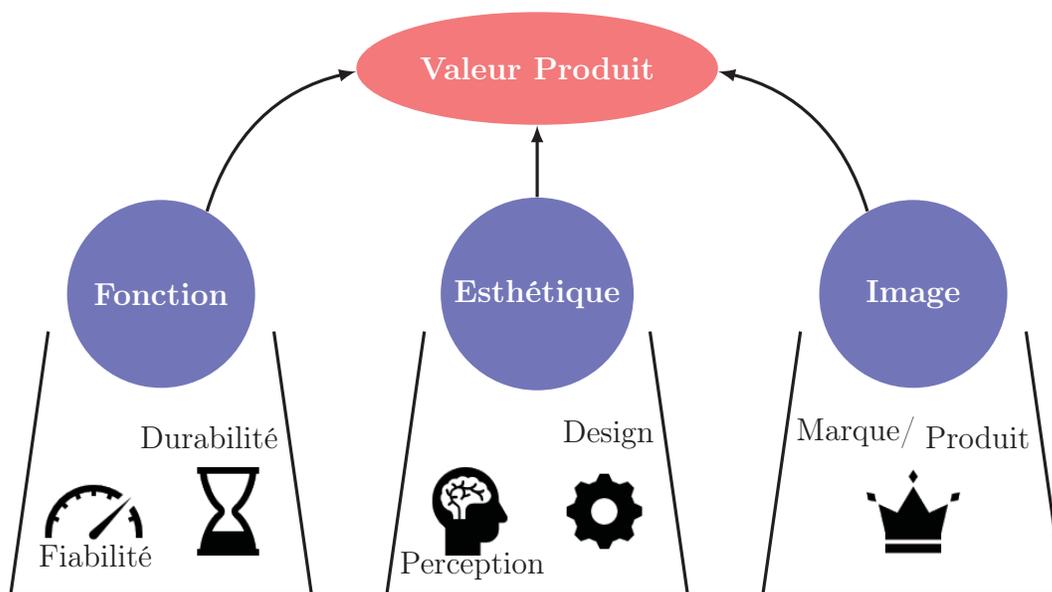


Figure 2.2 Valeur globale perçue d'un produit. Adaptée de [31].

- **Visuel** : par exemple, la couleur d'un véhicule et son design.
- **Tactile** : la saisie d'une poignée de la porte, le contact d'un volant ou le toucher d'un levier de vitesse.
- **Olfactif** : l'odeur du neuf dans le véhicule.
- **Thermique** : la présence du chauffage ou de l'air climatisé.
- **Postural** : le confort et la fermeté du siège.
- **Acoustique** : la sonorité du véhicule ou le claquement d'une portière.
- **Vibratoire** : les vibrations et amortissements du véhicule.
- **Routier** : la souplesse et le comportement de régimes transitoires ou d'accélération, lors de la conduite.

Ces sensations étant directement perceptibles par le consommateur, elles sont d'autant plus importantes pour la différenciation des marques : elles peuvent jouer un rôle de séduction du consommateur au moment du choix d'acquisition, avant même toute appréciation de son confort d'usage [25].

2.3.2 La qualité sonore

Selon Blauert et Jekosch [9], « la qualité sonore d'un produit est définie comme un descripteur de l'adéquation du son attaché à ce produit ». Dans la présente étude, la qualité sonore peut être définie comme la réaction perceptive des clients sur la désirabilité du son de l'intérieur d'un véhicule récréatif.

Depuis plus de deux décennies, la qualité sonore représente un facteur fondamental dans les processus de développement des produits, notamment pour les véhicules. D'un côté, à mesure que les véhicules deviennent de plus en plus silencieux, la sensibilité des clients à la qualité sonore augmente. D'un autre côté, la sensibilité à la qualité sonore croît aussi puisque la réduction totale du bruit et des vibrations dans un véhicule n'est pas toujours réalisable, même après le contrôle actif ou passif du bruit. De plus, la qualité sonore perçue doit répondre aux attentes du consommateur ou client en termes de conception sonore. Afin de s'aligner sur les attentes du client, les ingénieurs NVH (*Noise, Vibration, and Harshness*) réalisent généralement beaucoup d'efforts pour améliorer la qualité du son à l'intérieur des véhicules, en proposant des solutions pratiques. Dans la même perspective, la recherche scientifique dans ce domaine de perception sonore constitue un enjeu majeur pour l'innovation [41, 108, 67].

Plusieurs évaluations perceptuelles des études sur le bruit des véhicules considèrent une seule caractéristique, la plus populaire est le désagrément des sons. Dans ces cas, les expérimentateurs ont déjà une idée de la propriété sonore qui est liée à la qualité sonore

qu'ils souhaitent. Il existe deux méthodes d'évaluation utilisées pour l'analyse de la qualité sonore, des évaluations subjectives et objectives [65, 15]. Genuit [41] a souligné que, quel que soit le type de son conçu, il doit être vérifié par une évaluation subjective, car la qualité acoustique est déterminée non seulement par des facteurs physiques et psychoacoustiques, mais aussi par des facteurs psychologiques tels que l'expérience, les attentes et les attributs subjectifs.

En parcourant toutes ces recherches sur la qualité sonore, on se rend compte que contrairement à l'industrie automobile il existe très peu d'études sur qualité sonore de véhicules récréatifs. Cela est dû, probablement, au fait que ce type de véhicules est rarement étudié sous cet angle, et les recherches sont souvent confidentielles ou pas publiées. C'est un vide à combler parce que par définition pour les véhicules récréatifs côte à côte, l'expérience et en particulier la qualité sonore sont important. De plus, la qualité sonore est un facteurs déterminant du confort des passagers.

2.3.3 La signature sonore

Le confort acoustique étant un des facteurs prédominants dans le confort global d'un véhicule, les constructeurs automobiles cherchent à mieux comprendre et à mieux décrire les paramètres qui contribuent au confort sonore. Ensuite, ils cherchent à identifier ou créer une signature sonore attractive à leurs produits pour se démarquer des concurrents. Cela permet d'améliorer à la fois la conception sonore de leurs véhicules et d'augmenter la satisfaction des clients. Comme son nom l'indique, la signature sonore peut être définie comme « le portrait sonore (ou profil sensoriel) d'un bruit issu des réponses de tests d'écoute donnant les jugements vis-à-vis des divers attributs perceptuels ».

Lors de l'exploration dans la littérature du terme « qualité du produit », on retrouve plusieurs publications, recherches et modèles se référant à son caractère multidimensionnel¹ vu que les individus ont des préférences et des goûts différents [31, 32, 71, 110, 122]. Ceci s'applique également à l'évaluation de la qualité du son, le jugement global dépend d'un ensemble limité d'attributs perceptifs. Des études précédentes, il est devenu clair que la perception du son est multidimensionnelle [48, 79, 78]. Aussi, il a été montré qu'on peut percevoir un certain nombre de sensations individuelles qui contribuent au jugement global [81]. En outre, il est clair que chaque catégorie de véhicule (sport, loisir, utilitaire, etc.) a une signature sonore spécifique.

1. Caractère multidimensionnel : de ce qui comporte plusieurs dimensions (plus de trois) aux caractéristiques variées.

Les listes d'attributs et de termes perceptifs sont bien définies pour les évaluations sonores et audios [8, 64, 111], mais la plupart du temps, des produits sonores spécifiques sont étudiés, ce qui nécessite donc des attributs appropriés [69, 94]. Malheureusement, il manque des listes d'attributs normalisés pour décrire avec précision les caractéristiques sonores perçues par les usagers réguliers de VRM [1, 97]. Dans cette perspective, une approche sensorielle multicritère² pour l'évaluation subjective, représente une approche d'étude originale pour l'évaluation de la qualité du bruit de véhicules récréatifs.

2.3.4 Évaluation subjective

L'évaluation subjective joue certainement un rôle crucial pour déterminer le confort acoustique et la qualité sonore à l'intérieur des véhicules. Souvent, le but de cette évaluation subjective est de déterminer la perception humaine et l'appréciation des enregistrements sonores au moyen de tests perceptifs par un panel de jurés [108, 96, 15, 58, 55, 100, 23].

Dans la suite de cette sous-section seront présentés brièvement, les techniques d'enregistrement binaural et les tests perceptifs couramment utilisés pour l'évaluation subjective par panel de jurés.

Techniques d'enregistrement binaural

Afin de révéler de nouvelles informations sur l'acoustique intérieure d'un véhicule, les échantillons sonores qui vont être utilisés pour la génération des descripteurs et les tests d'écoute doivent être générés en mettant l'accent sur les paramètres acoustiques liés à la perception du conducteur (ou du passager) puis aux paramètres des régimes de conduite en situation réelle d'utilisation.

Pour reproduire la même expérience sonore que celle du conducteur dans un véhicule lors des tests au laboratoire, il est recommandé de faire des enregistrements binauraux à l'intérieur de l'habitacle en situation réelle de conduite. Ici, par enregistrements binauraux, on entend l'enregistrement de la trace temporelle des signaux de pression acoustique aux tympans ou à l'entrée du conduit auditif. Contrairement aux méthodes d'enregistrements conventionnelles, cela permet de présenter des caractéristiques comparables à celle de l'audition humaine et tient notamment compte de la diffraction par le buste et par l'oreille externe.

Théoriquement, un microphone de mesure standard possède une caractéristique de réponse linéaire indépendante de la fréquence pour toutes les directions d'incidence sonore. En revanche, l'oreille externe est un filtre directionnel qui modifie le niveau de pression sonore

2. Approche sensorielle multicritère : l'évaluation de la qualité, par une approche sensorielle, basée sur plusieurs indicateurs ou descripteurs.

au niveau du tympan de +15 à -30 dB, selon la fréquence et la direction de l'incidence du son. Ces propriétés de filtrage résultent de la diffraction et des réflexions causées par la géométrie externe (pavillon, tête, épaule et torse) qui dépendent de la direction et des résonances indépendantes de la direction [41]. De ce fait, l'enregistrement binaural avec une tête artificielle (voir la Fig. 2.3) est une des techniques principales de mesure du son lorsque le son sert d'indicateur de confort ou de qualité [41].

Les tests perceptifs

Une variété de méthodes possibles pour effectuer les tests d'écoute avec des sujets humains est disponible dans la littérature. Comme exemples, on peut citer le test de comparaison de paires (*AB pairwise comparison tests*), le test de classement (*ranking test*), le jugement de catégorie (*category judgement*) et le test de différentiel sémantique (*semantic differential*) [50, 56, 63].

En principe, le choix d'utilisation d'une des méthodes dépend spécifiquement du type d'application visée par l'examineur, chaque méthode ayant des avantages et inconvénients. Toutefois, le rôle de ces tests reste le même, c'est de recueillir des jugements sur la nature perçue d'un son par rapport à sa nature souhaitée.

Habituellement, dans ces méthodes de base les sujets sont appelés à porter un jugement relatif par rapport à un son et à une question donnée, c'est-à-dire un seul critère (la qualité sonore, la netteté du son, le caractère sportif, etc.). Donc, pour réaliser une étude de qualité basée sur plusieurs critères à la fois, afin de construire le portrait sonore d'un véhicule, ces méthodes ne sont pas adéquates ou deviennent fastidieuses et très longues à exécuter. Pour ce type d'étude, comme pour ce projet, les chercheurs ont plutôt recours aux techniques d'analyse sensorielle.

Ainsi, l'étude perceptive multicritère à l'aide de l'analyse sensorielle est la démarche qui sera adoptée dans la thèse. L'analyse sensorielle permet d'établir le profil sensoriel d'un produit à partir de notes attribuées par un panel de jurés selon une liste de descripteurs.



Figure 2.3 Tête du mannequin Kemar de G.R.A.S.

Une revue de l'analyse sensorielle des produits, ses méthodes et son application en acoustique sera présentée dans la section suivante (sous-section 2.3.5).

Généralement, les tests perceptifs peuvent être réalisés par deux types de jurys : 1) par un panel de participants entraînés, appelé panel d'experts (sujets qualifiés à l'analyse sensorielle) ou 2) par un panel de sujets non qualifiés dits « naïfs », c.-à-d. n'ayant pas d'expérience avec l'analyse sensorielle. Dans le deuxième cas, les participants sont souvent des clients types ou consommateurs des produits testés. L'utilisation de sujets naïfs dans les tests de perception peut permettre à l'industrie de réaliser des économies importantes et de gagner du temps en répondant aux besoins des clients [100]. Aussi, avec des sujets naïfs, il est possible d'éviter le biais qu'un sujet expert (par exemple, un ingénieur ou un acousticien) pourrait apporter aux tests.

Toutefois, il n'est pas toujours évident d'avoir à disposition un nombre suffisant de clients au moment des tests de perception, faute de temps. Pour contourner cette difficulté, une possibilité est de réaliser les tests avec des sujets naïfs et pas forcément des clients types, c.-à-d. n'ayant pas d'expérience avec le produit ou le son étudié. Pour cette raison, une possibilité d'étude scientifique dans cet axe peut être intéressante. En résumé, l'objet de la recherche consiste à faire des tests avec des sujets non clients puis comparer les résultats avec ceux des clients types afin de vérifier si les résultats des deux panels sont cohérents. Cela pourra aider, également, à recenser les attentes de ces sujets qui pourraient être considérés comme clients potentiels. Cette perspective est présentée dans le chapitre 3 de cette thèse.

2.3.5 L'analyse sensorielle des produits

À ses débuts, l'analyse sensorielle était uniquement limitée à la phase de contrôle qualité de produits, par exemple, pour l'évaluation de la conformité des produits avec le cahier des charges. Aujourd'hui, avec l'évolution des marchés, devenus hautement concurrentiels, l'analyse sensorielle est un passage fondamental pour le développement industriel et l'amélioration de nouveaux produits [100, 73].

Cette technique est habituellement utilisée dans le domaine de l'alimentation. Elle se concentre sur les cinq sens et leur impact dans l'expérience de consommation [44]. Selon l'*Institute of Food Technologists* (1975), l'analyse sensorielle consiste « à susciter, à mesurer, à analyser et à interpréter scientifiquement les réactions à des caractéristiques d'aliments et de matières perçues par les sens de la vue, de l'odorat, du goût, du toucher et de l'ouïe » [101, 70, 109].

L'approche sensorielle est basée sur : 1) la mesure des préférences (ou mesures sensorielles), établie soit par un vaste panel de consommateurs ou par un panel d'évaluateurs formés, et 2) des mesures instrumentales (ou physiques), correspondantes à une caractérisation technique des produits. Ainsi, le principe de l'approche sensorielle pour la conception du produit est d'expliquer les préférences par les évaluations sensorielles (définition des exigences sensorielles), et ensuite d'expliquer les évaluations sensorielles par des mesures objectives, afin d'obtenir les spécifications techniques [109, 100].

2.3.6 Méthodes des essais d'analyse sensorielle

Il existe une multitude de méthodes d'essais sensoriels dans l'industrie alimentaire. Les trois catégories fondamentales d'essais sensoriels sont les essais de discrimination, les essais descriptifs et les essais subjectifs. Les essais de discrimination permettent uniquement de déterminer l'existence d'une différence entre les échantillons. Les essais subjectifs se fondent soit sur une mesure de la préférence (ou de l'acceptation), soit sur celle à partir de laquelle on peut déterminer une préférence relative. Les essais descriptifs servent à déterminer la nature et l'intensité des différences. Cette dernière catégorie est divisée en deux types : 1) méthodes d'échelle et 2) méthodes d'analyse descriptive. Les méthodes d'échelle servent à mesurer le degré d'intensité de caractéristiques sensorielles données. Les méthodes d'analyse descriptive ont été mises au point pour décrire de façon plus complète la qualité sensorielle d'un produit ou pour en donner le profil [101, 85].

Dans l'annexe B (page 147) sont données avec plus de détails les méthodes courantes pour chaque catégorie. Une revue plus détaillée de ces méthodes, leurs utilisations et les analyses statistiques qui les accompagnent est présentée par Lawless et Heymann [70]. Dans ce qui suit, on se concentre principalement sur des méthodes d'analyse sensorielle descriptive, puisqu'on s'intéresse à un profil descriptif quantitatif³ dans le cas des VRM.

Méthodes classiques d'analyse descriptive

Les deux techniques d'analyse descriptive couramment utilisées pour le profilage sensoriel des produits sont la méthode d'analyse descriptive quantitative (QDA ; *Quantitative Descriptive Analysis* [109]) et la méthode du spectre sensoriel (*The Spectrum™ Descriptive Analysis Method* [109]). Sommairement, la première étape consiste à la sélection, formation et entraînement d'un panel (jury) de 8 à 20 évaluateurs. Une fois que ce panel d'évaluateurs est sélectionné pour un projet particulier (groupe d'échantillons), il faut : 1) générer des attributs spécifiques qui décrivent les similitudes et les différences entre les produits, 2) déterminer et accepter la procédure d'évaluation pour chacun des attributs sélectionnés,

3. Description d'un échantillon comprenant à la fois les attributs et leurs valeurs d'intensité.

3) être formé à l'évaluation et à la mise à l'échelle des attributs sélectionnés pour l'ensemble d'échantillons puis 4) évaluer quantitativement les échantillons [85, 53, 70, 117].

Nouvelles méthodes pour la caractérisation des produits

Compte tenu de la lourdeur et de la durée requise pour compléter les tâches 1 à 3 mentionnées précédemment pour l'analyse descriptive, plusieurs nouvelles méthodologies de caractérisation sensorielle ont été développées depuis l'an 2000. Les nouvelles techniques les plus intéressantes en termes de souplesse et de spontanéité, sont : 1) Le tri libre (*Sorting*), le but de la méthodologie est de mesurer le degré global de similarité entre les échantillons en les triant dans des groupes. Les évaluateurs sont invités à essayer l'ensemble des échantillons et à les trier (classer) dans des groupes en fonction de leurs similitudes et différences, en utilisant leurs propres critères personnels puis les évaluateurs sont invités à fournir des mots descriptifs pour chacun des groupes qu'ils ont formés [117, 85, 70] ; 2) La méthode du profil flash (FP ; *Flash Profiling*), peut se faire en deux sessions seulement et la procédure permet de caractériser des produits en demandant aux sujets de choisir leurs propres termes descriptifs puis de classer les produits par rang pour chacun des termes [117, 85, 53, 70] ; 3) La méthode de cartographie projective et son cas particulier le *Napping*⁴ (*Projective Mapping and Napping*), dans cette dernière les échantillons sont présentés simultanément et sont placés par chaque évaluateur sur un espace bidimensionnel sous la forme d'une « nappe », plus souvent sur papier blanc en format A4 ou A3. Les critères de positionnement et leur importance sont choisis individuellement par chaque évaluateur [117, 85, 70].

Comparaisons des différentes méthodes

Les méthodes citées plus haut sont basées sur la même idée de description quantitative d'un ensemble de stimuli, mais elles diffèrent considérablement en termes de processus de développement d'attributs. Ces méthodes d'analyse descriptive, résumées par Bech et Zacharov [4], se répartissent en deux catégories principales : « profil sensoriel par consensus⁵ » et « profil sensoriel libre-choix⁶ » (ou individuel).

Les méthodes avec consensus (QDA, *Spectrum*TM) sont fastidieuses à réaliser et nécessitent plusieurs sessions de discussions de groupe. Mais, cette catégorie fournit souvent des résultats très cohérents entre les participants. D'un point de vue statistique, la QDA est plus robuste que la plupart des nouvelles méthodologies. En revanche, les méthodes spontanées

4. *Napping*[®] est dérivé du terme « nappe » en français (linge utilisé pour couvrir la table du repas ; *tablecloth* en anglais).

5. Profil résultant d'un consensus après discussion d'un groupe de sujets ayant évalué le produit d'après différents attributs [53].

6. Profil résultant d'une procédure au cours de laquelle chaque sujet choisit et note ses propres attributs pour décrire un échantillon [53].

(libre-choix) sont rapides et faciles à réaliser, mais assez fastidieuses à analyser du fait de la diversité du vocabulaire employé par les jurys (228 variables pour décrire les vins avec le profil libre choix et 156 avec la méthode du *Napping*) [85, 70]. En effet, dans ce cas, chaque participant développe son vocabulaire. Ces résultats peuvent être plus rapides, mais pas nécessairement partagés, et donc potentiellement peu révélateurs pour un fabricant. Toutefois, la plupart des études ont rapporté que, comparées aux résultats fournis par l'analyse descriptive conventionnelle avec des évaluateurs formés, les nouvelles méthodologies fournissent des informations similaires sur les principales caractéristiques sensorielles responsables des différences entre les produits, ainsi que des cartographies sensorielles similaires. Au final, le temps nécessaire à la mise en œuvre de nouvelles méthodologies pour la caractérisation sensorielle d'un ensemble de produits est considérablement plus court que pour l'analyse descriptive classique, ce qui rend cette nouvelle approche intéressante, en particulier pour les professionnels [117].

Pour ce projet de recherche, l'étude porte sur la perception sonore des véhicules récréatifs et le sens sollicité est l'ouïe. Dans la section suivante, nous n'abordons que les travaux en relation avec la perception sonore. Nous abordons aussi le fait que dans de nombreux cas, de nature, en relation avec la présente revue de littérature et le travail cousin dans l'alimentation, il est assez difficile de définir un vocabulaire clair et non ambigu de la perception en acoustique.

2.3.7 Analyse descriptive appliquée à l'acoustique

En pratique, plusieurs des méthodes d'analyse sensorielle descriptive sont très efficaces pour l'évaluation de la perception audio (ou acoustique). Ainsi, ces méthodes formelles pour décrire et quantifier les caractéristiques perceptuelles des stimuli audio ont été introduites au cours des dernières années. Les paragraphes qui suivent présentent un aperçu des études d'évaluation de la qualité du son basée sur l'analyse sensorielle, trouvées dans la littérature.

L'analyse descriptive audio, a été employée dans le cadre d'un projet de maîtrise sur le confort sonore en voiture en relation avec le bruit de roulement [7]. Bergeron [7] a appliqué la technique de profil sensoriel classique pour obtenir une description du bruit de roulement interne, par des critères perceptifs quantitatifs. Malgré la réussite globale de la mise en œuvre d'une telle méthode pour l'étude de qualité sonore des véhicules, cette approche présente deux limites majeures, elle est chronophage et se réalise avec un très petit panel d'experts. Par exemple, dans cette étude, c'est douze sessions de trois heures (36 heures au total) avec un panel de cinq experts en acoustique. L'étude est divisée en trois phases : 1) génération des termes descriptifs (trois sessions individuelles et quatre

sessions de discussions de groupe), 2) formation des experts en évaluation de l'intensité de chaque aspect, sur des échelles linéaires (deux sessions individuelles) et 3) l'évaluation subjective des sons pour tous les descripteurs sensoriels (trois sessions individuelles).

Une méthode d'analyse descriptive dite rapide⁷, a été employée par Lorho [79] pour la comparaison des caractéristiques perceptuelles des systèmes d'amélioration spatiale pour la reproduction sonore sur casques d'écoute. Dans cette expérience, l'expérimentateur a utilisé l'approche de développement de vocabulaire individuel. Cette approche s'est avérée rapide par rapport aux méthodes habituelles de vocabulaire par consensus, et le test d'attributs a produit des résultats raisonnables en termes de description perceptuelle et de discrimination des algorithmes. Une approche similaire a été utilisée par Lokki et coll. [78] pour obtenir des attributs perceptifs (et profils perceptifs) pour l'évaluation et la comparaison acoustique des salles de concert. À travers cette étude, il a été démontré qu'une telle méthode fonctionne bien pour évaluer les différences subjectives en fonction des salles de concert et des positions des sièges dans une même salle.

Un des sujets récents est l'évaluation perceptuelle des caractéristiques acoustiques dans le contexte de l'acoustique des habitacles de voitures. Kaplanis et coll. [61] ont présenté une méthodologie pour la caractérisation d'un ensemble de stimuli sur la base d'analyses multivariées de données quantitatives et qualitatives. Dans leur méthode, ils ont utilisé le profil flash (voir la page 19) pour l'évaluation subjective des stimulus, une des méthodes rapides d'analyse sensorielle. Pour enregistrer et reproduire les champs sonores sur des évaluateurs humains, ils ont employé la méthode de décomposition spatiale⁸ (SDM; *Spatial Decomposition Method*) [102], une technique alternative au binaural. Aussi, un certain nombre d'étapes ont été suivies pour améliorer la qualité des descripteurs donnés (vocabulaire), par exemple en introduisant une courte entrevue où des définitions ont été données et en recrutant des évaluateurs hautement expérimentés et experts en produits. De plus, une analyse statistique minutieuse a été suivie. Ainsi, Kaplanis et coll. ont démontré l'applicabilité du profil flash à l'évaluation perceptuelle des habitacles automobiles. Puis, ils ont démontré l'importance de plusieurs propriétés acoustiques de l'intérieur d'un véhicule sur la qualité sonore perçue [61].

7. Les méthodes d'analyse descriptive rapide sont les nouvelles méthodologies de caractérisation sensorielle. Ces méthodologies sont moins longues, plus souples et peuvent être utilisées avec des évaluateurs semi-qualifiés et même des consommateurs, fournissant des cartographies sensorielles très proches d'une analyse descriptive classique avec des panels hautement qualifiés [117].

8. Le SDM est un schéma d'analyse et de synthèse spatiale où le champ sonore est décomposé en termes de pression, de direction et de temps, et encodé dans un domaine spatiotemporel. Les signaux codés SDM sont ensuite divisés en réponses à l'impulsion individuelles, qui sont ensuite utilisées pour synthétiser le champ sonore en utilisant une grille de haut-parleurs finie au moyen d'une convolution avec un système audio [61].

Kaplanis et coll. [62] ont employé l'analyse sensorielle rapide soit le profil flash, pour examiner les propriétés perceptives des systèmes audio automobiles. Cela permet d'évaluer l'expérience perceptive en utilisant les attributs développés durant la phase d'élicitation⁹ individuelle, d'une manière efficace dans le temps. Toutefois, il a été montré que la méthode d'élicitation libre utilisée dans le processus de vocabulaire individuel est plus difficile pour les sujets non formés, que pour les évaluateurs familiarisés avec les méthodes d'analyse descriptive. D'où la proposition d'utiliser la technique de grille-répertoire¹⁰ dans le processus d'élicitation d'attributs. Cette technique, pourrait être bénéfique pour les évaluateurs qui ne connaissent pas l'analyse descriptive [79]. Par exemple, pour la génération de descripteurs verbaux permettant l'évaluation de la qualité spatiale perçue d'un système audio, Berg et Rumsey [6] ont opté pour la technique de la grille-répertoire. Ainsi, cette recherche a souligné la nécessité de définitions claires et non ambiguës des attributs.

Dans la même perspective, Le Bagousse et coll. [72] ont réalisé une étude exclusivement lexicale (sans écoute sonore) pour réduire le nombre de termes en les classant par catégories. Puis, ils ont intégré ces catégories pour évaluer la qualité sonore perçue pour plusieurs algorithmes de codage audio pour des applications de compression de données audionumériques.

D'autres articles sur l'analyse sensorielle en acoustique ont été publiés. Wankling et coll. [120] s'intéressent au développement de descripteurs subjectifs pour évaluer la qualité perçue de la reproduction audio des basses fréquences dans les pièces de petite taille. Mattila [84], quant à lui, s'intéresse à l'analyse descriptive de la qualité sonore de la parole transmise dans le contexte des communications mobiles, par la méthode de différentiation sémantique [91].

La méthode conventionnelle, bien définie dans la littérature, est considérée comme la méthode de profilage sensoriel la plus fiable. D'un point de vue pratique, elle est facile à utiliser et à communiquer. Cependant, la spécificité de l'industrie automobile rend l'utilisation du profilage conventionnel difficile. Plusieurs facteurs le rendent moins efficace : sa durée, son coût, le besoin de ressources dédiées et le fait que cette méthode n'est pas adaptée pour révéler les différences entre individus. Par exemple, pour appliquer une telle approche, il faut environ 6 mois avec une session de 3 heures par semaine avec des experts,

9. En marketing, l'élicitation est un terme employé dans les méthodes d'études et de recherche, dans le sens de mettre à jour (ou arracher) la vérité d'un sujet d'observation.

10. La technique de la grille de répertoire est une méthode utilisée pour obtenir des descriptions personnelles des sensations perçues. Elle a été conçue dans les années 1950 par G. Kelly comme moyen de révéler la structure de la classification des expériences d'une personne. Autrement, elle donne une idée générale de la manière dont les décisions sont prises [6].

ce qui génère des coûts astronomiques. Les entreprises ne peuvent donc pas se permettre de répéter cette expérience pour chaque produit ou élément, surtout pour un cycle de conception annuel et une révision agile de l'ingénierie acoustique sur une base régulière. Des méthodes rapides pour un délai d'exécution rapide sont obligatoires pour assurer une intégration complète des méthodes de qualité sonore dans le secteur industriel. Il s'agit d'une motivation première pour ce travail, étant donné qu'elle permet de répondre aux réalités pragmatiques du secteur industriel [117, 24, 109].

Pour le présent projet de doctorat, il est choisi d'utiliser une des méthodes d'analyse sensorielle rapide (adaptée du profil flash) pour quantifier la signature sonore des VRM, perçue par les clients. Une adaptation de la procédure du profilage sensoriel, pour le présent travail, semble très prometteuse et constitue une originalité d'étude centrale au présent projet de doctorat.

2.3.8 Le design sonore participatif

Le deuxième objectif de ce travail de recherche est étroitement lié avec une perspective du design sonore. La qualité sonore d'un produit étant définie comme l'adéquation du son attaché à un produit, elle dépend des attentes de l'utilisateur et du contexte. Le design sonore traite de l'ingénierie du son et le concept central est la communication qui a lieu lors de l'utilisation du produit [89]. Le design sonore vise à créer ou à modifier le timbre des sons des produits pour répondre à des intentions spécifiques [75].

Ce sujet de conception sonore est déjà abordé dans le projet de maîtrise de l'auteur [5]. Le but était de développer un prototype virtuel de modification optimale du son d'une motoneige. En fait, à la suite de la construction des modèles de qualité sonore, les modifications à apporter pour améliorer la qualité sonore des véhicules peuvent être divisées en deux catégories : 1) modifications mécaniques, à réaliser directement sur le véhicule par reconception de certaines composantes mécaniques ou 2) modifications virtuelles, qui consistent à rajouter une source complémentaire sur le VRM qui doit donc apporter la contribution nécessaire pour l'amélioration de sa qualité sonore, par reconstruction de certaines composantes du son du véhicule.

Dans le même contexte, on peut citer un nouveau sujet de recherche en acoustique le design sonore (*sound design* en anglais) dans les véhicules à propulsion électrique. Fortino et coll. [36] ont consacré un article aux défis de la réglementation, de la réalisation et de la conception sonore liés aux systèmes d'avertissement acoustique des véhicules électriques (AVAS; *Acoustic Vehicle Alerting Systems*). Dans cette publication, ils ont présenté la méthodologie de l'AVAS, les différentes approches de conception sonore pour divers vé-

hicules de démonstration et les principaux résultats concernant l’audibilité et la qualité sonore. En effet, le système AVAS, peut influencer non seulement le bruit extérieur, mais aussi le bruit intérieur perçu pour une expérience de conduite améliorée. Également, les constructeurs automobiles sont intéressés à préserver leur identité de marque [36], d’où intérêt de développer des approches pour l’étude de qualité/signature sonore pour ces véhicules électriques équipés du système AVAS.

En effet, de nombreuses études sur la qualité du son se focalisent sur les sons existants ou les sons virtuels dans les tests d’écoute [42]. Une question liée à la recherche participative et à l’ingénierie participative est de savoir comment l’utilisateur final ou le consommateur peut être inclus dans le processus de conception sonore avec une méthode rigoureuse et scientifique. Par conséquent, nous avons envisagé l’idée d’intégrer le profilage du design sonore aux tests d’écoute de la qualité sonore classique. À ce sujet, il est clair, d’après la littérature, qu’une partie des modifications de design sonore est liée aux résultats de qualité sonore [68, 21]. Néanmoins, les participants (par exemple, les utilisateurs, les consommateurs) ont déjà une idée du profil sonore qu’ils souhaitent. Cette partie de thèse rapporte une expérience visant à concevoir le profil sonore idéal par des utilisateurs. Pour le fabricant du VRM, il s’agit d’un aspect important, car il contribuera à la poursuite de la conception de la qualité sonore et à l’amélioration du produit. Plus précisément, il aidera à déterminer la direction que les ingénieurs acousticiens doivent prendre.

2.3.9 Analyse des résultats des tests

À la fin des tests d’écoute ou d’analyse sensorielle, les réponses des participants doivent être analysées et évaluées statistiquement pour deux raisons. Premièrement, pour présenter les données recueillies sous une forme simple. Ceci permet d’afficher les profils sonores, par exemple, et de révéler des informations sur la qualité du son. Deuxièmement, pour juger la validité statistique de cette évaluation subjective. Cela permettra de vérifier si les facteurs étudiés sont statistiquement significatifs donc ont un effet sur les résultats des tests. Dans une analyse sensorielle, on s’intéresse généralement à l’identification des facteurs, parmi un certain nombre de facteurs potentiels, ayant une influence sur les attributs sensoriels et/ou le consommateur au sein d’un espace produit [87].

Pour le traitement statistique, divers outils sont disponibles. On peut citer l’estimation de moyenne, de médiane, de variance, d’écart type et le diagramme en boîte (*boxplot*¹¹ en anglais), qui sont couramment utilisés pour fournir une visualisation des statistiques récapitulatives pour l’affichage de données simples d’études expérimentales. Par contre, ces précédentes méthodes ne sont que des moyens de présenter les résultats, elles ne permettent

11. boxplot : <https://www.mathworks.com/help/stats/box-plots.html>

pas de les expliquer. On peut citer aussi, dans les statistiques multivariées, l'analyse en composantes principales (ACP ou PCA en anglais pour *Principal Component Analysis*¹²) qui est utilisée pour visualiser les données qui ont beaucoup de variables. Quant à la signification statistique des paramètres étudiés, la méthode la plus utilisée dans le cas de tests perceptifs est l'analyse de la variance (ANOVA ; *ANalysis Of VAriance*¹³) qui permet d'analyser la variance au sein de groupes en relation avec la variance de l'ensemble [86].

2.3.10 Application de l'analyse en composantes principales pour les profils sonores

Dans le profilage sensoriel, plusieurs attributs sont étudiés simultanément. Cependant, il est difficile de représenter simultanément et simplement un si grand nombre de variables quantitatives dans un simple graphique, car les données ne sont plus représentées dans un espace bidimensionnel mais dans un espace dimensionnel plus large dont l'interprétation est plus difficile. En outre, il est important de conserver les attributs non corrélés les plus significatifs. Les outils d'analyse statistique multivariée répondent à ces questions et révèlent la structure cachée des données. Le principe est de projeter les réponses des participants aux tests d'écoute sur l'espace dimensionnel des composantes principales (PC).

A cet égard, l'outil statistique utilisé pour cette étude est l'analyse en composantes principales. L'objectif principal de l'ACP est de réduire la dimensionnalité d'un ensemble de données constitué d'un grand nombre de variables interdépendantes, tout en maintenant autant que possible la variation présente dans l'ensemble de données initial. Outre la réduction du nombre de dimensions, l'ACP permet d'identifier les données insignifiantes ou peu fiables, et donc de les débruiter (voir Fig. 2.4). Un rappel détaillé du principe théorique de l'ACP est donné à l'annexe A. Également, des informations exhaustives sur l'ACP sont disponibles dans [59, 66, 27].

Détection des valeurs aberrantes

Les valeurs aberrantes (*outliers* en anglais) sont des échantillons mal expliqués par le modèle statistique dans un jeu de données. Souvent, elles sont dérangeantes pour l'analyse statistique et l'interprétation des résultats. La détection des valeurs aberrantes consiste à identifier et à manipuler de tels échantillons. Souvent, les valeurs aberrantes sont prises pour de mauvaises réponses d'un(des) participant(s) et c'est une erreur fréquente. Les valeurs aberrantes peuvent être absolument exactes, mais peut-être simplement mal représentées. De ce fait, il est impératif de comprendre pourquoi un échantillon est une valeur aberrante avant de le manipuler ou de l'écartier. Dans le cas où une valeur aber-

12. PCA : <https://www.mathworks.com/help/stats/principal-component-analysis-pca.html>

13. ANOVA : <https://www.mathworks.com/help/stats/one-way-anova.html>

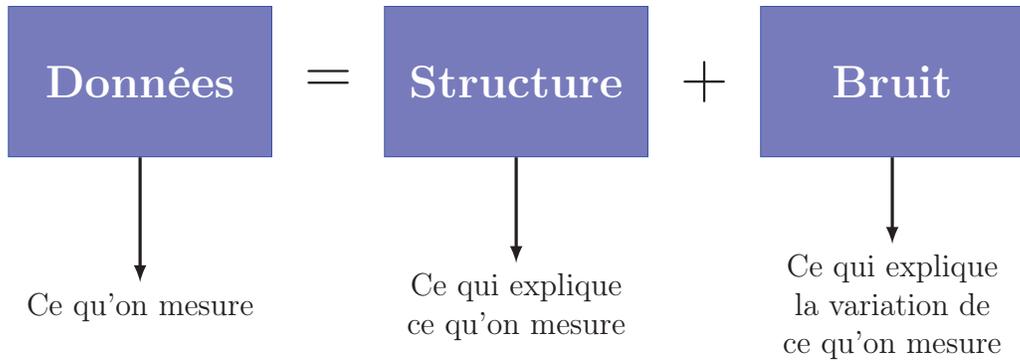


Figure 2.4 Concept de l'ACP.

rante est jugée exacte, la solution n'est pas de supprimer l'échantillon, mais de compléter les données avec plus de données du même type. Une solution est de faire un regroupement des données (*data clustering*) par exemple. Selon le type de données et le type d'analyse, c'est à l'analyste de données de décider comment les valeurs aberrantes devraient être manipulées. Toutefois, si l'on veut identifier les valeurs aberrantes à l'aide de statistiques appropriées (par exemple Q et T^2 [12]), il est plus important d'établir le nombre de composantes principales à utiliser dans le modèle ACP. La figure 2.5 montre un exemple du graphe d'influence qui sera utilisé dans cette thèse pour la détection des valeurs aberrantes.

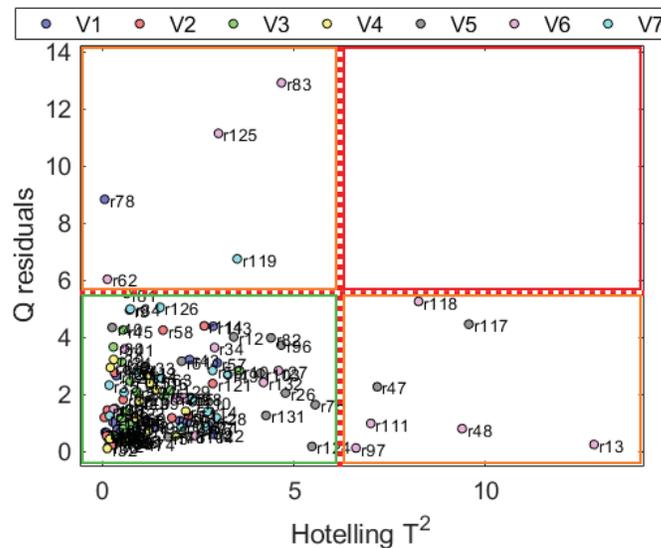


Figure 2.5 Exemple de graphe d'influence pour la détection des valeurs aberrantes. Les lignes en pointillés rouge représentent les limites de confiance : 95% de la contribution moyenne des *Hotelling T²* et *Q* résiduels.

Sur la figure 2.5, la statistique Q indique comment chaque observation s'ajuste au modèle ACP et *Hotelling* T^2 est une distribution multivarié proportionnelle à la distribution de Fisher (F). Les lignes de confiance divisent le graphique en 4 zones :

1. T^2 et Q sont inférieurs aux limites de confiance, il faut garder toutes les données de cette zone.
2. Q dépasse la limite de confiance et T^2 est inférieur, il faut regarder et juger avant d'exclure des données de cette zone.
3. T^2 dépasse la limite de confiance et Q est inférieur, il faut regarder et juger avant d'exclure une donnée de cette zone également.
4. T^2 et Q dépassent les limites de confiance, les points de cette zone devraient être exclus des données.

En effet, le résidu change en fonction du nombre de composantes principales choisies dans le modèle ACP final. Plusieurs approches peuvent être utilisées pour déterminer le nombre de composantes principales raisonnable. Une sélection des critères de choix est proposée dans la sous-section suivante [12].

Choix du nombre de composantes principales

Plusieurs approches sont proposées pour déterminer le nombre L de composantes principales à conserver. Souvent, il est proposé d'étudier la courbe de décroissance de valeurs propres de la matrice de covariance des évaluations pour choisir la troncature L . Dans certains cas, quand les données ne sont pas corrélées par exemple, il est difficile de détecter la cassure sur la courbe des valeurs propres. Dans d'autres cas, c'est la grandeur de la valeur propre qui est utilisée pour choisir la troncature. Pour cette approche, ce sont les PC avec les valeurs propres les plus grandes qui sont conservées. Pour le choix optimal du seuil à considérer, différents critères ont été proposés dans la littérature.

Les plus simples sont les deux méthodes proposées par Kaiser [60]. Elles sont simples puisque basées sur la valeur propre moyenne :

- AEC (*Average Eigenvalue Criterion*) : critère de la valeur propre moyenne (connu sous le nom de critère de Kaiser). Ce critère n'accepte comme significatifs que les composantes dont la valeur propre est supérieure à la valeur propre moyenne.
- CAEC (*Corrected Average Eigenvalue Criterion*) : critère de la valeur propre moyenne corrigée. Ce deuxième critère est le même que l'AEC, mais diminue simplement le seuil de rejet en multipliant la valeur propre moyenne par 0.7.

Malinowski a proposé également deux indices fondés sur les valeurs propres pour la sélection d'un nombre approprié de composantes à conserver L [82] :

- IE (*Imbedded Error*) : erreur intégrée.

- IND (*Malinowski Indicator Function*) : fonction de l'indicateur de Malinowski.

Une autre stratégie pour sélectionner les composantes principales significatives est basée sur l'indice de corrélation multivariée K , qui est une approche multivariée pour quantifier le contenu de corrélation d'une matrice de données [116].

D'après l'indice de corrélation K :

- KL (*K correlation index, a linear function*) : Une fonction linéaire. Cette indice donne le nombre maximal de composantes principales théoriques significatives, en supposant que l'information contenue dans les données est distribuée de façon linéaire.
- KP (*K correlation index, a non-linear power function*) : fonction de puissance non linéaire. Cette indice estime le nombre minimal le plus sûr de composantes importantes en supposant que l'information contenue dans les données diminue plus rapidement.

Toutefois, le choix du nombre de composantes dépend de la qualité des données et un bon choix permet de conserver suffisamment de variance dans les nuages de points. Dans cette thèse, le critère de choix du nombre de PC repose principalement sur la capacité de distinguer les signatures sonores des véhicules dans les nuages de points. Autrement dit, on ne garde que les axes significatifs et par conséquent, les axes pour lesquels les nuages de points se chevauchent ne seront pas sélectionnés.

Pré-traitements

Pour une analyse par composantes principales, il est toujours recommandé d'utiliser des variables normalisées pour résoudre le problème des unités. Souvent, l'ACP sur les données brutes n'est pas significative. Centrer et réduire une variable sont les deux types de pré-traitement les plus courants en statistique. Pour ce type de pré-traitement, il suffit de soustraire de chaque variable (c.-à-d. colonne) de \mathbf{X} (voir l'annexe A) la moyenne correspondante et de diviser cette dernière par l'écart type de la variable (c.-à-d. colonne). De cette manière les variables (c.-à-d. colonnes) ont au final : 1) un écart type égal à un et 2) une moyenne égale à zéro.

2.3.11 Le *bootstrap* des données

Dans le cas de tests d'écoute en industrie, le nombre de participants n'est pas très grand (15 à 20). Cela peut donner un groupe trop petit pour une analyse statistique complète, il n'est donc pas évident de construire un modèle ACP robuste à partir de cet ensemble de données, notamment quand la distribution des données n'est pas connue. Cependant, il existe des méthodes de simulations dites « techniques de rééchantillonnage statistique » (*bootstrap* en anglais) qui peuvent remédier à ce problème [29, 30, 49].

Une des questions scientifiques est de savoir comment l'analyse des résultats peut être améliorée en utilisant une méthode de simulation d'un groupe de participants virtuels basée sur un groupe limité de participants réels. À cet égard, nous avons exploré l'application des méthodes de *bootstrapping* aux études de qualité sonore, ce qui à la connaissance de l'auteur n'avait pas été fait auparavant. La question est donc la suivante : le *bootstrapping* facilite-t-il l'interprétation des résultats et est-il en accord avec les résultats obtenus par des méthodes plus établies ?

Par définition, le *bootstrap* est une technique qui consiste à effectuer des inférences sur une distribution d'échantillonnage d'une statistique en rééchantillonnant l'échantillon lui-même avec remplacement, comme s'il s'agissait d'une population finie. Le *bootstrap* utilise des éléments stochastiques et des simulations répétées pour analyser les propriétés du système considéré [30, 17]. En d'autres termes, les approches *bootstrap* sont susceptibles de générer des données similaires aux données observées. Par exemple, dans cette étude, en supposant le cas de N observations (participants au tests d'écoute) de A attributs pour l'échantillon sonore i et la condition b enregistrés dans une matrice de données $\mathbf{X}_{b,i} \in \mathbb{R}^{N \times A}$, le *bootstrapping* implique M lignes de rééchantillonnage de $\mathbf{X}_{b,i}$ avec remplacement conduisant à une matrice de données augmentée $\mathbf{X}'_{b,i} \in \mathbb{R}^{M \times A}$. Plusieurs propriétés de la méthode de *bootstrapping* en relation avec ce travail et la procédure mise en œuvre méritent d'être mentionnées. Premièrement, le *bootstrapping* donnera des valeurs moyennes équivalentes à la moyenne des données d'origine. Deuxièmement, l'intervalle de confiance sur les estimations statistiques sera plus petit. Troisièmement, les points rééchantillonnés par *bootstrapping* dans un espace de dimension A se situent dans une enveloppe convexe de dimension A [3] de l'ensemble de données original de dimension A . La figure 2.6 donne un exemple pour visualiser le *bootstrap* de données d'un nuage de points, dans deux dimensions.

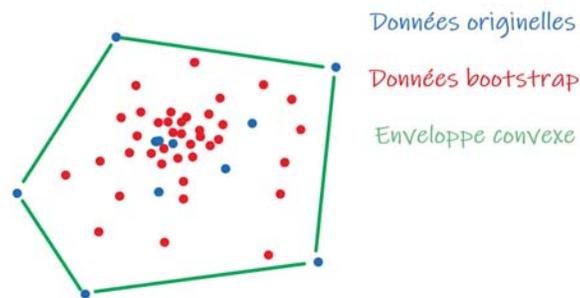


Figure 2.6 Exemple de visualisation du *bootstrap* de données en deux dimensions.

Plusieurs applications du *bootstrap* peuvent être trouvées dans la littérature. Les applications fondamentales sont : le test d'hypothèses, le calcul des estimateurs statistiques, le calcul des intervalles de confiance et la réduction du biais [49]. Le *bootstrap* est très sensible au cas étudié. Par exemple, il n'apporte rien pour l'estimation de la moyenne statistique de données ou quand la normalité des distributions est quasiment assurée. En effet, le *bootstrap* ne rajoute pas d'information, puisque toute l'information est contenue dans l'échantillon initial. Il construit, simplement, un grand nombre d'échantillons *bootstrap* sur lesquels on peut appliquer la statistique désirée et la méthode semble très efficace dans plusieurs applications. Cependant, pour l'analyse en composantes principales basée sur la variance des données, l'utilisation du *bootstrap* est une alternative intéressante pour améliorer considérablement la lisibilité des données [93].

En ce qui concerne le choix de la méthode du *bootstrapping*, de nombreuses méthodes *bootstrap* ont été proposées dans le contexte de ré-échantillonnage des sondages au cours des trente dernières années. Toutes ces méthodes sont obtenues après quelques modifications apportées au *bootstrap* classique afin de l'adapter aux données de sondages [83]. Cependant, l'application de la méthode *bootstrap* sur des réponses de test d'écoute, dans le contexte de l'étude de qualité sonore et de signature sonore n'a, *a priori*, jamais été publiée dans la littérature.

2.3.12 Effet de la sonie sur les profils sensoriels

Il y a un débat constant entre le milieu scientifique et l'industrie sur le sujet d'égalisation en sonie globale. Les tests d'écoute pour la qualité sonore des véhicules doivent-ils être basés sur des échantillons sonores égalisés en sonie globale ou non ?

Bien que cette question semble évidente, pour un constructeur automobile intéressé par une amélioration de la qualité sonore, elle ne l'est pas. En fait, le contexte industriel et législatif actuel impose aux constructeurs de véhicules des niveaux de pression acoustique (SPL) réduits. Par conséquent, la réduction des niveaux de pression acoustique est toujours une solution souhaitable dans ce contexte. En effet, les niveaux sont toujours des facteurs très importants dans l'ingénierie acoustique quotidienne afin de respecter la législation sur le bruit. L'équilibre entre la réduction des niveaux SPL et l'ajustement du timbre pour la qualité sonore est donc une source de débat récurrente auprès des ingénieurs acousticiens en exercice. Par conséquent, d'une part, il ne serait pas utile de réaliser des tests d'écoute avec des sons qui n'ont pas été égalisés en sonie et de conclure qu'un changement de sonie/SPL est souhaitable. D'autre part, la réalisation de tests d'écoute avec des sons dont la sonie a été égalisée dénature en quelque sorte les sons ou les produits testés, notamment quand les différences de sonie des produits sont grandes. Sur la base de cette

double position, il est nécessaire d'étudier l'effet de l'égalisation de sonie globale sur les expériences de qualité sonore. De plus en plus de références dans ce sens existent dans la littérature actuelle [28, 112, 107].

Parizet et coll. [28] ont évalué les facteurs perceptifs importants sur la perception des sons pour les bruits enregistrés dans un train à grande vitesse, avec les sons à leur niveau réel, puis avec les sons égalisés en sonie. Les résultats de cette étude sont les suivants : (1) le premier facteur d'influence de la perception des bruits intérieurs était le niveau de sonie du signal. L'influence de la sonie est tout à fait la même pour chaque participant aux tests, et la sonie est principalement due à la vitesse du train, et (2) lorsque l'influence de la sonie est éliminée, la perception est différente parmi les participants. La plupart d'entre eux (70 %) préfèrent que le bruit se situe dans la gamme des basses fréquences, tandis que d'autres auditeurs manifestent une préférence opposée. Cependant, il convient de souligner que dans ce second cas, les expérimentateurs n'ont pas réussi à développer un modèle prédictif de préférence basé sur les descripteurs psychoacoustiques existants utilisant ces données (évaluations des sons égalisés en sonie globale). Susini et coll. [112] ont évalué l'influence de la sonie sur la reconnaissance des sons en se basant sur une expérience de mémoire explicite. Les résultats de cette étude ont révélé que les scores de reconnaissance étaient significativement différents lorsque les sons sont présentés avec un niveau de pression acoustique identique ou différent entre la phase d'étude et la phase de test ; la reconnaissance était significativement meilleure lorsque les sons cibles sont présentés avec le même niveau typique dans la phase d'étude et dans la phase de test. Ceci montre que la sonie peut modifier la perception et la reconnaissance des sons ce qui pourra biaiser le jugement porté sur la qualité sonore.

Étant donné que la plupart des études suggèrent que la sonie affecte la qualité sonore, les études sur la qualité sonore égalisent systématiquement les échantillons sonores par rapport à la sonie globale afin d'aider les participants aux tests à se concentrer sur des détails plus fins plutôt que sur la sonie perçue, qui est évidente [34]. Par exemple, Kwon et coll. [67] ont proposé un modèle psychoacoustique de sportivité pour le son intérieur des véhicules en excluant l'effet de sonie. Dans cette étude, l'objectif premier était de développer un modèle psychoacoustique pour le son d'un véhicule afin d'en cibler l'image « sportive ». Le modèle de sportivité a été déterminé comme une fonction de la rugosité, de la netteté et de la tonalité. Dans leur expérience, les chercheurs ont ajusté les valeurs de sonie globale de tous les stimuli à la même valeur, pour exclure l'impact de l'intensité sonore sur la sportivité. Puis, ils ont réalisé un test d'écoute sur un jury et ont quantifié la sportivité à l'aide d'une analyse de régression. Ensuite, ils ont effectué une étude de validité du modèle

estimé par un test de jury supplémentaire et la sportivité observée était cohérente avec la sportivité estimée. Toutefois, bien que la sonie soit exclue dans le modèle de sportivité estimé, une corrélation entre la sportivité et la sonie est observée. Cela s'explique par le fait que les autres métriques psychoacoustiques, notamment l'acuité, sont toujours corrélés avec le niveau puisque leurs définitions en dépendent [67]. Ainsi, dans certains cas, égaliser en sonie globale est une bonne pratique. Par exemple, lors des travaux précédents sur la qualité du son d'accélération d'une motoneige [5], les échantillons sonores des tests d'écoute sont égalisés en sonie globale pour permettre aux auditeurs de se concentrer sur d'autres aspects de la qualité sonore autres que la sonie globale [5].

Cependant, il n'existe dans la littérature qu'un nombre limité d'études appliquées aux sons des véhicules qui comparent directement les deux approches [107]. Outre ces travaux, la question reste ouverte pour les VRM. Dans l'ensemble, compte tenu du fait que les différentes méthodes et les types spécifiques de conditions sonores utilisés dans chaque étude affectent les résultats, il faut approfondir la question. Cependant, dans le présent projet de recherche, il serait intéressant de mieux comprendre l'effet d'égalisation en sonie globale sur les résultats des tests d'écoute.

Dans cette thèse, une expérience a donc été mise en place pour prouver aux constructeurs de VRM que l'égalisation de sonie globale des sons affecte les profils sensoriels, ce qui peut être démontré plus précisément avec deux sessions de test d'écoute basées sur les mêmes échantillons sonores et exactement la même méthodologie (incluant le matériel, les participants et les conditions). Pour ce faire, lors du premier test, les échantillons sonores ont été présentés à leur niveau sonore réel, et lors du second test, la sonie globale des échantillons sonores a été égalisée.

2.4 Construction de modèles objectifs

En industrie, il est toujours difficile d'obtenir une évaluation subjective du bruit intérieur d'un véhicule pour caractériser le confort sonore (ou une autre qualité sonore). Souvent, cette tâche est longue et coûteuse. En conséquence, les industriels et les chercheurs en acoustique et vibration se tournent vers l'évaluation objective. En acoustique, une évaluation objective consiste à déterminer les caractéristiques des stimulus acoustiques (bruits) via des métriques objectives (physiques). Par la suite, ces métriques permettront de prédire l'évaluation subjective [67, 74].

La qualité sonore des véhicules est un sujet vaste. On trouve de plus en plus de publications traitant de la qualité sonore des véhicules, surtout pour les voitures et peu, ou pas du tout, pour les VRM à l'exception des motos. Jennings et coll. [55] ont présenté des recherches

permettant de comprendre les sons qui créent les réponses subjectives et émotionnelles les plus positives pour les clients dans le domaine automobile. Puis, les chercheurs ont créé des outils et des techniques pour relier ces réponses subjectives à des spécifications d'ingénierie objectives. Cerrato [14, 13] a étudié la qualité sonore du groupe motopropulseur, du bruit du vent et du bruit de roulement, des accessoires, du BSR (*Buzz, Squeak and Rattle*), du bruit de freinage et du bruit d'ouverture / fermeture de porte d'une automobile. Shin et coll. [107] ont évalué, eux aussi, la qualité du son du groupe motopropulseur des voitures. Lors d'une étude expérimentale (étude objective seulement), Siano et Panza ont caractérisé la sensation du *booming* provoquée par l'excitation du groupe motopropulseur dans une voiture Diesel [108]. Oliveira et coll. [22] ont évalué numériquement et expérimentalement l'effet d'un système de contrôle actif de bruit sur la qualité sonore d'une maquette de véhicule excitée par le bruit du moteur. Gonzalez et coll. [45] ont évalué la capacité des systèmes actifs de contrôle du bruit du moteur à obtenir un son plus agréable par l'analyse de la qualité sonore d'un contrôleur de bruit actif multicanal. Brizon et Bauzer [20] ont mené une étude combinée, objective et subjective, pour l'établissement de l'indice de confort acoustique dans les automobiles. Jiang et Zeng [58] ont analysé la corrélation d'un test d'évaluation subjective et des paramètres objectifs psychoacoustiques d'échantillons de bruit intérieur d'un véhicule pour des conditions d'accélération uniformes. Ensuite, ils ont établi un modèle de prédiction de la qualité sonore intérieure du véhicule. Kim et coll. [65] ont étudié la caractérisation et la quantification de la qualité du son (impression de luxe) dans les voitures particulières haut de gamme. Li et Huang [76] ont développé un modèle linéaire pour prédire l'inconfort sonore dans les micro-véhicules¹⁴ commerciaux en fonction des paramètres objectifs du bruit.

Concernant les travaux plus avancés, nous citons quelques exemples. Wang [118] a présenté, en 2009, une nouvelle méthode pour l'estimation de la qualité sonore des bruits non stationnaires de véhicules, en se basant sur la transformée en ondelettes discrètes des signaux acoustiques (DWT ; *Discrete Wavelet Transform*). Chen et coll. [16] ont présenté une méthodologie pour l'analyse et la prédiction de la qualité sonore du bruit intérieur des véhicules en utilisant la théorie des systèmes de Grey (GRA ; *Grey Relational Analysis*). La méthode GRA est utilisée pour analyser les relations entre les ensembles de données discrètes. Il a été prouvé que la méthode GRA était utile pour traiter des systèmes pauvres, incomplets et incertains. En outre, elle peut fournir des solutions efficaces aux problèmes de données incertaines, discrètes et multi-entrées. Chen et Wang [15] ont utilisé la mé-

14. En Chine, la plupart des micro-véhicules commerciaux circulent dans les régions en développement où les conditions routières sont complexes, à savoir de bonnes conditions routières telles que la route en asphalte et de mauvaises conditions routières telles que la route en gravier.

thode GRA pour étudier la relation entre les paramètres psychoacoustiques objectifs, le niveau de pression acoustique pondéré A et les résultats de l'évaluation subjective des sons intérieurs de huit véhicules différents dans quatre conditions de fonctionnement différentes. Dans d'autres études plus récentes [74, 95, 119, 123, 51], les chercheurs utilisent la technique du réseau de neurones artificiels (ANN; *Artificial Neural Network*) pour l'évaluation objective de la qualité des sons intérieurs des véhicules. Cette technique permet de construire un modèle artificiel de prédiction de la qualité sonore, basé sur des paramètres psychoacoustiques objectifs précis, pour décrire l'évaluation subjective des sons. Ces études vont être détaillées dans la partie dédiée à la place de l'intelligence artificielle en qualité sonore (voir la sous-section 2.4.5, page 41 de ce document).

Au tout début des recherches et travaux en qualité sonore, les métriques physiques utilisées pour l'évaluation objective du son étaient la puissance sonore, l'intensité sonore, le niveau de pression et les pondérations fréquentielles de niveaux de pression sonore (dB(A), dB(C), etc.). Avec le temps, les industriels et chercheurs ont constaté que les pondérations de niveaux de pression n'étaient pas suffisantes pour expliquer complètement la perception auditive humaine des produits. C'est à ce moment que des études psychoacoustiques¹⁵ ont permis de développer des indicateurs psychoacoustiques (métriques sonores) dans plusieurs domaines de l'audio et de la musique. Ces indicateurs permettent de décrire les différents aspects auditifs des sons [34, 124].

Les indicateurs psychoacoustiques développés pour évaluer la qualité sonore des véhicules sont nombreux, on peut citer la sonie, l'acuité, la rugosité, la fluctuation, la hauteur tonale et le timbre. Toutefois, la majorité de ces métriques a été historiquement introduite pour tenter de prédire le désagrément de sons et de bruit et non le caractère attrayant d'un son [34, 124, 65]. Ainsi, ces métriques populaires ne sont pas nécessairement adaptées à la question de recherche du présent projet de doctorat. Il faudra en trouver des plus adaptés.

En parallèle, certains groupes de recherche ont développé des indicateurs pour l'extraction d'informations à partir de la musique et de ses applications. Ce domaine de recherche interdisciplinaire est connu sous le nom de « recherche d'information musicale » (MIR; *Music Information Retrieval*) dans le contexte de données massives et du partage de fichiers en ligne. La technique MIR est conçue à la base pour des données musicales, mais peut s'étendre à d'autres types d'informations audios [18, 103, 26].

15. La psychoacoustique étudie les rapports entre les propriétés physiques des sons et les perceptions auditives chez l'être humain, en faisant appel à la physiologie des oreilles et aux mécanismes de codage des sons par l'audition humaine.

Cette section va ainsi tenter de présenter quelques descripteurs objectifs de la perception auditive. En premier lieu, seront expliquées les métriques usuelles utilisées pour l'étude du désagrément sonore. Secondement seront explorés les différents logiciels d'extraction des descripteurs musicaux (MIR).

2.4.1 Métriques sonores usuelles

Dans cette section seront discutées seulement les quatre métriques psychoacoustiques les plus utilisées dans l'évaluation objective de l'acoustique des véhicules : 1) La sonie (*Loudness*). 2) L'acuité (*Sharpness*). 3) La force de fluctuation (*Fluctuation strength*). 4) La rugosité acoustique (*Roughness*).

La sonie

La sonie (*Loudness*) représente le caractère de perception auditive lié à la magnitude sonore. La sonie est mesurée en « sones » ou « phones ». Un sone correspond à la sonie d'un son pur d'une fréquence de 1 kHz avec une amplitude de 40 dB [34, 74]. Conséquemment, en accord avec cette définition, la sonie et le sone sont une métrique et une unité relatives à ce niveau et cette fréquence de référence.

En contexte appliqué, la question souvent posée par les ingénieurs industriels est : pourquoi utilise-t-on la sonie au lieu du niveau sonore habituel (la pondération A) ?

Pour répondre à la question, on se réfère à la figure 2.7, montrant une comparaison des courbes isosoniques à la pondération A. Aux niveaux sonores élevés, par exemple à 80 phones, l'atténuation de la courbe de pondération A aux basses fréquences est beaucoup trop élevée par rapport au contour de sonie égale correspondant. Cela signifie que pour beaucoup de sons quotidiens, la pondération A sous-estime le volume de leurs composants en basses fréquences [33].

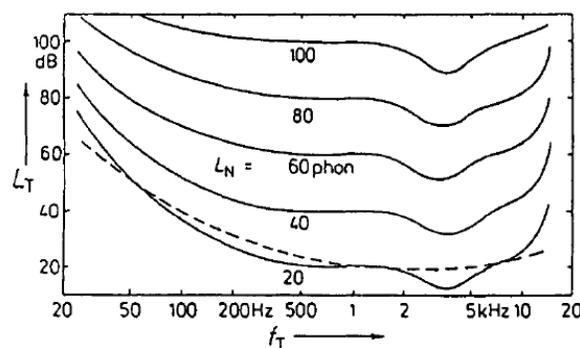


Figure 2.7 Courbes isosoniques (—) comparées à la pondération A (---). Tiré de [33].

La sonie, et son calcul, impliquent à la fois des effets de masquage fréquentiel et temporel [105], effets qui ne sont pas pris en compte dans les pondérations de niveaux (A, B, C, etc.). De plus, la sonie peut être exprimée en « sonie spécifique », ce qui se réfère à un diagramme de la sonie en fonction des bandes fréquentielles critiques avec une échelle de la fréquence de 0 à 24 Barks¹⁶ [34]. L'unité Barks correspond à la largeur d'une bande critique (pour plus de détails sur les bandes de Barks, voir l'annexe C).

Dans les études de qualité sonore, il est souvent observé que la sonie est le facteur prédominant de la qualité perçue. Donc, pour faire émerger les autres facteurs influençant la qualité sonore, il est généralement recommandé d'égaliser les échantillons sonores présentés en « sonie globale » [50, 92]. L'égalisation en sonie consiste à ajuster les stimuli sonores à la même valeur de sonie globale. Par définition, la « sonie globale » correspond à la surface sous la courbe de la sonie spécifique sur l'échelle de Bark. En principe, cette égalisation en sonie globale permet d'éviter que les différences d'intensité entre les stimulus affectent le jugement des auditeurs lors des tests d'écoute, par exemple, pour exclure l'impact de l'intensité sonore sur la « sportivité » [67].

Cependant, il n'est pas encore clair s'il est absolument nécessaire, ou non, d'égaliser en sonie les échantillons sonores présentés en tests d'écoute et les recherches sont divisées à ce sujet. Cette problématique (égalisation en sonie globale) mérite d'être mieux étudiée dans les futurs travaux. Cette même question ouverte trouve sa place dans ce projet de doctorat tel qu'indiqué à la section 2.3.12.

L'acuité

L'acuité (ou netteté, *Sharpness* en anglais) décrit la perception auditive liée à la coloration spectrale d'un son. L'unité de netteté est l'«acum». Un acum correspond à la netteté d'un son pur à 1 kHz avec une amplitude de 60 dB [34, 74].

Comme pour la sonie, l'acuité est une mesure et une unité perceptives relatives au cas de référence mentionné ici. Le contenu haute-fréquence d'un son détermine sa netteté perçue, et la netteté du son augmente le désagrément [105].

L'acuité représente aussi un attribut pour l'évaluation du timbre. Dans un contexte de conception de qualité sonore, l'acuité d'un son peut être réduite en ajoutant du contenu basses fréquences (en se référant à la figure 2.8). Malgré le fait que la sonie est augmentée dans ce cas, le son résultant est souvent préféré au son de référence en raison de la diminution d'acuité. Ceci est valable en particulier pour les sons qui sont déjà relativement de faible niveau d'acuité [33].

16. Bark en mémoire du physicien Barkhausen.

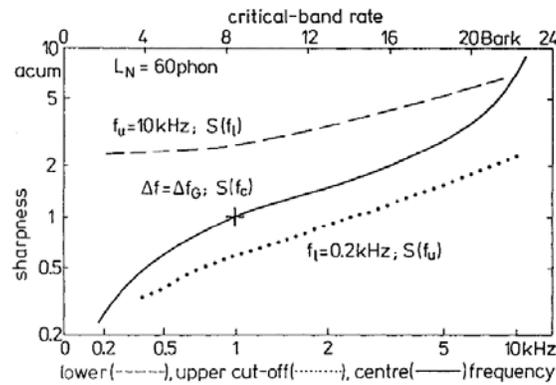


Figure 2.8 Netteté du bruit à large bande dans la bande critique en fonction de la fréquence centrale (—), du bruit de bande passante avec une fréquence de coupure supérieure à 10 kHz en fonction de la fréquence de coupure inférieure (---) et de bruit de bande passante avec une fréquence de coupure inférieure à 0.2 kHz en fonction de la fréquence de coupure supérieure (···). Le numéro de bande critique correspondant à la fréquence centrale ou aux fréquences de coupure est indiqué en abscisse supérieure. La croix (+) marque le son standard produisant une netteté de 1 acum. La sonie de tous les bruits est de 60 phone. Tiré de [34].

La force de fluctuation

Les variations temporelles de niveau des sons peuvent conduire à deux perceptions différentes selon la fréquence de modulation de l'amplitude : force de fluctuation (*Fluctuation strength*) à basses fréquences de variation, et rugosité à des fréquences de variation plus élevées. On note que, pour une fréquence de modulation d'amplitude plus grande que 20 Hz (limite non stricte), la force de fluctuation disparaît et cède la place à rugosité [33, 34].

La force de fluctuation est le caractère de perception auditive lié à la modulation d'amplitude et à la modulation de fréquence pour un son avec une modulation de fréquence à une fréquence inférieure à 4 Hz [74]. L'unité de la force de fluctuation est le « vacil ». Un vacil correspond à la force de fluctuation pour un son pur avec une amplitude de 60 dB à 1 kHz, qui est modulé à 100 % en amplitude à une fréquence de modulation de 4 Hz [34, 74].

La rugosité

La rugosité (*Roughness*) est le caractère de perception auditive lié à la modulation d'amplitude et à la modulation de fréquence, avec modulation à une fréquence moyenne autour de 70 Hz. Elle est liée à la modulation haute fréquence du son [74]. L'unité de rugosité se nomme « asper ». Un asper correspond à la rugosité pour un son pur avec une amplitude de 60 dB à 1 kHz, qui est modulé à 100 % en amplitude à une fréquence de modulation de 70 Hz [34, 74].

2.4.2 Métriques empruntées à la recherche d'information musicale

Bien que très utilisées en pratique, dans la majorité des études perceptives du bruit, les métriques psychoacoustiques de base telles que la sonie, l'acuité, la rugosité et la force de fluctuation ne parviennent pas toujours à décrire les caractéristiques attrayantes d'un son.

D'autres métriques psychoacoustiques ont été développées, en musique et en traitement du signal appliqué à la musique, en tenant compte de plusieurs aspects du son (les aspects tonal, temporel, rythme, harmonique, timbre, hauteur (*pitch*), etc.) [26]. Ces métriques psychoacoustiques, constituent un jeu de données (descripteurs) pour l'analyse audio dans le domaine de la recherche d'informations, un domaine qui a reçu beaucoup d'attention ces dernières années dans le cadre des données massives et de l'ère numérique [54].

Le domaine de recherche d'information musicale (MIR) est défini comme l'extraction d'informations à partir de la musique et de ses applications. Puisque la musique désigne un contenu audio, la portée de MIR s'étend à d'autres types d'informations musicales, par exemple, les paroles, les métadonnées musicales ou l'historique d'écoute de l'utilisateur [18, 26]. MIR est la technologie derrière les systèmes capables de rechercher, d'analyser et de recommander du contenu audio [103].

La majorité des publications liées à ce sujet est présentée chaque année à la conférence ISMIR¹⁷ (*The International Society for Music Information Retrieval*), qui est considérée comme le principal forum de recherche au monde sur le traitement, la recherche, l'organisation et l'accès aux données relatives à la musique.

Il existe plusieurs logiciels d'extraction de descripteurs avec de nombreuses implémentations (C++, Matlab, Python, JavaScript, Max/Msp, etc.), on peut citer les plus reconnues :

- **MIRtoolbox**¹⁸ : une librairie qui propose un ensemble de fonctions écrites pour Matlab, dédiées à l'extraction de fichiers audios de caractéristiques musicales telles que la tonalité, le rythme, les structures, etc. [90].
- **Essentia**¹⁹ : une bibliothèque *open-source* C++ avec des liaisons Python pour l'analyse audio et la récupération d'informations musicales basées sur l'audio [46, 11].
- **Marsyas**²⁰ (*Music Analysis, Retrieval and Synthesis for Audio Signals*) : un logiciel *open-source* pour le traitement audio avec un accent particulier sur les applications de récupération d'informations musicales. Il a été conçu et écrit par George Tzanetakis.

17. ISMIR : <http://www.ismir.net/>

18. MIRtoolbox : <https://www.jyu.fi/hytk/fi/laitokset/mutku/en/research/materials/mirtoolbox>

19. Essentia : <http://essentia.upf.edu>

20. Marsyas : <http://marsyas.info/>

- **Yaafe**²¹ (*Yet Another Audio Feature Extractor*) : un outil d'extraction de caractéristiques audio. L'utilisateur peut facilement déclarer les fonctionnalités à extraire et leurs paramètres dans un fichier texte. Les caractéristiques peuvent être extraites en mode batch, en écrivant des fichiers CSV ou H5. Cet outil peut également être utilisé avec Python ou Matlab.
- **Zsa.Descriptors**²² : une bibliothèque d'analyse de descripteurs sonores en temps réel pour Max/Msp développée par Mikhail Malt et Emmanuel Jourdan.
- **Vamp plug-in**²³ : un *plug-in* (ou module) d'analyse audio ou d'extraction de caractéristiques audio.
- **TimbreToolbox**²⁴ : une librairie pour extraire des descripteurs audios dans Matlab [98].
- **Anasynth**²⁵ de l'équipe Analyse/Synthèse de l'IRCAM : il s'agit de bibliothèques et de programmes (Ircamdescriptor ; Ircambeat, Ircamkeymode, Ircamchord, etc.) développés par Geoffroy Peeters et son équipe pour l'extraction d'informations musicales à partir du signal audio. Ils sont développés pour les trois plateformes les plus courantes : Linux, Windows et Mac.

Malgré la possibilité d'utiliser cette technique pour l'analyse d'autres sons non musicaux, on ne trouve pas de publications ou d'applications qui visent à étudier la qualité sonore dans l'industrie en utilisant MIR. Dans cette thèse, un des objectifs est d'explorer les logiciels et bibliothèques d'extraction de métriques MIR (citées ci-dessus), puis d'adapter la technique MIR pour extraire les caractéristiques de bruits de véhicules récréatifs.

Aussi, il convient de signaler que les bibliothèques de métriques MIR n'incluent pas forcément les métriques classiques de la section 2.4.1. Il est donc nécessaire de combiner les deux types de métriques pour l'étude de la qualité sonore des véhicules. Dans le projet de maîtrise de l'auteur sur la qualité sonore des VRM, par exemple, 141 métriques et facteurs furent utilisés [5]. D'après les résultats exposés à partir du modèle prédictif de qualité sonore élaboré, les suggestions de conception pour améliorer la qualité sonore globale du VRM à l'étape d'accélération sont, par ordre décroissant d'influence : 1) diminuer le contenu en fréquence correspondant à la sonie spécifique pour Bark A (non explicitée pour cause de confidentialité) ; 2) augmenter la pente (dans le temps) de la brillance du son ; 3) augmenter

21. Yaafe : <http://yaafe.sourceforge.net/>

22. Zsa.Descriptors : <http://www.e-j.com/index.php/what-is-zsa-descriptors/>

23. Vamp audio : <https://www.vamp-plugins.org/index.html>

24. TimbreToolbox : <https://github.com/mondaugen/timbretoolbox>

25. Anasynth : <http://anasynth.ircam.fr/home/english/software>

le contenu en fréquence correspondant à la sonie spécifique pour Bark B ; 4) augmenter la variation dans le temps (avec l'accélération) de la brillance du son.

2.4.3 Construction de modèles de qualité sonore

Récemment, l'évaluation de la qualité sonore à l'aide de mesures subjectives s'est concentrée sur l'identification de métriques de la qualité sonore pouvant prédire les réponses subjectives. L'objectif est de concevoir un modèle numérique de prédiction pouvant remplacer les tests d'écoute. En pratique, il devient alors possible de prédire la perception de qualité sonore d'un panel pour un nouveau son ou un nouveau design sonore.

Le principe est de relier l'explication détaillée des propriétés sonores (évaluation subjective) avec les indicateurs psychoacoustiques des stimulus utilisés lors des tests d'écoute (évaluation objective). Une limite actuelle vient du fait que l'on trouve deux types d'approches pour la prédiction de la qualité sonore. D'un côté, les analyses de corrélation et de régression avec peu de métriques prédictives, mais qui permettent d'obtenir un modèle significatif pour les ingénieurs. En fait, la plupart des études antérieures, pour construire des modèles objectifs de la qualité du son, est basée sur la théorie de la régression linéaire multiple [92, 67, 58]. D'un autre côté, les approches par intelligence artificielle qui donnent des modèles de type boîte noire aux ingénieurs, ce qui n'est pas toujours utile pour influencer les pratiques des acousticiens en vue d'améliorer la perception de qualité sonore. La présente thèse vise spécifiquement à pallier à ces limitations polarisées, on cherche un entre-deux réaliste et pragmatique.

2.4.4 Régression linéaire

Principalement, la méthode de régression linéaire se fonde sur une simple pseudo-inversion de la matrice de mesures de prédicteurs potentiels (métriques). Toutefois, pour produire un modèle prédictif simple et parcimonieux, des méthodes plus avancées (adaptées au problème de qualité sonore) ont été développées [40]. Dans notre cas, les approches les plus pertinentes pour la sélection et l'extraction parcimonieuses de prédicteurs de qualité/signature sonore sont *Lasso/Elastic-net* [114, 125] et *Group-Lasso* [115]. Le *Lasso* correspond à un problème optimal convexe avec régularisation de la norme un de la solution. L'*Elastic-net* est un problème de minimisation convexe avec régularisation des normes deux et un de la solution. Finalement, le *Group-Lasso* est une approche de parcimonie structurée qui favorise la parcimonie entre groupes via la norme un des normes deux des groupes de prédicteurs (prédéfinis) [37].

Par exemple, dans les travaux antérieurs sur la qualité sonore dans le cadre de la maîtrise de l'auteur, un modèle de qualité sonore a été calculé par régression linéaire avec 141

métriques et facteurs considérés comme des prédicteurs potentiels pour *Lasso*. Lors de la génération du modèle prédictif de qualité sonore, la régression *Lasso* fut réalisée avec un maximum de 10 prédicteurs retenus dans le modèle final. Cependant, le *Lasso* n'a retenu que 4 prédicteurs dans le modèle final de qualité sonore [5].

Malgré son efficacité dans de nombreuses applications, la régression *Lasso*, introduite par Tibshirani [114], montre quelques limitations. Principalement, s'il y a un groupe de prédicteurs très corrélés entre eux, le *Lasso* a tendance à sélectionner seulement un quelconque de ces prédicteurs dans le groupe. L'approche *Elastic-net* proposé par Zou et Hastie [125] est une variante de la régression *Lasso*. Elle a permis d'améliorer le *Lasso* et d'encourager l'effet de regroupement, où les prédicteurs hautement corrélés ont tendance à être groupés.

Dans certains cas, avec un très large choix de métriques disponibles comme prédicteurs potentiels, il pourrait être intéressant d'identifier simplement les groupes de métriques pour créer un modèle prédictif concis, au lieu de prédicteurs uniques dans chaque groupe. Cela est possible grâce à l'approche *Group-Lasso* [115], en exploitant sa capacité de sélectionner des groupes de prédicteurs. En effet, le *Lasso* et l'*Elastic-net* sont utilisés pour sélectionner des prédicteurs uniques, tandis que le *Group-Lasso* peut sélectionner des groupes de prédicteurs en fonction de groupes de prédicteurs prédéfinis [47].

En raison de la relation non linéaire complexe des métriques psychoacoustiques et des évaluations subjectives des sons, les chercheurs explorent aussi d'autres méthodes telles que l'intelligence artificielle pour établir un lien entre les prédicteurs psychoacoustiques et la qualité sonore. La régression non linéaire peut aussi être envisagée à cette fin.

2.4.5 Intelligence artificielle

L'approche de régression linéaire multiple ayant montré quelques limites, elle a favorisé l'émergence de l'intelligence artificielle comme méthode pour la conception des modèles de prédiction de la qualité sonore à l'intérieur de véhicules. Globalement, c'est la même approche, on utilise des statistiques et des estimations de valeurs de qualité sonore subjective par les réseaux de neurones pour créer des modèles prédictifs à partir des caractéristiques psychoacoustiques des sons.

De nombreuses applications pour l'évaluation de la qualité du son intérieur des véhicules sont apparues, en utilisant la méthode de « réseaux de neurones artificiels » (ANN pour *Artificial Neural Networks*). Lee [74] a développé un indice de qualité sonore évaluant objectivement la qualité des sons intérieurs d'un véhicule. Paulraj et coll. [95] ont proposé un système de classification du niveau de confort dans un véhicule. Wang et coll. [119] ont

présenté un modèle objectif de qualité sonore pour l'évaluation du désagrément des bruits intérieurs des véhicules.

D'autres chercheurs ont utilisé des techniques d'intelligence artificielle plus avancées. Zhang et coll. [123] ont proposé un modèle de prédiction de qualité sonore en utilisant la méthode de rétropropagation du gradient d'un réseau de neurones (BPNN ; *Back Propagation Neural Network*) basé sur l'optimisation par essais particulaires (OEP ou PSO en anglais pour *Particle Swarm Optimization*). Huang et coll. [51] ont appliqué un procédé de fusion de métriques pour extraire les caractéristiques du bruit intérieur d'un véhicule. Dans cette étude, une approche intelligente, CRBM-DBN (*Continuous Restricted Boltzmann Machines-Deep Belief Network*) a été développée pour évaluer la qualité sonore en utilisant le jeu de métriques fusionnées comme données d'entrée.

Bien que ces approches d'intelligence artificielle donnent des modèles prédictifs robustes et précis, ces modèles de qualité sonore sont souvent sous la forme d'une boîte noire et ne sont pas toujours pratiques comme guides pour améliorer la conception sonore.

CHAPITRE 3

PROFILAGE SENSORIEL RAPIDE

Introduction

Ce chapitre de la thèse présente une description du matériel et des méthodes utilisées pour la réalisation des expériences du profilage sensoriel de sons de VRM, avec un panel d'utilisateurs de ces VRM, à l'aide de la méthode de l'analyse sensorielle rapide. Le profilage sensoriel rapide permet de quantifier et d'évaluer les profils sonores, la qualité du son et la conception sonore participative pour développer un son cible des véhicules côte à côte d'une façon très rapide et très agile par rapport à la méthode descriptive classique. Ensuite, ce chapitre permet de montrer l'effet de l'égalisation en sonie globale des échantillons sonores, utilisés lors des tests d'écoute, sur les profils sensoriels résultants. Pour cette étude de signature/qualité sonore avec un nombre limité de participants, limitation pour cause de coût et de temps, le *bootstrap* permet de simuler des participants virtuels afin de créer un jeu de données augmentées à partir du jeu de données limité en termes d'observations : il produit de nouvelles observations par hybridation des données existantes. Pour les profils sonores, ces dimensions sont réduites à l'aide de l'ACP pour mieux comprendre la construction des profils sensoriels et sonores des VRM. L'ACP permet d'identifier la structure cachée d'un jeu de données de tests d'écoute et de réduire la dimensionnalité du jeu de données pour, par exemple, les ramener à deux dimensions qui peuvent être visualisées graphiquement. Ce chapitre présente également les résultats de deux autres expériences réalisées ultérieurement : 1) des tests d'écoute réalisés au laboratoire du GAUS avec des sujets naïfs et 2) des tests d'écoute « grand public » à l'aide d'une borne d'écoute installée dans une exposition sur le son dans un musée des sciences. Les résultats des deux types de tests sont comparés avec ceux du panel d'utilisateurs de VRM. Les résultats permettent d'explorer et de valider la possibilité de contourner la limitation du recrutement des participants qualifiés ou utilisateurs de produits récréatifs pour les études subjectives de signature sonore ou de qualité sonore.

3.1 Méthode

Cette première section décrit la méthodologie utilisée pour l'évaluation subjective de la signature sonore et de la qualité sonore des stimuli par des usagers de VRM et les outils développés pour recueillir les données avec la technique du profilage sensoriel rapide.

3.1.1 Échantillons sonores

Sept véhicules récréatifs côte à côte ont été étudiés dans le cadre de cette recherche. Pour des raisons de confidentialité, les marques et les descriptions de ces véhicules ne sont pas mentionnées dans ce document. Ils sont simplement nommés V1 à V7. Les sons intérieurs de ces sept véhicules ont été enregistrés côté passager à l'aide d'un mannequin binaural GRAS KEMAR (modèle 45BB) équipé de grandes oreilles et de microphones GRAS 40AD 1/2", avec une fréquence d'échantillonnage de 48 kHz et une résolution de 24 bits. La figure 3.1 montre le montage mis en place lors des mesures sur piste.

Pour établir la signature sonore de chaque véhicule, nous avons pris en compte les trois conditions de conduite suivantes : 1) ralenti (1200 rpm), 2) vitesse constante (30 km/h) et 3) accélération rapide, 0 à 60 km/h en quelques secondes (condition WOT; *Wide-open throttle*). Ces conditions ont été choisies pour différentes raisons. La condition de ralenti reflète la première impression du client sur la signature sonore du véhicule en stationnement. La condition de vitesse constante a été choisie, car 95% du temps de fonctionnement se situe à une vitesse inférieure à 30 km/h pour ces véhicules. La condition d'accélération reflète la sensation associée à la sportivité et la performance du véhicule.

Ensuite, tous les échantillons sonores de chaque condition de conduite ont été égalisés en sonie globale à : 1) 29.3 sone pour la condition de ralenti, 2) 49.9 sone pour la vitesse constante et 3) 48.9 sone pour l'accélération. Pour illustrer les différences d'intensité sonore, un exemple de sonie spécifique et globale pour les sept échantillons sonores de la condition de vitesse constante est présenté dans la figure 3.2. Dans ce cas, les échantillons sonores ont



Figure 3.1 Montage du mannequin binaural dans le véhicule.

été égalisés en sonie globale par rapport à la sonie globale de l'échantillon V2 (ligne rouge). Les valeurs de sonie globale ont été calculées conformément au modèle ISO532B [127]. L'égalisation a été appliquée de manière itérative en appliquant un gain linéaire sur le son à égaliser. Cet ajustement du gain permet à la sonie globale (l'aire sous ces graphiques) d'être la même que pour la ligne rouge avec un seuil de 0.25 sonie. Cette égalisation est effectuée pour les deux canaux (gauche et droite) en un seul processus avec un seul gain (identique pour la gauche et la droite, afin de préserver l'image sonore binaurale).

En conséquence, pour chaque condition de conduite, deux versions de stimuli sonores ont été produites (version égalisée et version non-égalisée en sonie globale). À l'aide de ces stimuli, deux sessions de test perceptif similaires ont été organisées avec le même groupe de participants : une première session avec les sons reproduits à des niveaux de pression sonores réels, et une seconde session avec les sons ayant la même sonie globale.

Les stimuli sonores ont été présentés aux participants sur des casques d'écoute ouverts de la marque SENNHEISER (choisis parmi les modèles HD600, HD555, HD598 ou HD579). Chaque casque a été égalisé en fréquence en filtrant chaque échantillon sonore avec une fonction de réponse en fréquence appropriée pour les canaux gauche et droit de chaque casque, en utilisant des filtres à réponse impulsionnelle finie à phase zéro d'ordre 2048. Cela permet de créer les mêmes signaux de sortie des casques que ceux mesurés avec le mannequin binaural. Ensuite, de courts fondus (*fade-ins* et *fade-outs*) ont été appliqués au début et à la fin de chaque échantillon sonore afin qu'ils puissent être joués sans arté-

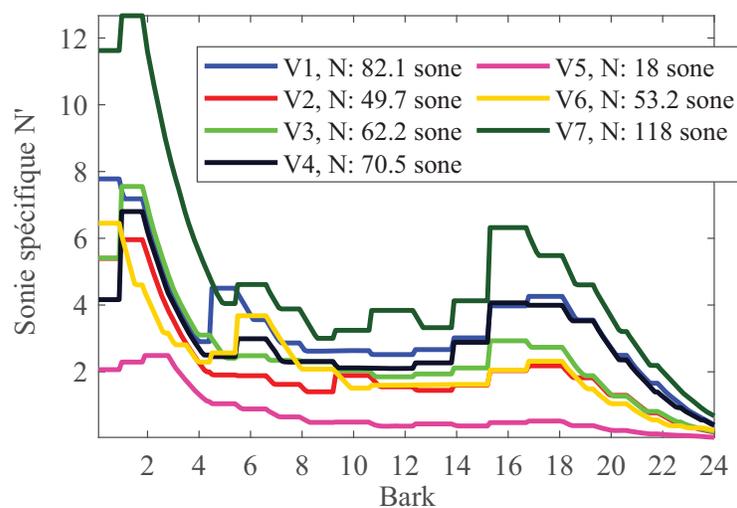


Figure 3.2 Sonie spécifique N' en fonction des fréquences sur l'échelle de Bark et sonie globale N (dans la légende) des sept véhicules pour le canal binaural gauche pour la condition de vitesse constante.

facts audibles. La durée totale de chaque échantillon était de 5 secondes. Une validation de la reconstruction sonore a été effectuée : les microphones binauraux ont été installés sur le mannequin KEMAR (équipé des mêmes grandes oreilles artificielles utilisées précédemment) avec les casques d'écoute binauraux et le spectre des sons enregistrés sur le mannequin est comparé au spectre des sons originaux mesurés à l'intérieur de l'habitacle du véhicule en condition de conduite.

3.1.2 Participants

Un panel de vingt personnes (3 femmes et 17 hommes) âgés de 23 à 54 ans ont participé à l'étude. Tous les participants étaient des utilisateurs de produits récréatifs similaires aux VRM étudiés et tous avaient des seuils auditifs inférieurs à 25 dB HL (niveau d'audition). Les seuils d'audition des participants ont été mesurés à l'aide d'un test auditif en ligne¹ avant le début des tests d'écoute.

Cette étude a été examinée et approuvée par le « comité d'éthique pour la recherche », le comité d'examen interne de l'Université de Sherbrooke, Québec, Canada. Le consentement éclairé de tous les participants a été obtenu avant qu'ils ne soient inscrits à l'étude. Les participants n'ont pas reçu de compensation financière pour leur participation aux tests.

3.1.3 Discussion de groupe et identification des attributs

L'objectif de la discussion de groupe était de définir les attributs associés aux sept véhicules récréatifs en fonction de la perception sonore. La discussion s'est déroulée dans une grande salle du CTA (Centre de Technologies Avancées BRP-UdeS) en date du 21 juin 2018, en présence de tous les participants et des membres de l'équipe de recherche. Il est important de noter que la discussion de groupe était ouverte et inclusive et gérée par trois expérimentateurs : l'auteur lui-même, M. Paul Massé issu du marketing - performance et qualité du produit et a l'expérience de la gestion de groupes de discussion et M. Mathieu Gauthier ingénieur NVH. Dans cette phase, des sons monophoniques ont été présentés à l'aide d'un haut-parleur Genelec 8040B. Toutes les discussions de groupe se sont déroulées en français, car la langue cible des attributs était également le français. Cette expérience, d'une durée totale d'environ trois heures, a été structurée en deux étapes.

Étape 1 - Génération des attributs

La première tâche visait à générer les attributs perceptifs. Une session préliminaire de familiarisation a été incluse, car certains des participants n'étaient pas familiers avec le profilage sensoriel. Les sons de VRM ont été présentés de manière aléatoire et les parti-

1. Test auditif en ligne : <https://hearingtest.online/>

cipants ont librement proposé des termes décrivant les différents sons. La durée de cette tâche était d'environ 30 minutes.

Ensuite, les participants ont été invités à décrire librement les échantillons sonores à l'aide de descripteurs verbaux en les saisissant dans un formulaire en ligne. Les échantillons sonores ont été présentés de manière aléatoire (les sons originaux et les sons égalisés en sonie globale pour les différents véhicules et les différentes conditions d'opération ont été mélangés pour former la liste aléatoire des sons) plusieurs fois avec des pauses, jusqu'à ce que chaque participant arrive à générer une dizaine d'attributs, ce qui a pris environ 45 minutes. À la fin de cette phase, un total de 255 termes ont été collectés. Ensuite, tous les descripteurs générés par l'ensemble des participants ont été compilés, triés par ordre décroissant d'occurrence, puis présentés au panel sur un grand écran devant la salle.

Étape 2 - Sélection des attributs

La deuxième tâche visait à sélectionner les descripteurs les plus pertinents. Sur la base d'une discussion de groupe, les antonymes et les synonymes ont été éliminés parmi les descripteurs choisis et ceux jugés les plus importants ont été sélectionnés parmi les descripteurs restants : tout d'abord, le panel a regroupé les mots similaires, par exemple *puissance* avec *puissant* et *vibration* avec *vibrant*. Ensuite, tous les mots ont été rapidement examinés pour regrouper les synonymes et les antonymes, de manière simple selon la compréhension commune du panel. Voici quelques exemples de mots regroupés : *régulier* synonyme de *constant*, *performant* synonyme de *puissant* et *faible* antonyme de *puissant*. Lorsque la discussion de groupe avait tendance à diverger sur un mot, celui-ci était laissé tel quel, afin de ne pas influencer les individus sur leur compréhension des mots. Par exemple, les participants n'étaient pas d'accord que *grave* s'oppose à *aigu*. Il faut garder à l'esprit que les participants étaient des utilisateurs de VRM et non des experts en acoustique. Pour la plupart d'entre eux, c'était la première fois qu'ils participaient à une telle étude. Par conséquent, ils n'ont probablement pas un vocabulaire aussi développé que les experts ou les acousticiens.

Au total, 128 termes ont été retenus à l'issue de cette tâche qui a duré environ une heure. Les attributs perceptuels obtenus de cette tâche de la discussion de groupe sont présentés dans le tableau 3.1. Ce tableau présente les descripteurs les plus nommés (occurrence supérieure ou égale à deux) par le jury avec l'occurrence de chaque mot. Notez que tous les tests ont été réalisés en français. Comme un participant a mal compris les instructions et a fait des analogies avec des termes alimentaires, certains termes dans les notes de bas de page ne sont pas liés au son.

Tableau 3.1 Les attributs les plus récurrents (31 mots). Les six attributs sélectionnés dans la liste finale sont surlignés en gris. Les termes qui n'ont apparu qu'une seule fois sont indiqués en note de bas de page².

Attributs	Occurrence
Puissant	20
Strident	14
Doux	13
Sourd	9
Métallique	9
Vibrant	7
Agressif	6
Grave	6
Sillement	5
Étouffé	5
Sec	5
Bruyant	5
Aigu	3
Constant	3
Fade	3
Frottement	3
Lourd	3
Sifflement	3
Mécanique	3
Bourdonnant	2
Essoufflé	2
Étourdissant	2
Feutré	2
Grognement	2
Ralenti	2
Onctueux	2
Rapide	2
Régulier	2
Résonant	2
Saccadé	2
Stimulant	2

Deux séances de vote individuel utilisant un sondage anonyme en ligne ont ensuite été menées. Lors du premier vote, chaque participant devait sélectionner une liste de dix attributs parmi les 20 premiers attributs de la liste définie précédemment, qu'il jugeait pertinents. Ces 20 attributs sont supposés être communément utilisés et compris par de nombreux sujets. Le tableau 3.2a indique les résultats de la première session de vote. Lors du second vote, chaque participant devait sélectionner les six attributs les plus importants parmi les dix attributs retenus après le premier vote. Le tableau 3.2b indique les résultats de la session du second vote. Les six attributs sélectionnés par le jury à la fin des deux sessions de vote sont indiqués en gris. À la fin, le jury a convenu par consensus de cette courte liste de six attributs sensoriels pour l'évaluation quantitative des sons des VRM. Les attributs de cette sélection ont ensuite été définis comme les dimensions perceptuelles à évaluer dans les tests d'écoute.

Les deux séances de vote et le consensus final sur six attributs ont pris 30 minutes. Le profilage flash est normalement basé sur l'utilisation du profilage libre choix qui permet aux participants d'utiliser leur propre liste d'attributs. Afin de faciliter l'analyse ultérieure des résultats, cette étape a été légèrement modifiée pour générer une liste commune d'attributs perceptifs, par rapport à la méthode standard de profilage flash. Les deux sessions de vote individuel avec une brève discussion de groupe ont permis d'obtenir des attributs bien définis et communs pour l'ensemble du panel de jurés. En outre et à titre de comparaison, trois heures seulement ont été nécessaires pour définir les attributs perceptifs, alors que la méthode classique telle que décrite dans [7] nécessite douze séances de trois heures (36 heures au total).

Le premier élément qui peut potentiellement avoir un impact sur les résultats de la méthode rapide est la phase de génération des attributs. Les résultats obtenus dépendent principalement des compétences verbales des participants. Sans une véritable étape de formation et d'entraînement, on pourrait penser que cette démarche est critiquable. Cependant, il est facile de constater que les participants ont un vocabulaire riche et ont couvert de nombreuses catégories de termes sonores dans cette étude. Nous pourrions citer : 1) les termes

2. Les descripteurs qui sont apparus une fois : Acide, Adoucissant, Aiguiser, Aspiré, Balayeuse, Bouillonnant, Brulé, Caoutchouteux, Caverneux, Chargé, Chatouille, Claire, Commun, Compresseur, Confortable, Courroie, Crémeux, Crissement, Croissant, Croustillant, Dépassement, Destructif, Différentiel, Élégant, Éloigner, Énergique, Ennuyeux, Envahissant, Équilibré, Excitant, Expiration, Fatigant, Filtré, Fondant, Fréquence, Froid, Gouteux, Granulaire, Gronde, Grunty, Gutturale, Huileux, Impatient, Industriel, Inégale, Insécurisant, Inspiration, Insupportable, Intense, Irritant, Juteux, Laveuse, Lointain, Louvoisement, Mélanger, Mixte, Mou, Muffler, Neutre, Oscillant, Pâteux, Pétillant, Petit, Plaisant, Prêt, Progressif, Rafale, Rampé, Râpé, Rassurant, Rauque, Réconfortant, Redondant, Retenu, Riche, Robuste, Ronnement, Rugueux, Rythmé, Sablonneux, Salé, Sirène, Solide, Soufflant, Sportif, Stable, Subtil, Texturé, Tonnerre, Traction, Trafic, Aspirateur, Vaillant, Vent, Ventilation, Vrombissant, Wouwouwou.

Tableau 3.2 Résultats des deux sessions de vote. Les six attributs sélectionnés dans la liste finale sont surlignés en gris.

(a) Première session		(b) Deuxième session	
Attributs	Votes	Attributs	Votes
Puissant	18	Puissant	16
Vibrant	16	Agressif	14
Métallique	15	Métallique	12
Agressif	14	Bruyant	12
Doux	13	Doux	11
Mécanique	13	Vibrant	11
Bruyant	13	Bourdonnant	8
Constant	12	Constant	8
Bourdonnant	12	Sourd	8
Strident	11	Étouffé	7
Sourd	11	Mécanique	5
Étouffé	11		
Grave	9		
Sifflement	8		
Sillement	7		
Lourd	5		
Fade	4		
Sec	4		
Frottement	3		
Aigu	1		

liés aux signaux (par exemple, graves, aigus, résonants), 2) les réponses affectives aux sons (par exemple, agressif, strident, stimulant), 3) les termes liés à la condition d’opération du véhicule (par exemple, rapide, constant, ralenti), 4) les associations connotatives (par exemple, puissant, doux), 5) les termes de propriétés physiques (par exemple, lourd, métallique, mécanique), 6) les références à des événements et des sources sonores (par exemple, vibration, sifflement, friction), 7) les changements de perceptions (par exemple, étouffé, feutré), 8) les descripteurs de sons directs (par exemple, sec, saccadé) et 9) les onomatopées (Wouwou). Par conséquent, cette étude a fourni une longue liste d’attributs qui sont très utiles pour de futures études sur la perception des sons de VRM.

Le deuxième élément critique est la phase de sélection. La compilation des termes et les deux sessions de vote anonyme pour la sélection finale des attributs aident les participants à considérer les termes qu’ils avaient précédemment ignorés. En outre, on peut constater que le panel est parvenu à un consensus de manière indirecte. Cela peut se justifier par le fait qu’à part deux termes, la liste des attributs perceptifs les plus importants n’a pas vraiment changé au cours de ces étapes (voir Tab. 3.2).

3.1.4 Tests d'écoute

Au cours de cette étape, chaque participant a effectué deux tests d'écoute similaires : a) avec des sons non égalisés en sonie globale (Test NOEQ) et b) avec des sons égalisés en sonie globale (Test EQ). Les participants ont eu une pause d'une heure entre les deux tests. Chaque test était structuré en trois expériences et chaque test était d'une durée moyenne de 45 minutes.

Expérience 1 - Profilage sensoriel

Dans cette première expérience, l'objectif était de déterminer le profil sensoriel des sons des sept véhicules. Ainsi, des tests d'écoute ont été réalisés pour évaluer les attributs perceptifs à l'aide d'échelles d'intensité continues. Les tests d'écoute ont été réalisés dans une salle de réunion silencieuse. La figure 3.3 montre un groupe de dix participants lors des tests d'écoute. Pendant le test, le participant était assis devant un écran d'ordinateur portable avec une interface utilisateur graphique (GUI) utilisée pour présenter les sons et donner des notes, en ajustant un curseur de 0 à 100, pour chaque attribut perceptif. Chaque participant a été invité à évaluer les sept échantillons sonores pour les trois conditions de conduite et pour chacune des six dimensions perceptuelles dans le tableau 3.2b. Un exemple de l'interface utilisateur pour cette expérience est fourni à la figure 3.4. Chaque bloc correspond à une condition de conduite. Les lettres en gras (A-G, H-N, et O-U) sont les échantillons sonores des sept véhicules présentés dans un ordre aléatoire dans chaque bloc et pour chaque attribut. L'interface graphique permet de présenter les sons autant de fois que nécessaire.

Expérience 2 - Évaluation de la préférence globale

L'objectif de la deuxième expérience était de classer les véhicules selon un critère de préférence globale. Cette expérience consistait à évaluer « l'envie d'achat » des produits par un test de notation du son. Dans cette expérience, les sons étaient les mêmes que ceux évalués dans l'expérience 1. Les participants ont été invités à évaluer les sons des sept véhicules testés, en fonction du désir d'achat, pour chacune des trois conditions. L'interface graphique utilisée pour cette expérience est similaire à celle présentée dans la figure 3.4, à l'exception de l'attribut évalué (Envie d'achat).

Expérience 3 - Conception participative d'une signature sonore cible

L'objectif de la troisième expérience était de déterminer ce que les usagers souhaitent comme signature sonore préférée ou cible d'un véhicule de référence donné parmi les sept véhicules étudiés.



Figure 3.3 Groupe de participants lors des tests d’écoute. Centre de Technologies Avancées BRP-UdeS, 21 juin 2018.

Dans cette expérience, chaque participant a été chargé de se concentrer sur les attributs précédemment évalués dans l’expérience 1 et a été invité à concevoir le meilleur profil sensoriel pour le véhicule de référence (V1), en fonction de ses propres préférences. Les notes initiales pour chaque attribut de ce test étaient celles attribuées par le sujet individuel pour le son (V1) dans l’expérience 1. Chaque participant a donné une note souhaitée (de -20 à 120 points) pour chaque attribut perceptif et pour chacune des trois conditions de conduite (accélération, ralenti et vitesse constante). L’échelle a été étendue en dessous de 0 et au-delà de 100 pour garantir que si un attribut avait déjà reçu une note de 100 (ou 0) dans l’expérience 1, il était possible d’aller au-delà (ou en dessous). Un exemple de l’interface graphique pour cette expérience est fourni dans la figure 3.5.

3.1.5 Analyse des résultats des tests

Avant de créer les profils sonores à partir des tests d’écoute, une analyse statistique a été effectuée pour démontrer la signification statistique des réponses des participants [86].

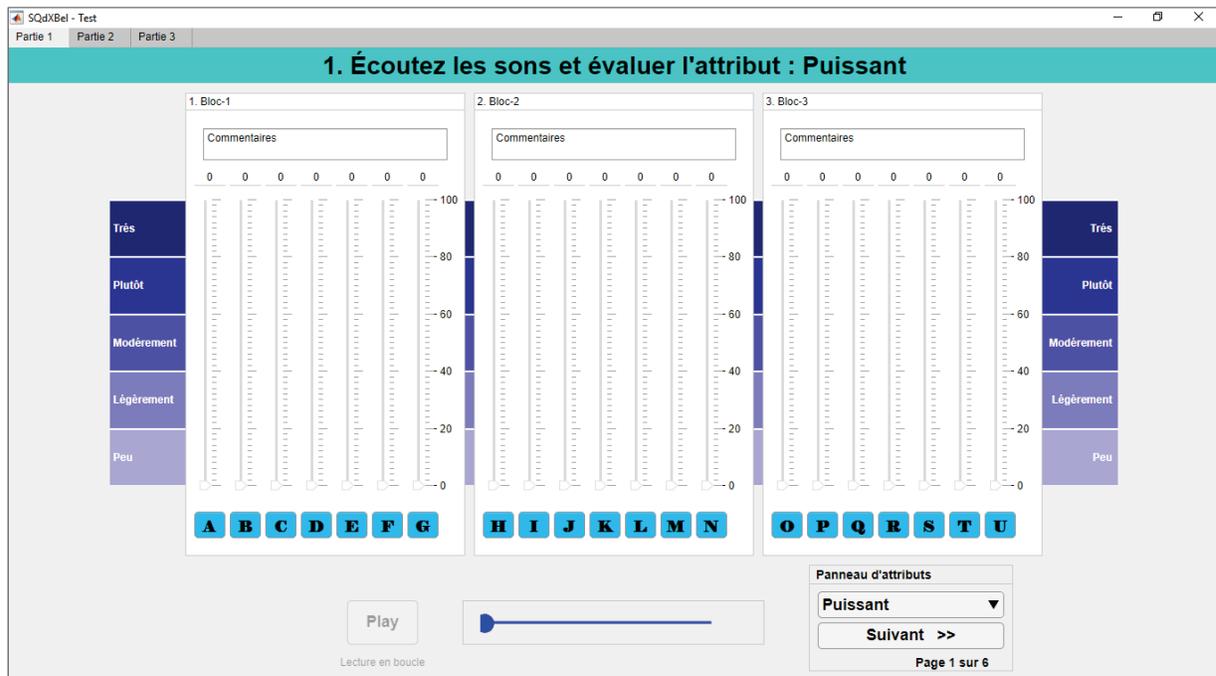


Figure 3.4 Interface graphique pour l'évaluation de la signature sonore, présentée en mode plein écran aux participants pour plus de clarté.

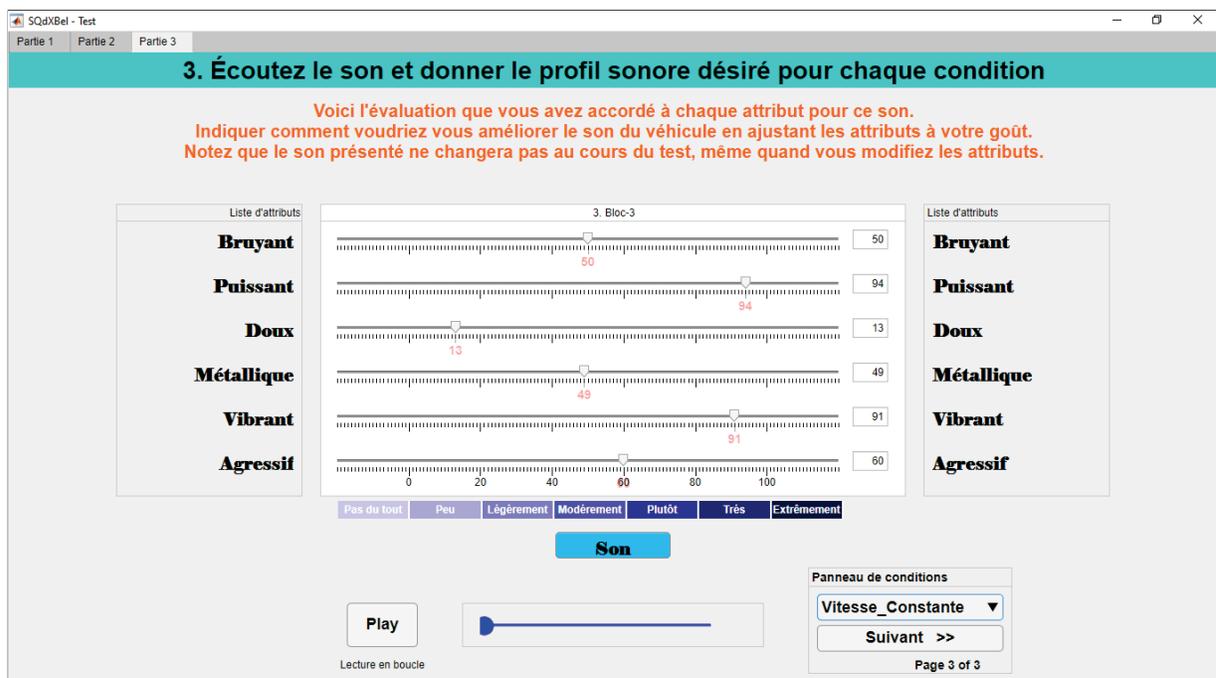


Figure 3.5 Interface graphique pour l'évaluation du profil désiré, présentée en mode plein écran aux participants pour plus de clarté.

Tout d'abord, nous avons effectué le test de Shapiro-Wilk [106] pour déterminer si l'hypothèse nulle de la normalité composite est une hypothèse raisonnable concernant la distribution de la population de chaque échantillon sonore. La valeur obtenue $H = 0$ indique que le test de Shapiro-Wilk ne parvient pas à rejeter l'hypothèse nulle au seuil de signification de 5%. Par conséquent, comme les données collectées ne suivaient pas une distribution normale, le test de Friedman [38] a été utilisé plutôt que l'ANOVA classique.

Dans cette étude, nous avons pris en compte trois critères (ou trois dimensions) sur lesquels le test de Friedman a été effectué. Dans chaque cas, la table d'ANOVA de Friedman indique la probabilité de fausseté de l'hypothèse nulle du groupe sur les observations. Le niveau de signification a été fixé au seuil typique de 0.05, pour des études avec sujets humains. Les trois critères statistiques sont les suivants et les valeurs-p (en anglais *p-value* pour *probability value*) sont données dans le tableau 3.3 :

1. Le groupe de sept véhicules : L'hypothèse de nullité serait que les sons des véhicules présentés n'ont aucun effet sur les réponses des participants.
2. Le groupe des trois conditions de conduite : L'hypothèse de nullité serait que les conditions de conduite présentées n'ont aucun effet sur les réponses des participants.
3. L'ensemble des six attributs évalués : L'hypothèse de nullité serait que les attributs présentés n'ont pas d'effet sur les réponses des participants.

Tableau 3.3 Test ANOVA de Friedman.

Critère	<i>p-value</i> NOEQ	<i>p-value</i> EQ
Véhicules	$1.78 \cdot 10^{-60}$	$3.50 \cdot 10^{-7}$
Conditions	$9.08 \cdot 10^{-31}$	$3.46 \cdot 10^{-6}$
Attributs	$1.93 \cdot 10^{-7}$	$1.40 \cdot 10^{-3}$

Pour chaque critère, la *p-value* est inférieure au seuil de 0.05. Cela signifie que les sons des véhicules, les conditions de conduite et les attributs ont un effet statistiquement significatif sur les réponses des participants.

Comme exemple, la figure 3.6 présente les réponses des participants aux tests d'écoute, sous la forme de diagrammes en boîtes, pour la condition de vitesse constante et pour les sons non égalisés en sonie globale. Dans chaque diagramme en boîte, les *scores* sont représentés en % pour chaque échantillon sonore. Les autres diagrammes en boîtes, pour les autres conditions, sont indiqués dans l'annexe D.

Les diagrammes en boîtes de tous les participants montrent quelques valeurs aberrantes et de larges intervalles interquartiles. Cela est probablement dû à un manque de consensus

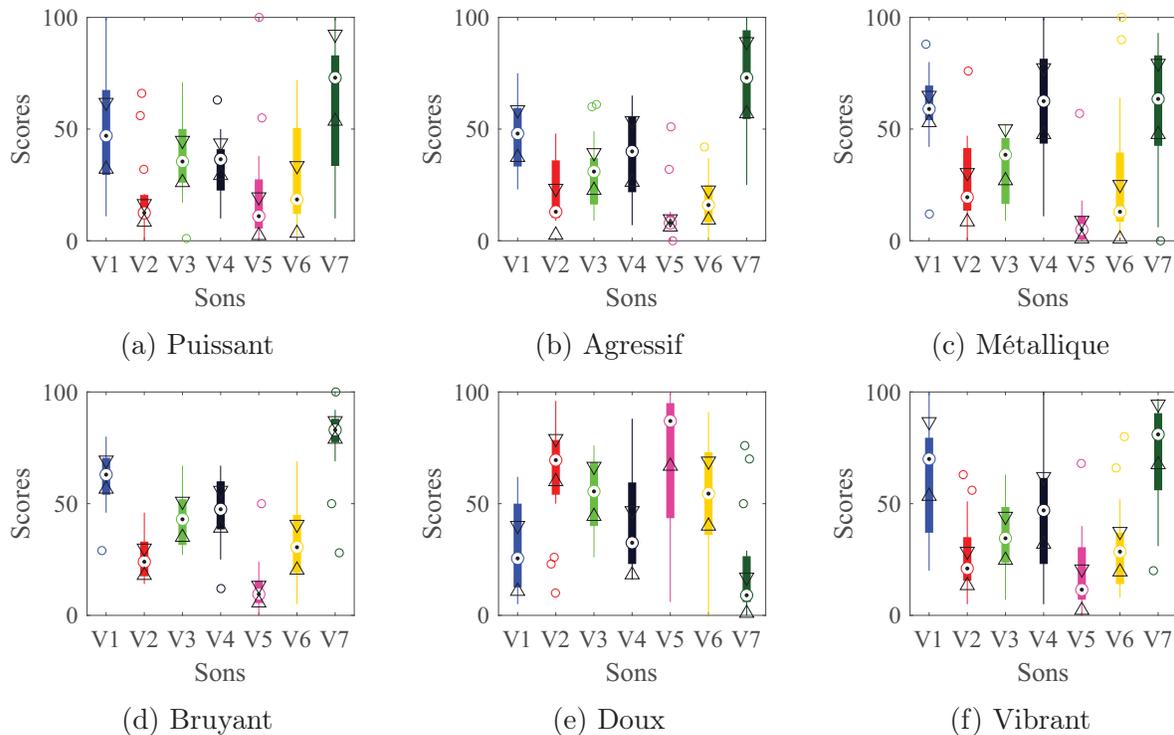


Figure 3.6 Diagrammes en boîtes des scores des attributs pour la condition de vitesse constante, pour le test NOEQ. L'axe horizontal représente les sept échantillons sonores évalués et l'axe vertical représente les scores obtenus pour chaque attribut. La médiane est représentée par un point noir entouré d'un cercle coloré. Les 1^{er} et 3^e quartiles sont présentés par une ligne continue épaisse. Les lignes fines ajoutées aux extrémités s'étendent jusqu'aux valeurs extrêmes (maximum et minimum) et les valeurs aberrantes sont représentées par des cercles. L'intervalle de confiance des valeurs médianes est représenté par des triangles.

dans les réponses des participants. À partir de la figure 3.6, on peut comparer les profils sonores des sept véhicules testés. Pour la condition de vitesse constante, le son du V5 est évalué comme étant le moins agressif, le moins bruyant, le plus doux, le moins métallique, le moins puissant et le moins vibrant. En revanche, le son du V7 est évalué comme étant le plus agressif, le plus bruyant, le moins doux, le plus métallique, le plus puissant et le plus vibrant.

3.2 Résultats des tests d'écoute

3.2.1 Profils sonores des véhicules testés : signature sonore

Dans cette sous-section, les profils sonores des véhicules testés sont présentés et comparés. La signature sonore ou le profil sonore de chaque véhicule est illustré en fonction des six

attributs dans un système de coordonnées polaires. Les valeurs médianes des réponses des participants pour chaque attribut ont été utilisées pour concevoir ces profils sonores.

Les figures 3.7, 3.8 et 3.9 présentent les profils sonores des sept véhicules testés, pour les trois conditions du plan d'expérience. Les résultats sont affichés pour les sons originaux sans égalisation de la sonie globale (Test NOEQ) et pour les sons avec égalisation de la sonie globale (Test EQ).

La figure 3.7 montre que les profils sensoriels de la condition de vitesse constante sont différents pour les différents véhicules. Cela suggère que les évaluateurs ont été capables de faire la distinction entre les échantillons sonores. De plus, la figure 3.7 montre que les profils sensoriels des sons originaux (lignes pleines) sont différents de ceux des sons avec égalisation de la sonie globale (lignes pointillées) sauf pour V3 et V4 qui ont des profils proches. Les profils NOEQ montrent de grandes variations des attributs bruyant et doux entre les véhicules (voir V5, V6 et V7). Cela est normal, car les attributs bruyant et doux sont susceptibles d'avoir une forte corrélation avec la sonie globale. En revanche, les profils EQ montrent des scores plus équilibrés pour les six attributs. Cela suggère que l'égalisation de la sonie globale des sons a un effet sur les évaluations subjectives des attributs perceptifs et donc sur les profils sensoriels. En outre, pour cette condition et pour le son NOEQ, le profil sonore du V2 (véhicule mis au point dans dXBel) est plus doux, moins métallique, moins vibrant et moins puissant que le profil du véhicule de référence (V1). En revanche, pour le son EQ, le profil sonore du V2 est moins agressif, légèrement plus doux, légèrement plus métallique et légèrement moins puissant que le profil du véhicule de référence. En outre, il est intéressant de voir que les profils EQ et NOEQ de V2, qui sert de référence pour l'égalisation en sonie globale, sont différents même si la sonie globale est la même. Ceci est dû au fait que l'évaluation du V2 est effectuée relativement aux six autres véhicules qui, eux, ont changé de niveau de sonie globale. Cela peut être interprété comme un signe de l'importance de la sonie globale lors de l'évaluation des sons de VRM.

Également, la figure 3.8 montre que les profils sensoriels de la condition du ralenti sont différents pour les différents véhicules. Toutefois, les profils sonores NOEQ du V2, du V3 et du V6 sont proches. De plus, la figure 3.8 montre que les profils sensoriels des sons originaux (lignes pleines) sont différents de ceux des sons avec égalisation de la sonie globale (lignes pointillées) sauf pour V5 qui est jugé très doux et nul pour les autres attributs. Cela est dû au fait que ce véhicule est très différent des autres VRM testés et qu'il est très silencieux au ralenti.

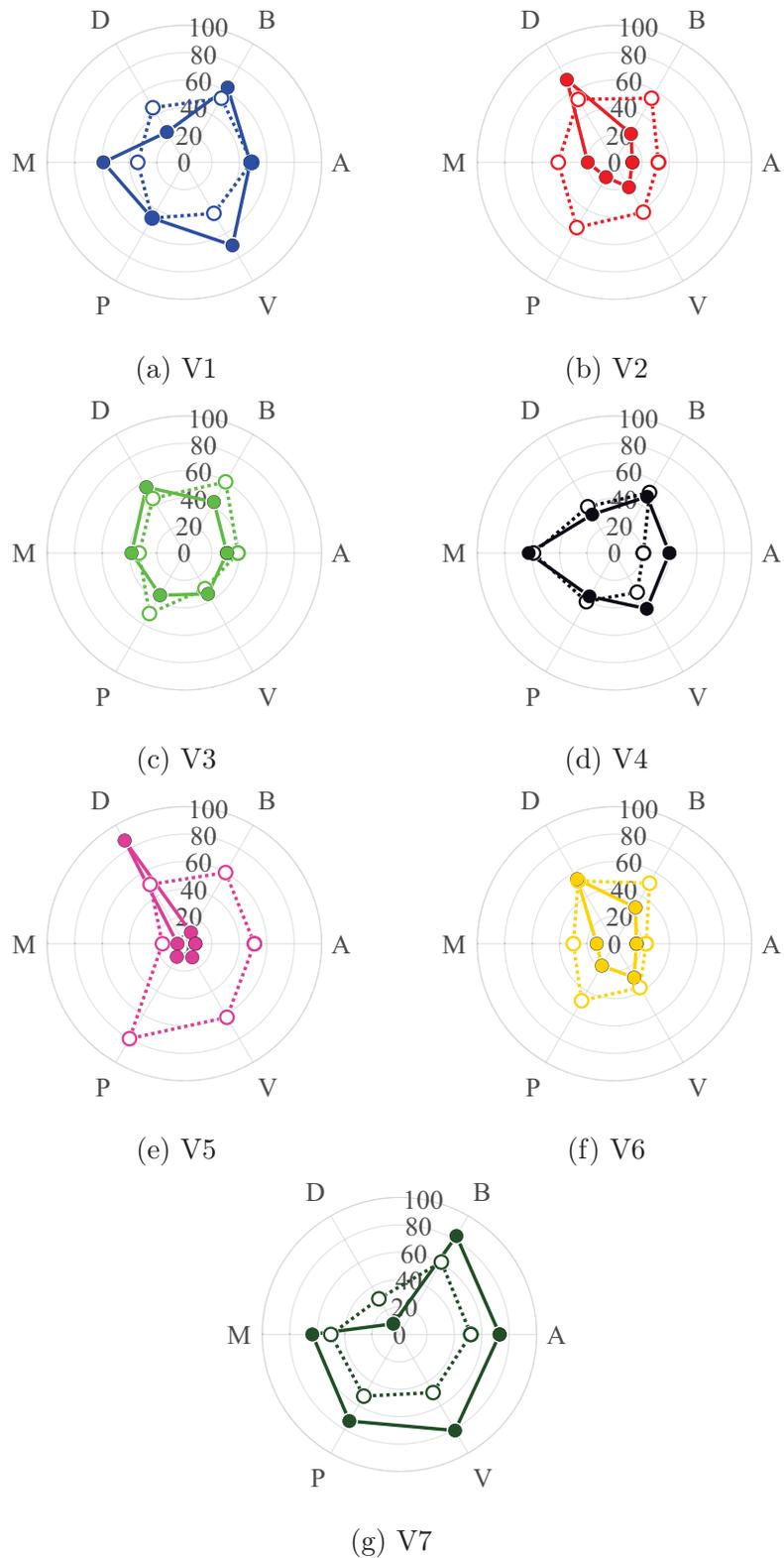


Figure 3.7 Profils sensoriels pour la condition de vitesse constante. Lignes pleines : Test NOEQ. Lignes pointillées : Test EQ. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

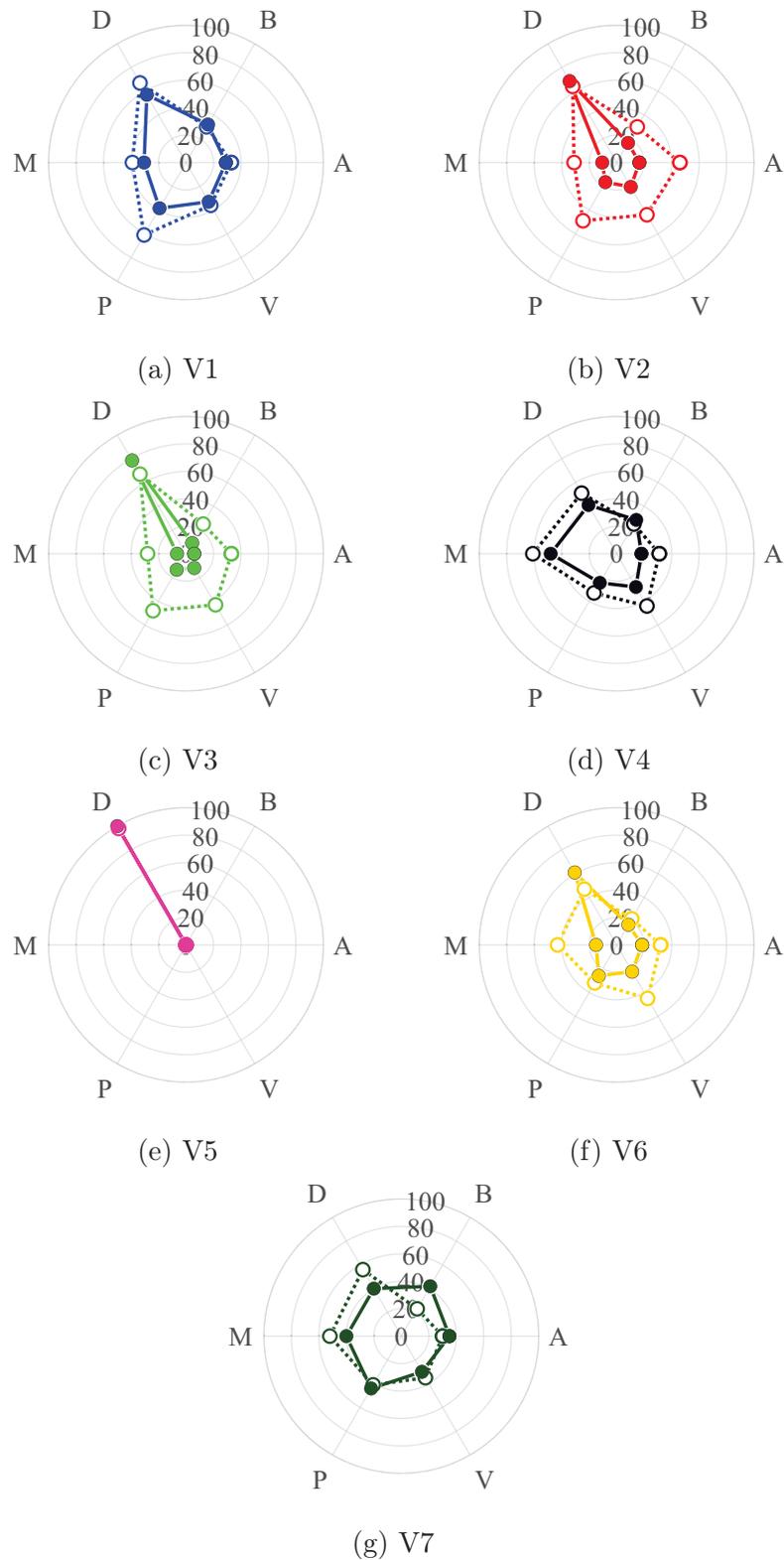


Figure 3.8 Profils sensoriels pour la condition du ralenti. Lignes pleines : Test NOEQ. Lignes pointillées : Test EQ. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

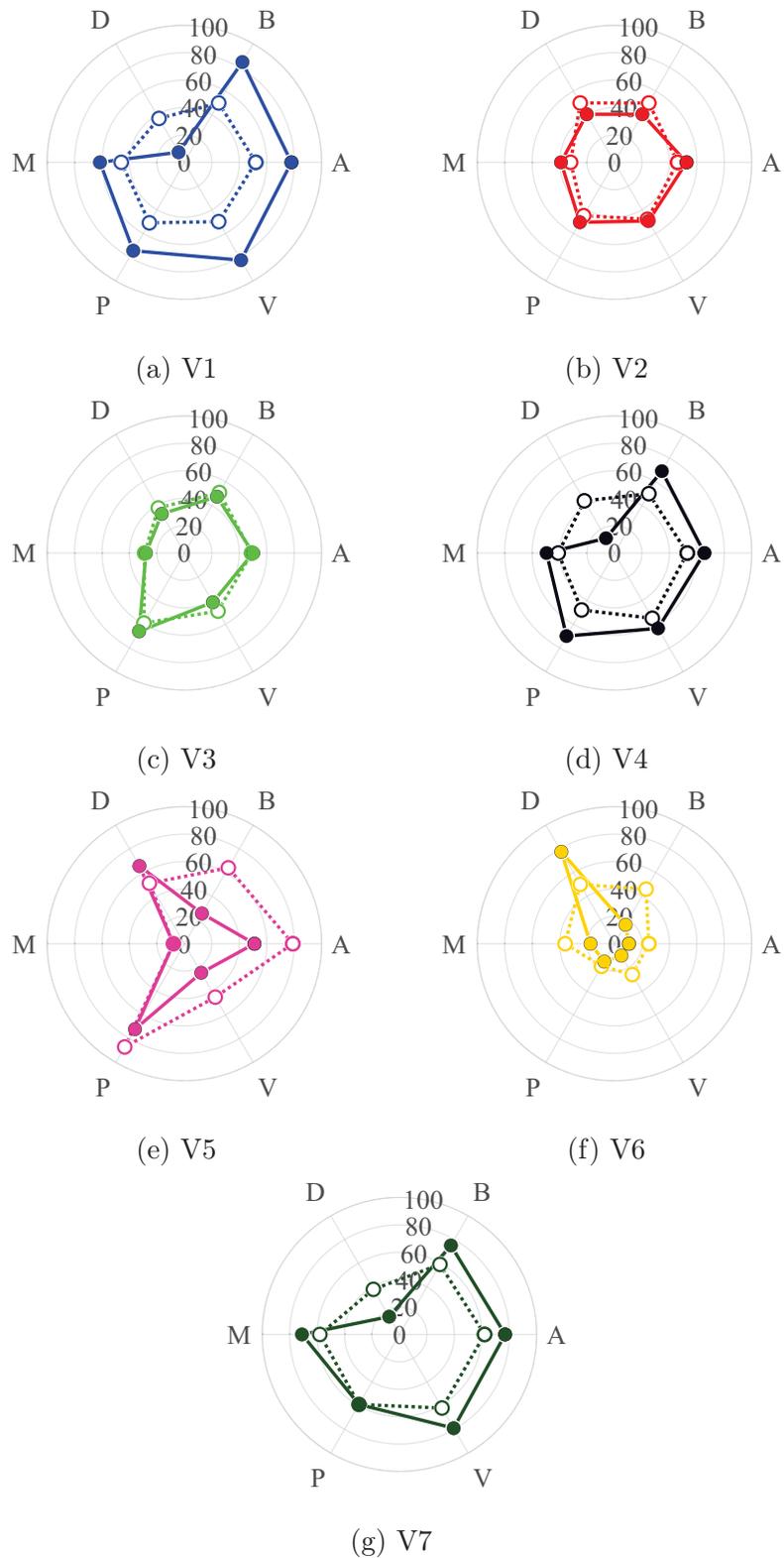


Figure 3.9 Profils sensoriels pour la condition d'accélération rapide. Lignes pleines : Test NOEQ. Lignes pointillées : Test EQ. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

De même que sur les deux premières conditions, la figure 3.9 montre que les profils sensoriels pour la condition de l'accélération rapide sont différents pour les différents véhicules à l'exception du V1, du V4 et du V7 qui sont très similaires. De plus, la figure 3.9 montre que les profils sensoriels des sons originaux (lignes pleines) sont différents de ceux des sons avec égalisation de la sonie globale (lignes pointillées) sauf pour V2 et V3.

3.2.2 Préférence globale : envie d'achat

Cette sous-section présente le classement des véhicules selon l'envie d'achat du panel de jurés. Soit le classement issu des réponses des évaluateurs à la deuxième expérience du test d'écoute. Cela permet de répondre à un des objectifs spécifiques de cette recherche et identifier le véhicule avec la signature sonore parmi les véhicules testés qui correspond le mieux à un critère de préférence.

Les figures 3.10 et 3.11 présentent les diagrammes en boîtes de l'évaluation des sons testés selon l'envie d'achat des participants pour les trois conditions d'opérations et pour les deux tests (NOEQ et EQ, respectivement).

Pour la condition de vitesse constante du test NOEQ (Fig. 3.10a), le V2 est le son du véhicule préféré en termes d'envie d'achat (63) suivi du V5 (51) puis du V3 (40.5) et du V1 (38). Les véhicules V7 (11.5) et V6 (15.5) sont les moins préférés par les évaluateurs. Au ralenti et test NOEQ (Fig. 3.10b), le V2 a l'évaluation la plus élevée avec une note de 49.5 en égalité avec le V6, suivi du V3 (48), du V7 (47.5) et du V1 (45.5). Cependant,

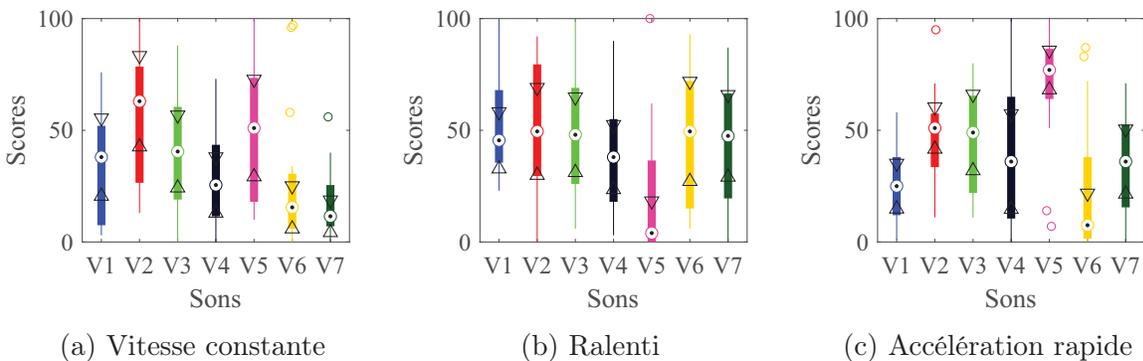


Figure 3.10 Diagrammes en boîtes des scores d'envie d'achat pour le test NOEQ. L'axe horizontal représente les sept échantillons sonores évalués et l'axe vertical représente les scores obtenus pour chaque attribut. La médiane est représentée par un point noir entouré d'un cercle coloré. Les 1^{er} et 3^e quartiles sont présentés par une ligne continue épaisse. Les lignes fines ajoutées aux extrémités s'étendent jusqu'aux valeurs extrêmes (maximum et minimum) et les valeurs aberrantes sont représentées par des cercles. L'intervalle de confiance des valeurs médianes est représenté par des triangles.

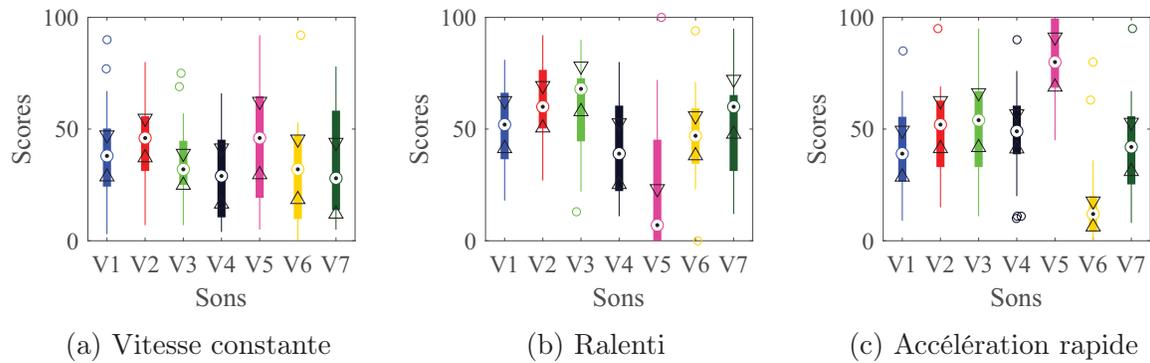


Figure 3.11 Diagrammes en boîtes des scores d'envie d'achat pour le test EQ. L'axe horizontal représente les sept échantillons sonores évalués et l'axe vertical représente les scores obtenus pour chaque attribut. La médiane est représentée par un point noir entouré d'un cercle coloré. Les 1^{er} et 3^e quartiles sont présentés par une ligne continue épaisse. Les lignes fines ajoutées aux extrémités s'étendent jusqu'aux valeurs extrêmes (maximum et minimum) et les valeurs aberrantes sont représentées par des cercles. L'intervalle de confiance des valeurs médianes est représenté par des triangles.

les intervalles de confiance de ces valeurs se chevauchent, ce qui est dû à l'étalement des réponses, donc la différence n'est pas significative. Toutefois, on remarque que le V5 qui, pour rappel, a une signature particulière au ralenti, n'est pas apprécié du tout comparé aux autres véhicules testés. En accélération rapide et test NOEQ (Fig. 3.10c), le V5 est clairement le véhicule préféré, avec la note de 77 en envie d'achat, suivi du V2 (51) et du V3 (49). À l'inverse, le véhicule qui a obtenu la plus mauvaise évaluation (7.5) est le V6, qui a une vitesse maximale limitée à 30 km/h. Cela confirme que les utilisateurs préfèrent les véhicules qui accélèrent au-delà de 30 km/h. Aussi, il est à noter que la valeur médiane des évaluations pour le V2 est légèrement supérieure à celle du V3, mais leurs intervalles de confiance se chevauchent. Cela indique qu'il n'y a pas de différence significative entre les deux valeurs et que les deux véhicules ont probablement la même note d'envie d'achat. Pour la vitesse constante et le test EQ (Fig. 3.11a), le V2 est le véhicule préféré en termes d'envie d'achat (46) à égalité avec le V5 suivi du V1 (38) et du V3 (32). Les véhicules V5 (28) et V7 (29) sont les moins appréciés par les évaluateurs. Au ralenti et test EQ (Fig. 3.11b), le V3 a l'évaluation la plus élevée avec une note de 68 suivi du V2 (60) à égalité avec le V4. Aussi, on remarque que le V5 n'est pas apprécié au ralenti comparé aux autres véhicules testés. En accélération rapide et test EQ (Fig. 3.11c), le V5 est le véhicule préféré, avec la note de 80 en envie d'achat, suivi du V3 (54) et du V2 (52). À l'inverse, le véhicule qui a obtenu la plus mauvaise évaluation (12) est le V6. Cependant, il est à noter que pour les trois cas indiqués plus haut, les intervalles de confiance de certaines valeurs

se chevauchent, donc la différence n'est probablement pas significative et que les véhicules en question ont probablement la même note d'envie d'achat.

En parallèle, pour faciliter la comparaison entre les résultats des deux tests, les scores médians sont groupés dans un même graphique pour chaque condition et sont montrés à la figure 3.12.

D'une manière globale et d'après la figure 3.12, on remarque que les scores médians de l'envie d'achat sont différents entre le test NOEQ et test EQ. Toutefois, les évaluations des extrêmes (par exemple V5 et V6) restent inchangées.

3.2.3 Conception sonore participative : profil sonore désiré

Dans cette sous-section seront présentées et comparées les signatures sonores actuelles et désirées du véhicule de référence V1. C'est le résultat de la troisième expérience dans le test d'écoute (conception participative d'une signature sonore cible).

Les figures 3.13, 3.14 et 3.15 présentent le profil sonore du véhicule de référence (V1) et le profil sonore souhaité par le panel d'évaluateurs (V1 désiré), pour les trois conditions d'opérations testés.

Tout d'abord, les figures 3.13b, 3.14b et 3.15b montrent que les profils sensoriels « désirés » par les évaluateurs pour le véhicule de référence (V1) sont très similaires pour les deux tests EQ et NOEQ. Il s'agit là de résultats très intéressants qui confirment l'idée qu'un « style ou profil sonore souhaité » pourrait ne pas être défini par l'intensité sonore. Par exemple, le son d'une voiture de marque bien connue serait aussi désirable et reconnaissable en écoutant une vidéo YouTube ou en voyant une voiture en direct au loin, c'est-à-dire que la signature reconnaissable ne devrait pas dépendre du niveau ou du volume sonore perçu

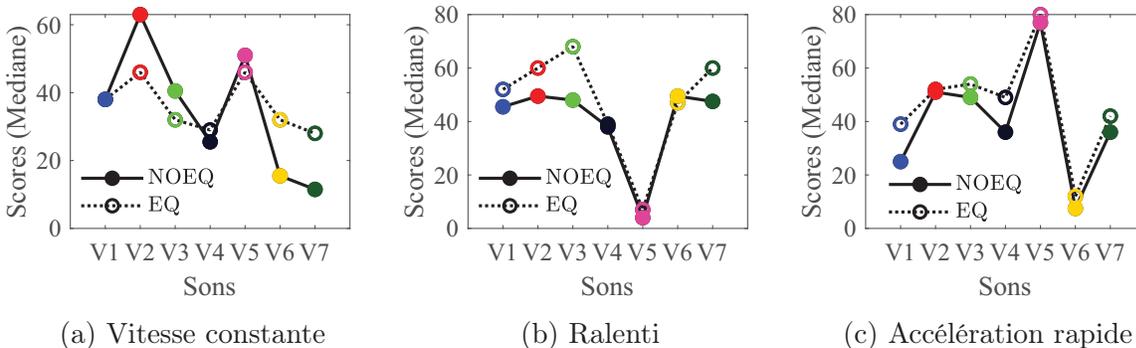


Figure 3.12 Scores médians d'envie d'achat pour les deux tests. Lignes pleines : Test NOEQ. Lignes pointillées : Test EQ. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

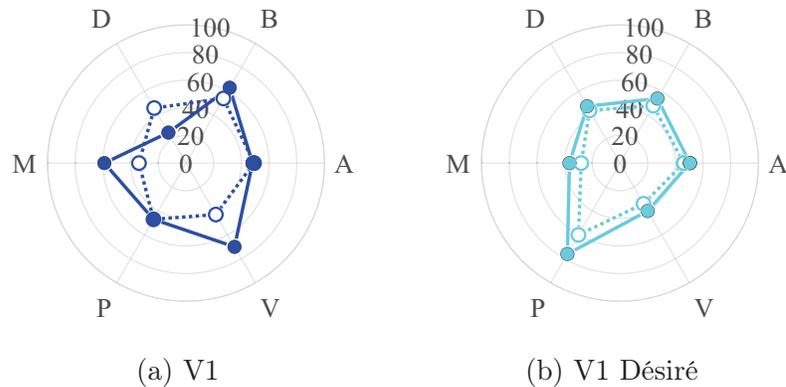


Figure 3.13 Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition de vitesse constante. Lignes pleines : Test NOEQ. Lignes pointillées : Test EQ. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

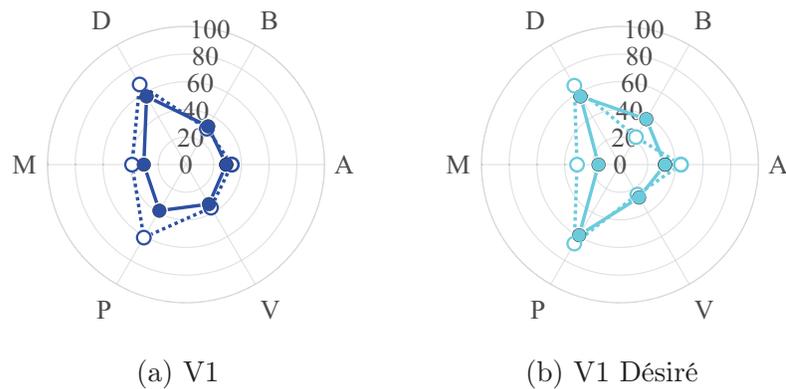


Figure 3.14 Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition du ralenti. Lignes pleines : Test NOEQ. Lignes pointillées : Test EQ. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

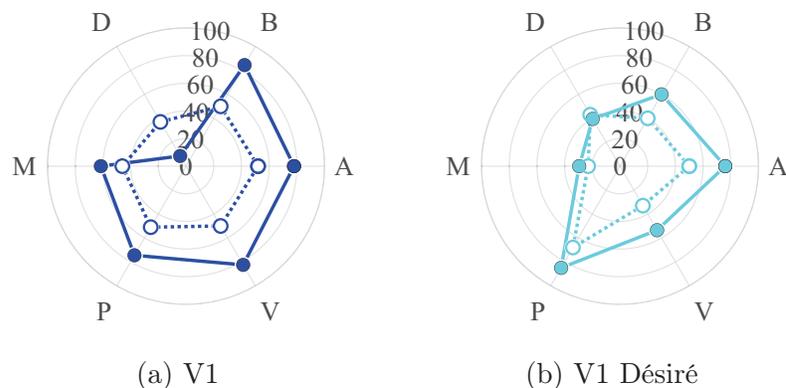


Figure 3.15 Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition d'accélération rapide. Lignes pleines : Test NOEQ. Lignes pointillées : Test EQ. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

(même si la sonie spécifique serait différente de part les différentes courbes isosoniques en fonction du niveau).

Deuxièmement, les résultats de ces figures donnent des indices précieux sur la manière d'améliorer la signature sonore de V1, par comparaison avec les figures 3.13a, 3.14a et 3.15a. En résumé :

- Pour la vitesse constante, les participants souhaitent un profil sonore de V1 légèrement plus doux, moins métallique, plus puissant et moins vibrant.
- Pour le ralenti, les participants souhaitent un profil sonore de V1 moins vibrant, moins métallique et légèrement moins bruyant.
- Pour l'accélération rapide, les participants souhaitent un profil sonore de V1 légèrement moins bruyant, moins métallique et plus puissant.

À titre informatif, la signature sonore actuelle du V2 (c.-à-d. la version modifiée du V1), présentée par le profil en rouge dans les figures 3.7, 3.8 et 3.9 a déjà atteint les tendances ci-haut selon les attributs bruyant, doux et vibrant.

3.3 Effet de l'égalisation de la sonie globale des sons

Cette section examine l'effet de l'égalisation de la sonie globale sur les profils sensoriels en utilisant les résultats des deux sessions de tests d'écoute avec et sans égalisation de la sonie globale. Pour ce faire, des analyses de corrélation ont été effectuées afin d'évaluer la relation entre l'évaluation subjective des attributs perceptifs et la sonie globale des échantillons sonores.

Les résultats de ces analyses de corrélation sont présentés dans les figures 3.16, 3.17 et 3.18 pour les deux tests d'écoute, pour la condition de vitesse constante. La figure 3.16 illustre les corrélations entre les scores médians des six attributs perceptifs et la sonie globale de chacun des sept sons. La figure 3.17 présente les nuages de points des scores médians des attributs. La figure 3.18 présente les corrélations entre les scores médians d'envie d'achat et la sonie globale de chacun des sept sons.

Le tableau 3.4 présente la matrice des coefficients de corrélation (R) et la matrice des valeurs- p (p) pour tester l'hypothèse selon laquelle il n'y a pas de relation entre les phénomènes observés (hypothèse nulle). Si un élément hors diagonale de p est inférieur au niveau de signification statistique (par défaut, 0.05), alors la corrélation correspondante en R est considérée comme significative. Les équations des lignes (y) ont été données uniquement dans Tab. 3.4a, mais pas dans Tab. 3.4b puisque pour le test EQ il n'y a pas de relations entre les attributs, sauf dans un ou deux cas.

Tableau 3.4 Matrice des coefficients de corrélation (\mathbf{R}), des valeurs-p (\mathbf{p}) et des équations des droites de régression linéaire simple (\mathbf{y}) obtenues dans Matlab, pour la condition de vitesse constante. Les valeurs de \mathbf{R} ont été calculées à l'aide du coefficient de corrélation produit-moment de Pearson. Les équations des lignes (\mathbf{y}) ont été données uniquement pour le test NOEQ, puisque pour le test EQ il n'y a pas de relations entre les attributs, sauf dans un ou deux cas.

(a) Test NOEQ

		Agressif	Bruyant	Doux	Métallique	Puissant	Vibrant
Agressif	\mathbf{R}	1					
	\mathbf{p}	1					
	\mathbf{y}						
Bruyant	\mathbf{R}	0.9836	1				
	\mathbf{p}	0.0001	1				
	\mathbf{y}	$1.1 x + 8.5$					
Doux	\mathbf{R}	-0.9495	-0.971	1			
	\mathbf{p}	0.0011	0.0003	1			
	\mathbf{y}	$-1.1 x + 84$	$-1.1 x + 93$				
Métallique	\mathbf{R}	0.9037	0.8967	-0.9150	1		
	\mathbf{p}	0.0052	0.0062	0.0039	1		
	\mathbf{y}	$0.98 x + 5.3$	$0.91 x - 1.7$	$-0.85 x + 78$			
Puissant	\mathbf{R}	0.9935	0.9787	-0.9256	0.8671	1	
	\mathbf{p}	0.0000	0.0001	0.0028	0.0115	1	
	\mathbf{y}	$0.95 x + 2.3$	$0.88 x - 4.2$	$-0.76 x + 70$	$0.77 x + 4.8$		
Vibrant	\mathbf{R}	0.9707	0.9828	-0.9697	0.8939	0.9564	1
	\mathbf{p}	0.0003	0.0001	0.0003	0.0066	0.0007	1
	\mathbf{y}	$1.1 x + 6.6$	$x - 1.8$	$-0.92 x + 86$	$0.92 x + 7.7$	$1.1 x + 4.8$	

(b) Test EQ

		Agressif	Bruyant	Doux	Métallique	Puissant	Vibrant
Agressif	\mathbf{R}	1					
	\mathbf{p}	1					
Bruyant	\mathbf{R}	0.8002	1				
	\mathbf{p}	0.0307	1				
Doux	\mathbf{R}	-0.3036	-0.3604	1			
	\mathbf{p}	0.5079	0.4272	1			
Métallique	\mathbf{R}	-0.3809	-0.3025	-0.6624	1		
	\mathbf{p}	0.3993	0.5097	0.1049	1		
Puissant	\mathbf{R}	0.5420	0.5729	0.3024	-0.7363	1	
	\mathbf{p}	0.2088	0.1788	0.5098	0.0592	1	
Vibrant	\mathbf{R}	0.6866	0.4773	-0.0048	-0.4929	0.8417	1
	\mathbf{p}	0.0884	0.2788	0.9919	0.2610	0.0175	1

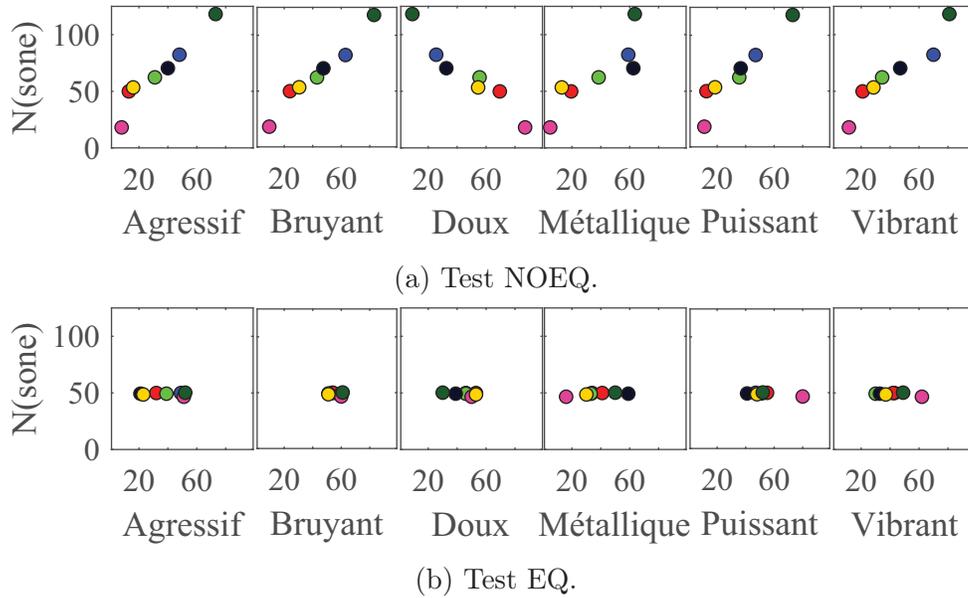


Figure 3.16 Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs (en %) et de la sonie globale des sons (en sone) pour la condition de vitesse constante. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

La figure 3.16a montre que pour les tests d'écoute avec des sons non égalisés en sonie globale, les scores de tous les attributs perceptifs sont corrélés avec la sonie globale : les attributs agressif, bruyant, métallique, puissant et vibrant augmentent avec la sonie globale (dépendance positive) tandis que l'attribut doux diminue avec la sonie globale (dépendance négative). Ces observations sont confirmées par des coefficients de corrélation importants entre la sonie globale et les scores des attributs : 0.96 pour l'attribut agressif, 0.98 pour l'attribut bruyant, 0.96 pour l'attribut doux, 0.86 pour l'attribut métallique, 0.95 pour l'attribut puissant et 0.95 pour l'attribut vibrant. Cela suggère que la sonie globale domine les profils sensoriels, tous les attributs perceptifs étant proportionnels, ou inversement proportionnels, à la sonie globale des sons.

En revanche, la figure 3.16b montre que pour les tests avec des sons égalisés en sonie globale, les participants ont pu percevoir et quantifier les différences de scores des attributs perceptifs pour différents véhicules, à l'exception des attributs bruyant et, dans une certaine mesure, doux qui présentent une faible dispersion des scores. Ceci est normal puisque ces attributs perceptifs sont directement corrélés à la sonie globale. On peut donc supposer que l'égalisation de la sonie globale oblige les participants à faire une analyse plus fine des attributs perceptifs. La dispersion des scores pour les attributs agressif, métallique, puissant, vibrant est un peu plus faible pour le test EQ par rapport au test NOEQ, ce qui montre que les sons des véhicules sont plus difficiles à discriminer pour les sons EQ en ce

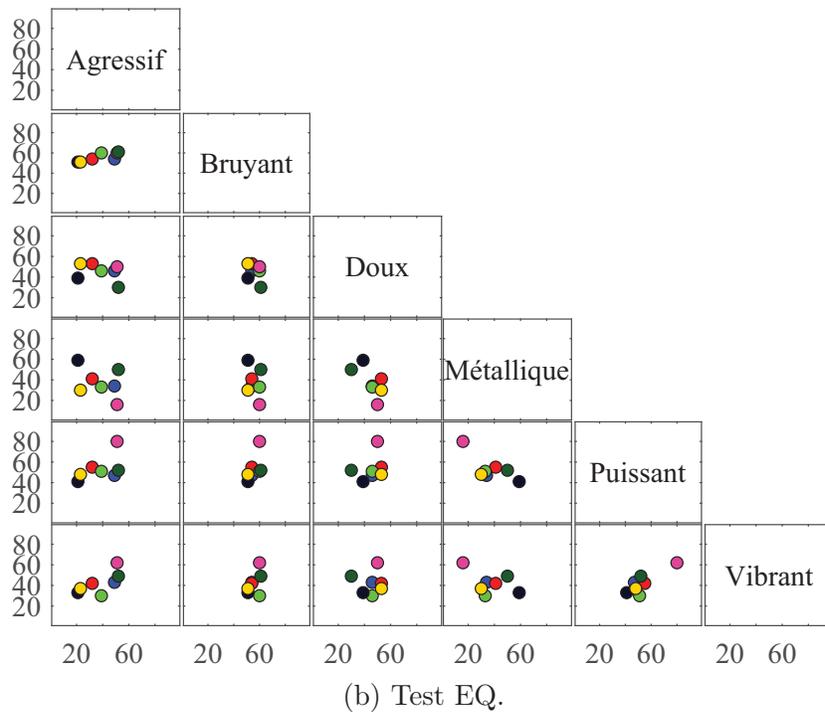
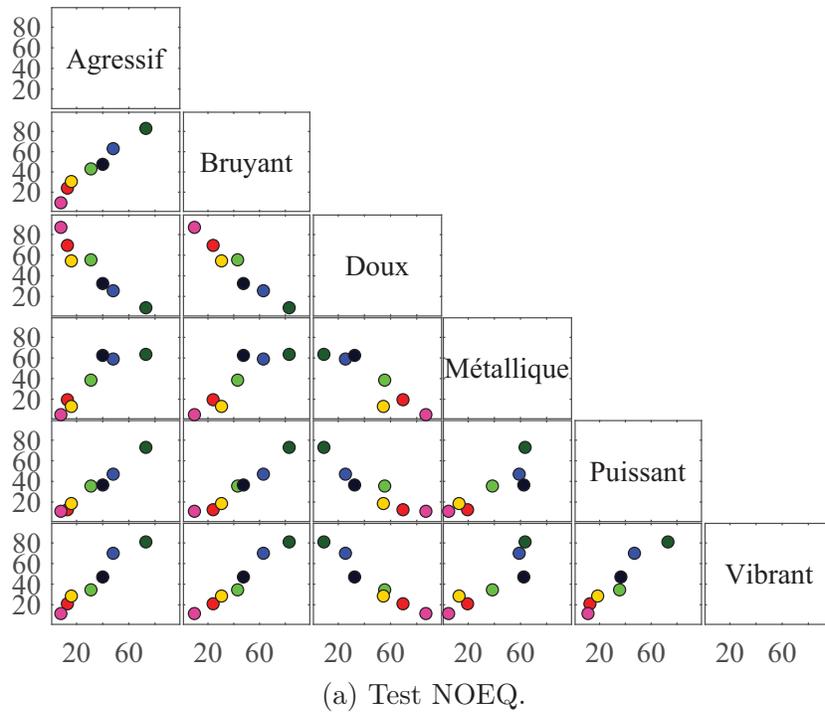


Figure 3.17 Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs pour la condition de vitesse constante. Les nuages de points correspondent aux scores médians (% pour chaque attribut) pour chacun des sept sons. Les noms des variables affichées le long de la diagonale de la matrice sont également les noms des colonnes pour l'étiquetage des axes x et y. Par exemple, le graphique en haut à gauche est une comparaison entre Agressif et Bruyant, et ainsi de suite. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

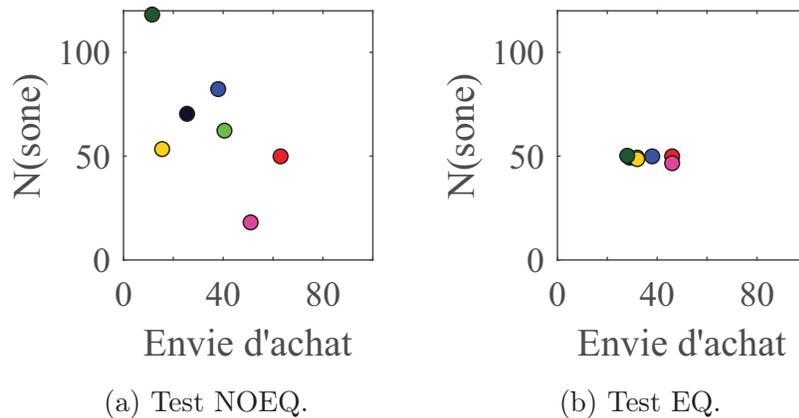


Figure 3.18 Nuages de points des scores médians de l’envie d’achat (en %) et de la sonie globale des sons (en sone) pour la condition de vitesse constante. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

qui concerne ces attributs. En outre, le classement des véhicules par rapport aux attributs agressif, métallique, puissant, vibrant est très différent pour les tests EQ et NOEQ, ce qui montre que la sonie globale masque l’évaluation des attributs moins dominants.

Les nuages de points de la figure 3.17a, montrent que les attributs perceptuels sont fortement corrélés entre eux dans les tests NOEQ, ce qui est prévisible puisque les scores des attributs perceptuels sont également fortement corrélés avec la sonie globale. Chaque attribut a une corrélation positive avec tous les autres attributs, à l’exception de l’attribut doux qui a une corrélation négative avec tous les attributs. Cette observation a été confirmée par les coefficients de corrélation calculés entre les attributs perceptuels à l’aide du coefficient de corrélation produit-moment de Pearson (R). En outre, les résultats de la figure 3.17b montrent qu’il y a moins ou pas de corrélation entre les attributs perceptifs lorsque les échantillons sonores ont été égalisés en sonie globale, à quelques exceptions près. Par exemple, des corrélations significatives peuvent être trouvées en comparant agressif et bruyant (0.8) ou puissant et vibrant (0.84) : cela suggère que dans les tests EQ, les participants n’ont pas fait une grande différence entre ces paires d’attributs perceptifs, dans ces cas spécifiques. En effet, la forte corrélation entre puissant et vibrant dans cette étude est principalement due à un stimulus (V5) qui est considéré comme le plus puissant et le plus vibrant à distance des 6 autres stimulus. Cela est probablement dû au timbre particulier de ce son. Enfin, la figure 3.18a montre que l’envie d’achat est fortement corrélée à la sonie globale : le score de l’envie d’achat diminue avec la sonie globale (dépendance négative).

Ces résultats confirment la forte dépendance de l'évaluation subjective des échantillons sonores par rapport à leur sonie globale et suggèrent que l'égalisation de la sonie globale réduit la corrélation entre les scores des attributs perceptifs des profils sensoriels des véhicules testés. En outre, sur la base de la dispersion des scores d'attributs perceptifs, on peut supposer que l'égalisation de la sonie globale oblige les participants à différencier plus finement les attributs perceptifs. Elle devrait alors permettre une différenciation plus détaillée des profils sensoriels. Ces résultats sont consolidés par les résultats de l'ACP dans la section 3.5. Également, les mêmes conclusions peuvent être tirées de l'analyse des réponses des deux autres conditions d'opérations. Les figures des nuages de points des scores médians pour les conditions du ralenti et de l'accélération rapide sont présentées dans l'annexe E pour alléger cette section.

3.4 *Bootstrap* pour la création de participants virtuels

Dans cette étude, nous avons un petit jeu de données (moins de 20 observations par stimulus, par attribut) ayant une dispersion des réponses considérable sur chaque attribut, un inconvénient de la méthode du profilage flash et une distribution statistique inconnue. L'idée est alors d'appliquer la méthode du *bootstrap* statistique pour créer de nouveaux échantillons de données à partir des données d'origine des tests d'écoute. Ainsi, le *bootstrap* permet de fournir une distribution statistique des données et un intervalle de confiance de la variance plus petit. Cela est bien illustré dans la figure 3.19.

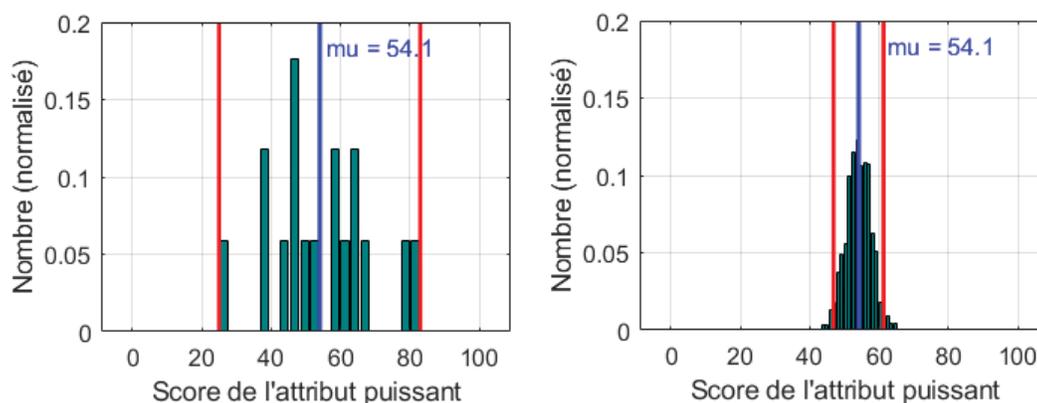


Figure 3.19 Comparaison des distributions des données originelles et données *bootstrap* pour l'attribut puissant du stimulus V7. Gauche : distribution des données originelles (17 observations). Droite : distribution des données *bootstrap* (1000 observations). La ligne bleue indique la moyennes des données. Les lignes rouges indiquent les intervalles de confiance de 95%.

Dans le cadre de cette étude, nous avons donc un cas parfait pour justifier l'utilisation du *bootstrap* : très faible taille de données (observations) et non-normalité des données (comme indiqué à la sous-section 3.1.5). Dans ce contexte, l'utilisation de la technique *bootstrap* permet d'apporter une amélioration nette à l'intervalle de confiance de l'estimation de la variance des données et de fournir les distributions statistiques des données. À priori, cette technique permet donc d'avoir une meilleure retranscription des informations contenues dans les données originelles. Par conséquent, il en résulte une meilleure représentation des données par l'ACP, qui est basée principalement sur l'exploration des variances contenues dans un jeu de données.

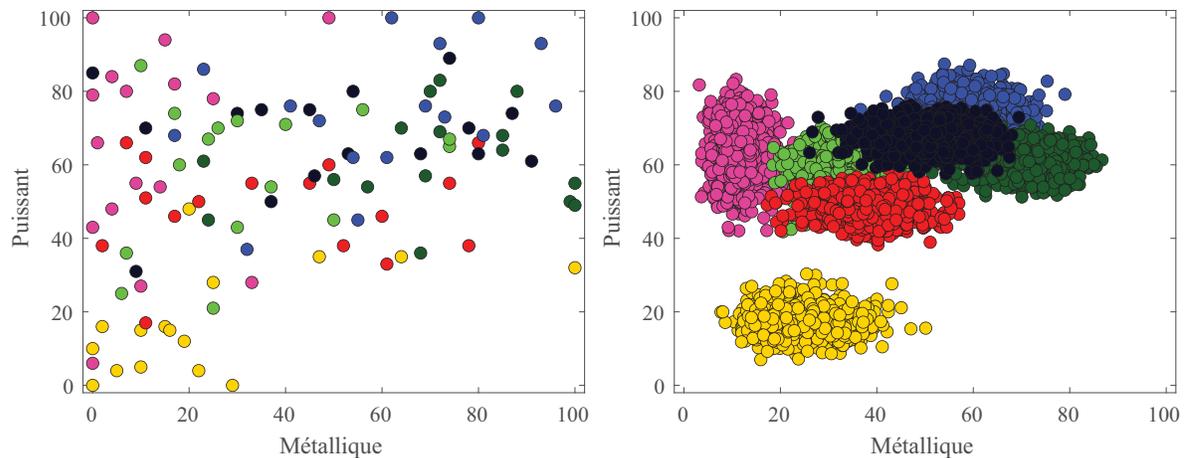
Pour notre jeu de données nous avons réalisé un *bootstrap* paramétrique classique. C'est-à-dire, pour un échantillon *bootstrap* on fait un tirage aléatoire de N valeurs (ici $N = 17$) parmi l'échantillon original, avec remise. Pour ce type de *bootstrap*, aucune hypothèse de loi de la population n'est nécessaire. La figure 3.20 présente les biplots³ des réponses des participants pour les deux attributs perceptuels puissant et métallique, pour les données originelles et les données *bootstrap*. Le nombre d'échantillons *bootstrap* choisi pour cette analyse est de $L = 1000$ échantillons. Après environ 50 itérations, les résultats convergent vers la même distribution de scores. Par conséquent, ce choix ($L = 1000$) a été considéré comme suffisant pour une estimation robuste. Cependant, le choix du nombre d'échantillons *bootstrap* dépend principalement de la taille des échantillons initiaux et du type d'estimation recherché. Ainsi, un choix optimal du nombre d'échantillons *bootstrap* n'est pas trivial et est souvent effectué par des approches itératives ou adaptatives.

En comparant les figures 3.20a et 3.20b, le *bootstrapping* fournit une meilleure transcription des informations contenues dans les données originales. D'après les discussions avec le partenaire industriel, il semble également que les résultats du *bootstrap* soient plus faciles à saisir et à communiquer. Ainsi, pour les études de qualité sonore et de signature sonore avec un nombre limité de participants, le *bootstrap* peut être utilisé pour créer des participants virtuels. Ces données *bootstrap* sont utilisées dans l'analyse en composantes principales présentée dans la section suivante.

3.5 Analyse en composantes principales

Dans cette étude, les six attributs ont été choisis lors d'une discussion de groupe d'utilisateurs et de clients de produits récréatifs. Mais, comment faire pour démontrer mathématiquement

3. Un biplot est une représentation graphique pour visualiser des données arrangées en forme de matrice consistant en indicateurs-lignes et indicateurs-colonnes.



(a) Données originelles (17 observations) (b) Données *bootstrap* (1000 observations)

Figure 3.20 Comparaison des réponses sur l'espace de deux dimensions perceptuelles puissant et métallique, pour le cas de vitesse constante et pour les sept véhicules. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

quement (statistiquement) que les six attributs sont un bon choix ? En termes du nombre d'attributs et en termes de différence entre les attributs ?

Pour répondre à la question, cette section présente une analyse en composantes principales, appliquée aux réponses des tests d'écoute pour transformer les attributs corrélés en quelques dimensions non corrélées.

3.5.1 Guide d'interprétations

Avant de visualiser les graphiques des résultats d'ACP sur notre jeu de données, nous allons présenter quelques consignes d'interprétation des éléments abordés dans cette thèse. Ceci facilitera la lecture et l'interprétation des sections dédiées aux résultats.

Comme indiqué par l'Éq. (A.7), dans un modèle ACP on s'intéresse à quatre éléments : le jeu de données, les *scores*, les *loadings* et les résidus. Traditionnellement, ces quatre éléments sont souvent visualisés par des nuages de points (*scatter plot* en anglais), ce qui est le cas dans cette thèse, car ce type d'affichage en deux dimensions est facile à lire et souvent très significatif. Toutefois, ces éléments peuvent être visualisés de différentes manières. Par exemple, contributions par colonne, histogrammes, spectres, etc.

Interprétation des *scores*

Les *scores* d'une ACP représentent chaque échantillon des données réelles projetées sur les axes PC. Les *scores* sont donc les données originales représentées dans le nouveau repère issu de l'ACP. Ainsi, chaque *score* va expliquer une partie de la variation dans les données. Par conséquent, les échantillons qui sont proches sont similaires en termes de leur

représentation sur les axes PC, définie grâce aux vecteurs de *loadings*. Cela suggère qu'il est possible de classer une signature sonore à l'aide de ces variables mesurées [12].

Interprétation des *loadings*

Les *loadings* d'une ACP définissent ce qu'une composante principale représente dans un jeu de données. Ce sont les poids (coefficients) qui définissent une variable latente pour représenter un mélange de variables. En effet, chaque vecteur de *loadings* définit une combinaison linéaire des attributs qu'une composante principale (PC) représente [12]. Les PC sont donc les axes principaux du jeu de données original.

Interprétation des résidus

Les résidus sont les différences entre les données mesurées (ou observées) et les données décrites par un modèle (souvent de dimension réduite par rapport aux données originales⁴). Il est courant d'utiliser la somme des résidus au carré, souvent appelés *Q Residuals* (ou *Q-Statistics*), de chaque échantillon pour rechercher les échantillons qui ne sont pas bien décrits par le modèle ACP. Pour la détection des valeurs aberrantes, *Q* est souvent tracé par rapport à T^2 (*Hotelling's T^2*), ce qui est appelé graphe d'influence (*influence plot*). La statistique T^2 de *Hotelling* est une généralisation de la statistique *t* de *Student* utilisée dans le test d'hypothèses multivariées. Il est à noter que *Q* et T^2 changent avec le nombre de composantes principales [12].

3.5.2 Valeurs propres et variances pour la vitesse constante

Le tableau 3.5 présente les valeurs propres (VP) de la matrice de covariance des évaluations subjectives des six attributs pour la condition de vitesse constante, les valeurs de variance expliquée (VE) en % et les valeurs de variance cumulée (VC) en % de chaque composante principale (PC). La variance expliquée par chaque PC est tracée dans le graphique de la figure 3.21.

Le tableau 3.5a indique que 87.85% des informations contenues dans l'ensemble de données peuvent être expliquées par une seule PC, dans le cas du NOEQ. En d'autres termes, plus de 87% des évaluations d'attributs peuvent être classés selon l'axe PC1 et moins de 13% selon les cinq autres axes PC. Cette observation est cohérente avec l'hypothèse initiale selon laquelle la sonie globale domine la signature sonore dans le test NOEQ. Par contre, pour le test EQ (voir Tab. 3.5b), le premier axe PC explique 45.37% de l'information, PC2 explique 23.49%, et PC3 explique 12.43%. Il y a donc deux ou trois composantes principales importantes pour ce deuxième cas, qui sont examinées ci-dessous.

4. En effet, si le nombre de dimensions de l'espace issues de l'ACP est le même que l'espace original, les résidus seront nuls, toutes les informations ayant alors été conservées, mais simplement rotationnées dans un nouvel espace.

Tableau 3.5 Valeurs propres de la matrice de covariance des évaluations d'attributs, pour la condition de vitesse constante dans les tests NOEQ et EQ avec VP, VE et VC les valeurs propres, la variance expliquée et la variance cumulée respectivement.

(a) Test NOEQ

PC	VP	VE (%)	VC (%)
PC1	5.2709	87.8483	87.8483
PC2	0.3086	5.1431	92.9915
PC3	0.1456	2.4272	95.4187
PC4	0.1291	2.1518	97.5705
PC5	0.0897	1.495	99.0656
PC6	0.0561	0.9344	100

(b) Test EQ

PC	VP	VE (%)	VC (%)
PC1	2.7221	45.3688	45.3688
PC2	1.4097	23.4951	68.8639
PC3	0.7459	12.432	81.2962
PC4	0.4604	7.6734	88.9695
PC5	0.3723	6.2046	95.1741
PC6	0.2896	4.8259	100

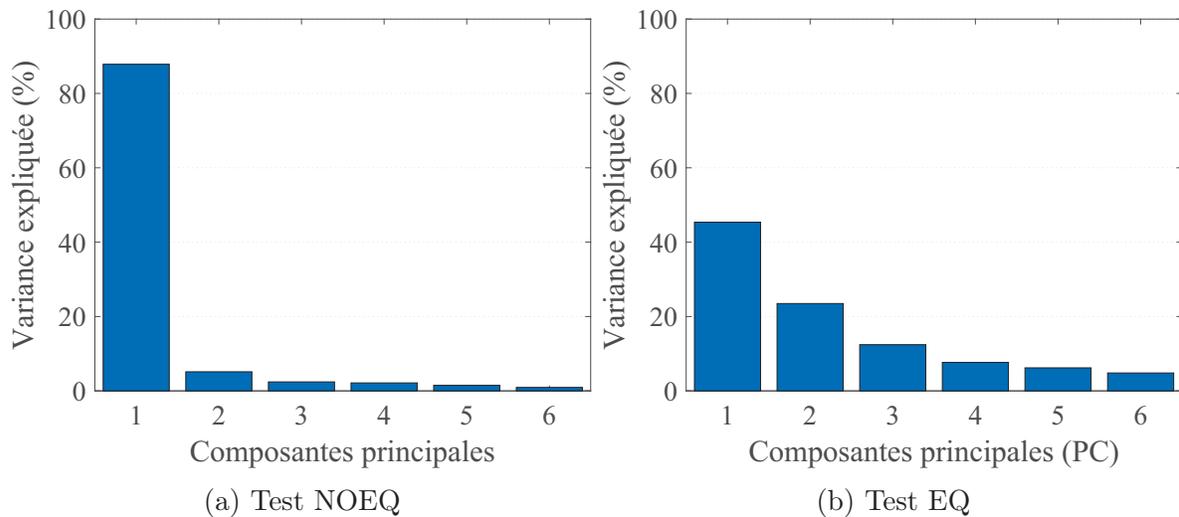
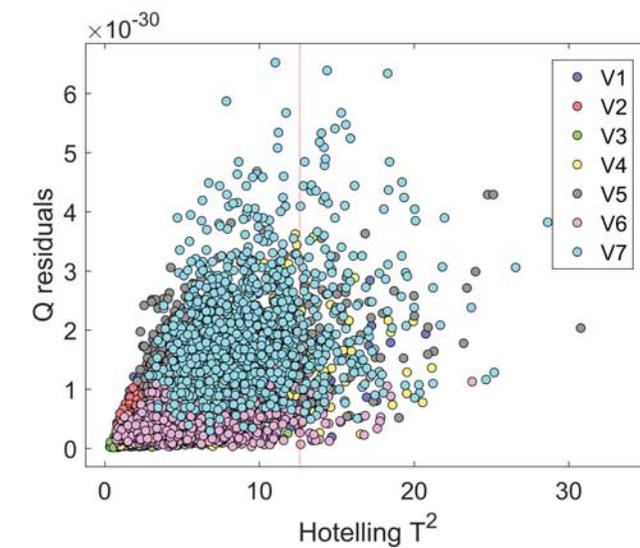


Figure 3.21 Variance expliquée par chaque axe PC pour la vitesse constante dans les tests NOEQ et EQ.

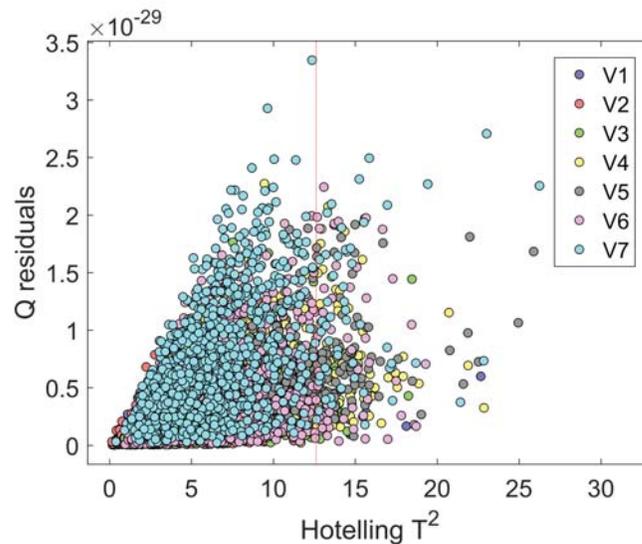
3.5.3 Détection de données aberrantes pour la vitesse constante

Avant de passer à l'affichage des *scores* et des *loadings*, il est nécessaire d'effectuer une analyse de la contribution résiduelle de chacune des données, par exemple, pour éliminer les réponses mal présentées ou avec une contribution trop importante. Pour ce faire, nous avons tracé, à la figure 3.22, le graphe d'influence des données à partir du modèle avec six PC (voir la sous-section 2.3.10).

Pour les deux cas présentés (NOEQ et EQ), il semble qu'il n'y ait pas de valeurs aberrantes. En effet, toutes les réponses sont cohérentes avec le modèle à six axes PC et aucune



(a) Test NOEQ.



(b) Test EQ.

Figure 3.22 Graphe d'influence pour la condition de vitesse constante.

réponse n'a une contribution excessive. Cela est en partie dû au *bootstrapping* des données. Toutefois, comme le nombre de composantes choisi pour le modèle ACP final n'est pas encore défini, il est nécessaire de refaire cette analyse après que le choix du nombre de PC est effectué.

3.5.4 Affichage des *loadings* pour la vitesse constante

Le tableau 3.6 présente les *loadings* des trois premiers PC (PC1, PC2 et PC3) pour la condition de vitesse constante des tests NOEQ et EQ.

La figure 3.23 montre les graphiques de *loadings* dans le plan PC1-PC2 (ou graphique de corrélation des variables) dans les tests NOEQ et EQ. Les points indiquent les poids (*loadings*) de chaque attribut perceptuel dans la combinaison linéaire pour construire chacun des axes PC. La figure 3.23 illustre les dimensions perceptuelles cachées qui ont permis de distinguer les profils sonores et met en évidence la signification de chaque PC.

Comme le montre la figure 3.23a, les attributs agressif, bruyant et vibrant sont regroupés, ce qui indique qu'ils sont corrélés dans le plan PC1-PC2. L'axe PC1 est défini par la combinaison linéaire des attributs : métallique, bruyant, vibrant, agressif et puissant avec des *loadings* d'environ -0.04 et l'attribut doux avec un *loading* de 0.4 (voir Tab. 3.6a). Cette combinaison est conforme aux tendances observées dans l'analyse des corrélations entre les attributs perceptifs et la sonie globale des échantillons sonores : tous les attributs sont

Tableau 3.6 *Loadings* de PC1, PC2 et PC3 pour la vitesse constante.

(a) Test NOEQ

	PC1	PC2	PC3
Agressif	-0.4137	0.1809	-0.5180
Bruyant	-0.4247	0.0750	-0.0855
Doux	0.4114	0.1215	0.1246
Métallique	-0.3846	-0.7791	0.3927
Puissant	-0.3956	0.5822	0.6865
Vibrant	-0.4181	0.0303	-0.2887

(b) Test EQ

	PC1	PC2	PC3
Agressif	-0.4211	0.4309	-0.0879
Bruyant	-0.3672	-0.1883	-0.8506
Doux	-0.1148	-0.7408	0.2723
Métallique	0.4526	0.3904	-0.0372
Puissant	-0.5130	0.0479	0.3358
Vibrant	-0.4547	0.2745	0.2836

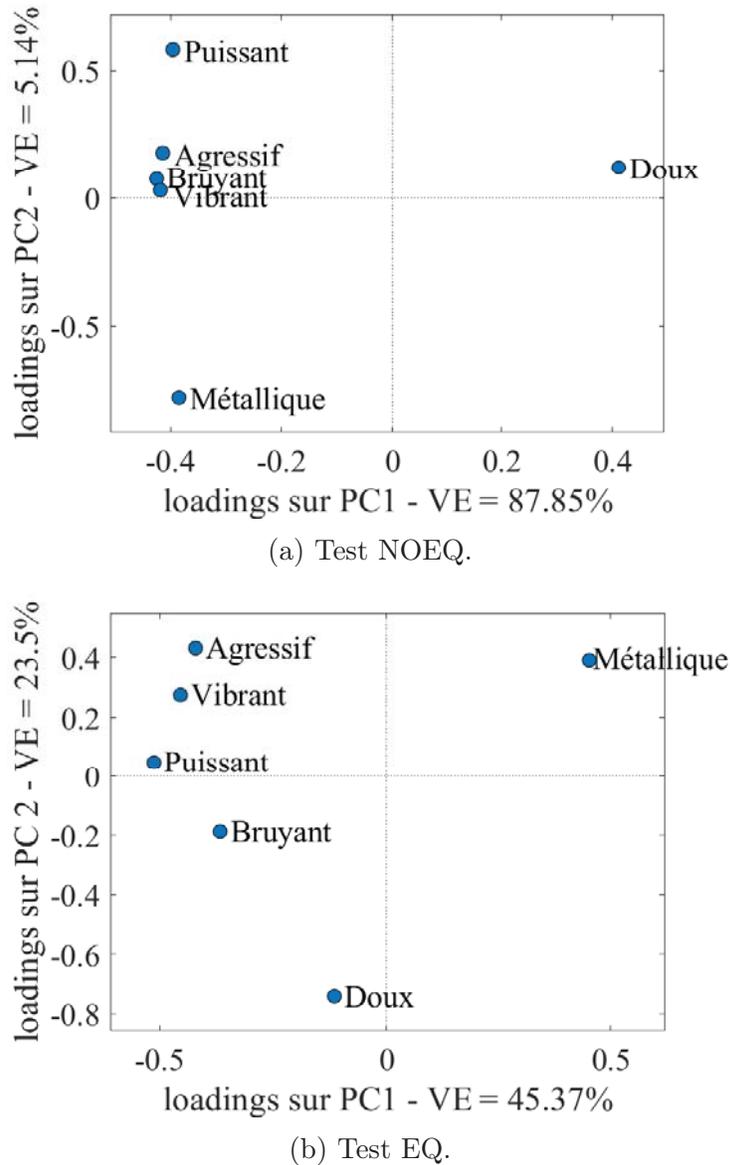


Figure 3.23 *Loadings* sur PC1-PC2 pour la condition de vitesse constante. VE indique la variance expliquée par chaque axe PC en %.

corrélés positivement avec la sonie globale, sauf l'attribut doux qui est corrélé négativement. La première composante principale de la condition NOEQ est donc essentiellement la sonie globale des échantillons sonores. L'axe PC2 dans la condition NOEQ est essentiellement contrôlé par les attributs métallique (*loading* -0.78) et puissant (*loading* 0.58), les coefficients des attributs bruyant, vibrant et doux étant inférieurs à 0.2 .

Comme le suggère la figure 3.23b, les attributs perceptuels sont moins corrélés dans le test EQ. Pour PC1, la plus grande variabilité a été observée entre l'attribut métallique (dépendance positive) et le groupe d'attributs : puissant, vibrant, agressif et bruyant (avec

une dépendance négative). Il est intéressant de noter que la PC2 de la condition NOEQ a des loadings ressemblant à la PC1 de la condition EQ (avec une inversion de signe, et avec les attributs agressif, bruyant et vibrant qui sont un peu plus importants dans la PC1 du test EQ). Cette observation tend à montrer que la condition EQ aurait essentiellement pour effet de supprimer la sonie globale en tant que PC dominant et de préserver la structure du PC suivant. Pour le PC2 de la condition EQ, la plus grande variabilité a été observée essentiellement entre les attributs doux et agressif/métallique.

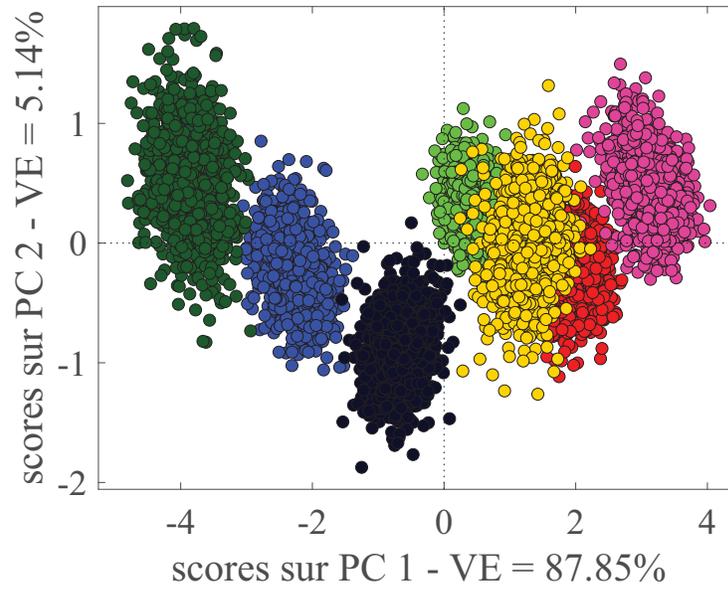
3.5.5 Affichage des *scores* pour la vitesse constante

Les figures 3.24 et 3.25 présentent les *scores* dans les plans PC1-PC2 et PC1-PC3, respectivement pour le cas NOEQ et EQ. Les trois autres axes PC ne sont pas présentés car ils ont été jugés non significatifs.

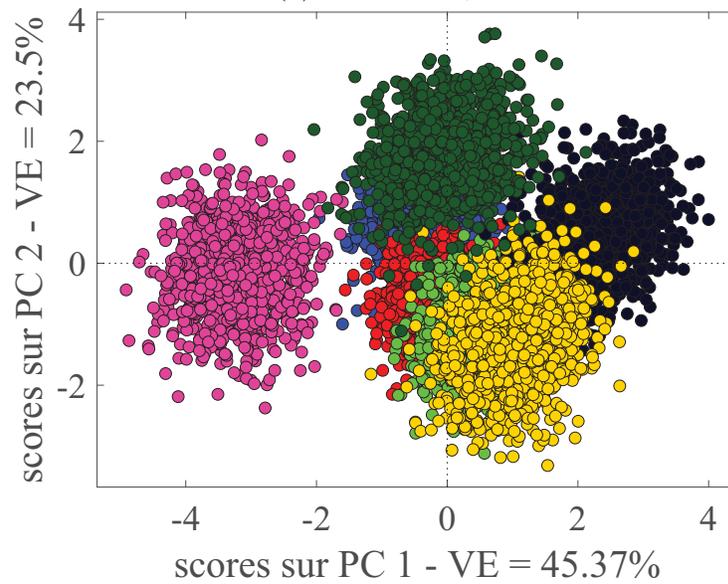
La figure 3.24 montre que la distribution des profils sonores sur le plan PC1-PC2 est la plus significative. Les réponses sont regroupées par véhicule avec une forte dispersion le long des axes PC1 et PC2. En effet, les profils sonores sont bien séparés en formant des groupes distincts, en particulier dans le cas du test NOEQ. Par exemple, dans la figure 3.24a les *scores* sur PC1 montrent que les véhicules V7, V1 et V4 ont des valeurs négatives. Étant donné que le PC1 du test NOEQ prédit essentiellement l'inverse de la sonie globale, le classement des véhicules selon le PC1 est dans un ordre décroissant de la sonie globale. En revanche, dans la figure 3.25, les profils sonores sont regroupés par véhicule, mais ne sont pas séparés le long du PC3. Ainsi, cette représentation suggère que les profils sonores ne sont pas séparés de manière significative selon le troisième PC, et les autres PC de valeurs propres inférieures. Ces observations conduisent à l'hypothèse que les principales composantes significatives pour la condition de vitesse constante sont probablement les deux premiers PC (PC1 et PC2) : ces deux dimensions représentent environ 93% de l'inertie du modèle pour le cas NOEQ et environ 69% pour le cas EQ.

3.5.6 Choix du nombre de composantes pour la vitesse constante

Pour comparer visuellement la taille des valeurs propres de la matrice de covariance des observations afin de déterminer la troncature L sur le nombre de PC à conserver dans le modèle, on utilise le graphique appelé « scree plot ». Cette représentation aide à déterminer le nombre de composantes principales à conserver en fonction de la valeur des valeurs propres de la matrice de covariance (voir la sous-section 2.3.10). La figure 3.26 présente les valeurs propres pour chaque PC et les quatre critères de choix, présentés dans la revue de littérature.

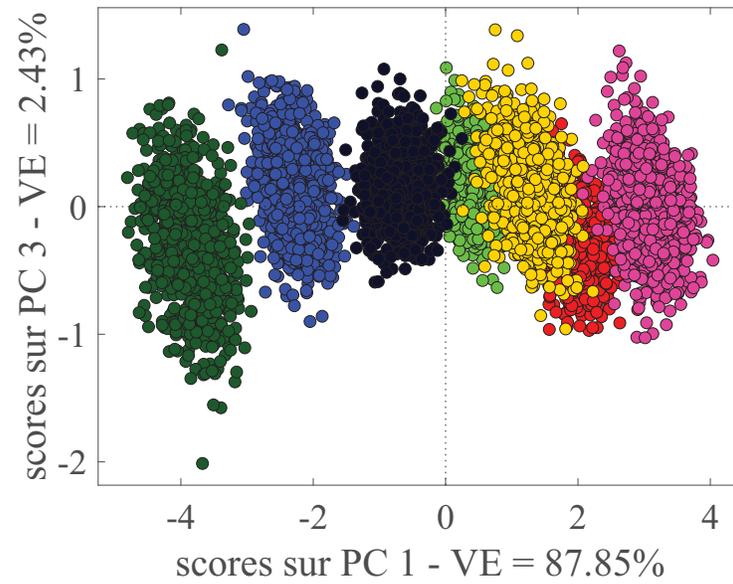


(a) Test NOEQ.

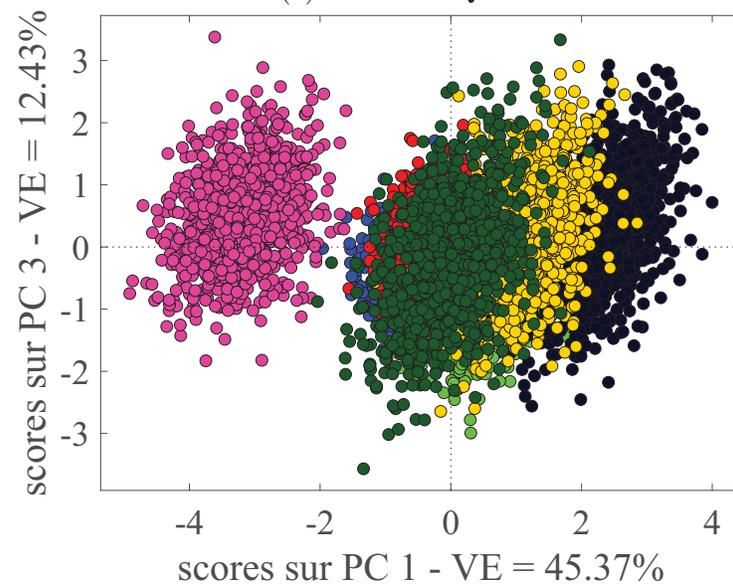


(b) Test EQ.

Figure 3.24 Scores sur PC1-PC2 des données *bootstrap* pour la condition de vitesse constante. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.



(a) Test NOEQ.



(b) Test EQ.

Figure 3.25 Scores sur PC1-PC3 des données *bootstrap* pour la condition de vitesse constante. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

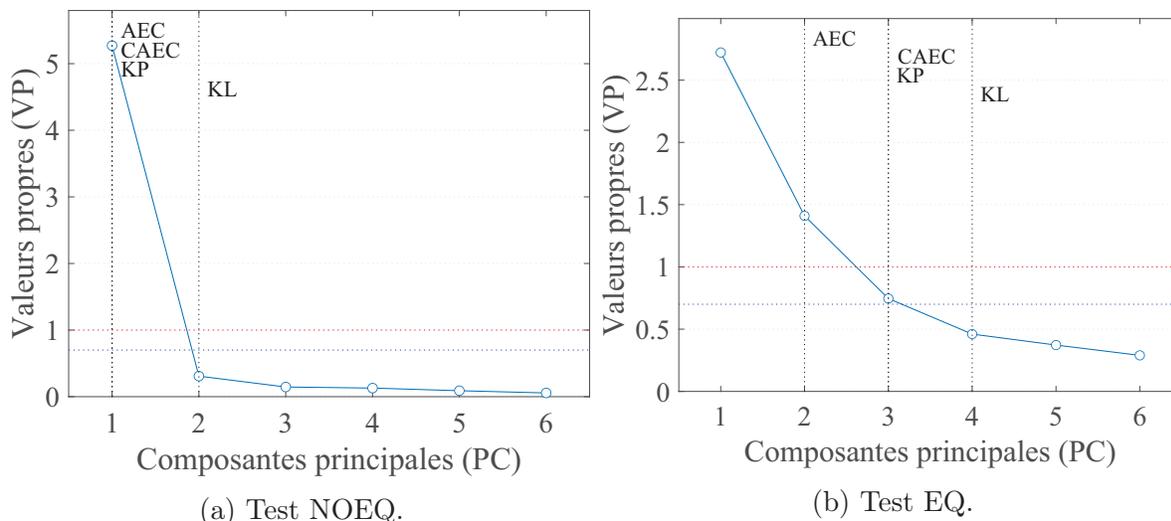


Figure 3.26 Valeurs propres pour la vitesse constante et choix de la troncature selon quatre critères (AEC, CAEC, KP, KL). AEC : critère de la valeur propre moyenne (critère de Kaiser). Ce critère n'accepte comme significatifs que les composantes dont la valeur propre est supérieure à la valeur propre moyenne. CAEC : critère de la valeur propre moyenne corrigée. Ce deuxième critère est le même que l'AEC, mais diminue simplement le seuil de rejet en multipliant la valeur propre moyenne par 0.7. KL : cette indice donne le nombre maximal de composantes principales théoriques significatives, en supposant que l'information contenue dans les données est distribuée de façon linéaire. KP : cette indice estime le nombre minimal le plus sûr de composantes importantes en supposant que l'information contenue dans les données diminue plus rapidement. Voir la sous-section 2.3.10 pour plus de détails.

Si on opte pour le critère de Kaiser (AEC, ou la ligne rouge sur le graphique) par exemple, qui est souvent le seul critère employé, ne seront utilisées que les PC dont les valeurs propres sont supérieures à 1 : (a) Pour le cas NOEQ, seulement une PC sera utilisée dans le modèle ACP. (b) Pour le cas EQ, deux PC seront utilisées dans le modèle ACP. Or, si on opte pour le critère de Kaiser corrigé (CAEC, ou la ligne bleue sur le graphique), ce sont les PC dont les valeurs propres sont supérieures à 0.7 qui seront utilisées dans le modèle ACP : (a) Une PC pour le cas NOEQ. (b) Trois PC pour le cas EQ.

Dans cette analyse, afin de trouver des profils sonores intéressants dans les données et en se fiant à la qualité de représentation du nuage dans les sous-espaces définis par les axes PC on a décidé de considérer seulement les deux premiers axes PC pour les cas EQ et NOEQ. On s'aligne ainsi sur le premier critère de Kaiser. En effet, les autres critères semblent avoir tendance à surestimer le nombre de composantes significatives. Comme indiqué précédemment, en s'alignant sur le premier critère de Kaiser : (a) pour le cas NOEQ, seulement une composante principale sera utilisée dans le modèle ACP. Environ

88% de la variance est expliqués par cette première dimension. (b) pour le cas EQ, deux composantes principales seront utilisées dans le modèle ACP. Ces deux premières PC expliquent environ 69% de la variance, qu'est un pourcentage acceptable.

3.5.7 Reconstruction des profils sonores sur la base de l'analyse en composantes principales

Les résultats précédents du test EQ pour la vitesse constante montrent que les deux premiers PCs prédisent 69% de la variance totale dans l'ensemble de données initial, les quatre autres PCs étant beaucoup moins significatifs. Dans cette section, les notes des attributs initiaux sont reconstituées à partir des *scores* \mathbf{T} et des *loadings* \mathbf{W} de PC1 et PC2 uniquement. Sur la base de l'équation A.7 à partir de laquelle le modèle PCA est obtenu, la matrice d'entrée peut être récupérée en inversant simplement le problème pour trouver les données. L'équation utilisée pour ce calcul est la suivante :

$$\mathbf{T}_S \mathbf{W}_S^T = \hat{\mathbf{Y}} \quad (3.1)$$

Avec $S = 2$.

Les résultats de la reconstruction des évaluations des attributs sur la base des deux premiers PC uniquement sont présentés dans la figure 3.27 sous forme de diagrammes en boîtes. Ces diagrammes en boîtes sont comparés aux évaluations initiales des attributs dans la même figure.

La figure 3.27 montre que les 1^{er} et 3^e quartiles (lignes épaisses et continues) et l'intervalle de confiance de la valeur médiane (triangles) sont beaucoup plus proches de la médiane une fois les données reconstruites en ne conservant que les PC dominante, donc moins bruitées. Ainsi, le fait de se débarrasser des PC inutiles est un moyen de rendre les données moins bruitées. Cependant, certains des attributs reconstruits semblent montrer une corrélation plus importante, comme agressif, puissant et vibrant. Ceci est normal, car réduire l'ensemble de données à seulement deux PC indépendants crée automatiquement une dépendance linéaire entre certains des six attributs. Pour rappel, dans ce cas d'analyse nous avons accepté de perdre plus de 30% de l'information contenu dans les données puisque PC1 et PC2 n'expliquent que 70% environ de la variance des données.

3.5.8 Synthèse de l'analyse en composantes principales

L'ACP a permis de voir comment les réponses ont été mises en correspondance avec l'espace défini par les axes PC. Les scores des réponses du test NOEQ ont été regroupés par véhicule et bien séparés, notamment sur l'axe PC1 (environ 88% de variance expliquée). Cet axe,

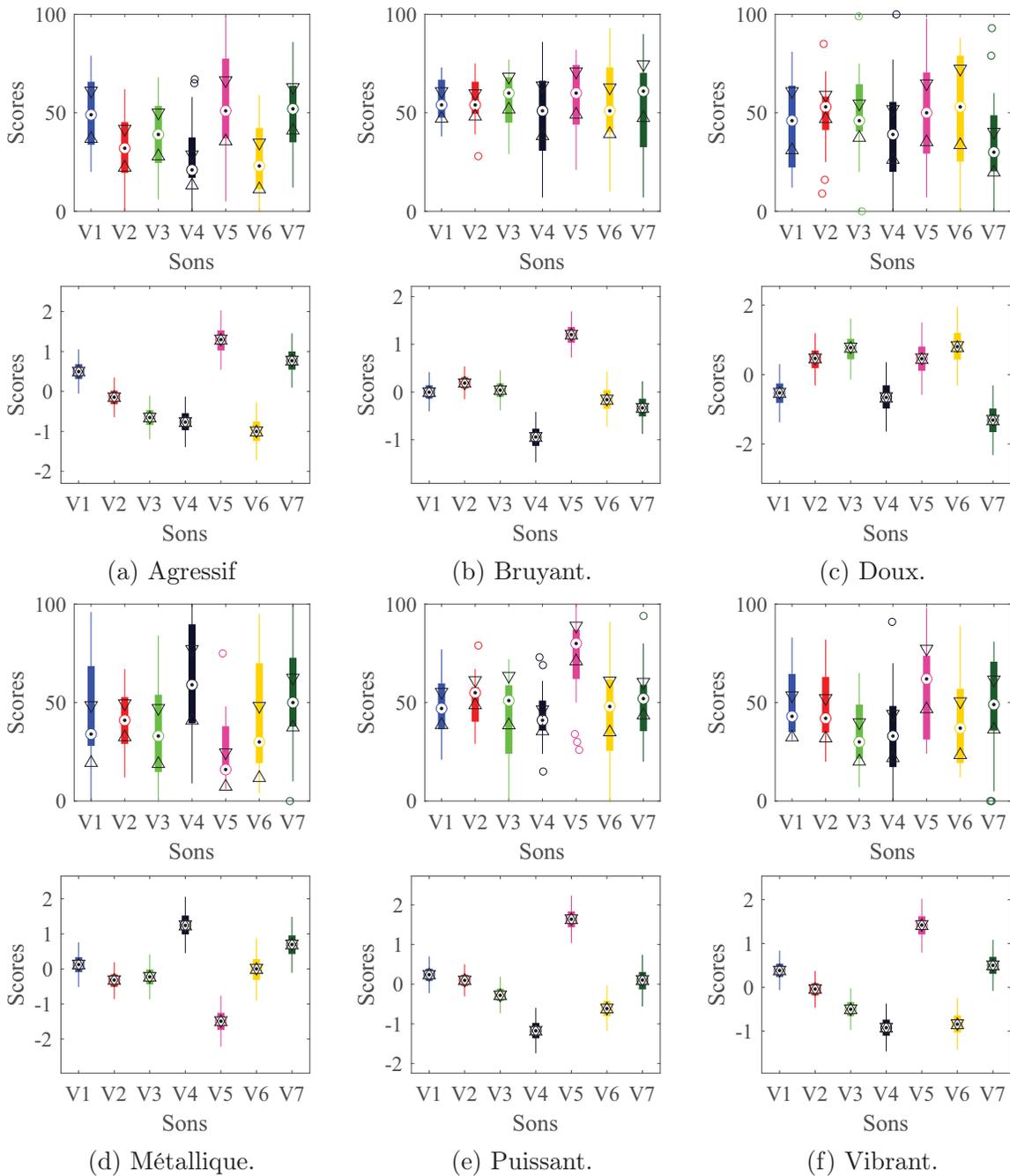


Figure 3.27 Paires (part attribut) des diagrammes en boîtes des scores d'attributs de la condition de vitesse constante pour le cas EQ. En haut : données d'origine. En bas : données reconstituées à partir des deux premières PC uniquement, des données *bootstrap*. L'axe horizontal représente les sept échantillons sonores évalués et l'axe vertical représente les *scores* obtenus pour chaque attribut. La médiane est représentée par un point noir entouré d'un cercle coloré. Les 1^{er} et 3^e quartiles sont présentés par une ligne continue épaisse. Les lignes fines ajoutées aux extrémités s'étendent jusqu'aux valeurs extrêmes (maximum et minimum) et les valeurs aberrantes sont représentées par des cercles. L'intervalle de confiance des valeurs médianes est représenté par des triangles.

considéré comme la dimension la plus perceptive de ces données, peut être décrit comme l'ordre décroissant de la sonie globale la plus significative pour la perception. Cela suggère que les participants ont potentiellement ordonné les échantillons en fonction de l'intensité sonore, même s'ils ont utilisé d'autres attributs. Les scores des réponses au test EQ ont été regroupés par véhicule, mais un peu moins séparés sur les deux premiers PC, cependant nous pouvons encore distinguer certains groupes différents. En outre, il semble que le V5 ait un son caractéristique spécifique puisqu'il se démarque de la carte. Le résultat de cette étude indique que deux dimensions perceptuelles ont été identifiées. La première dimension (PC1) peut être considérée comme la dimension perceptive de la puissance du véhicule (métallique/puissant). L'attribut métallique semble être lié à une connotation négative, et peut donc être considéré comme l'opposé de puissance. La deuxième dimension (PC) peut être considérée comme la dimension perceptive de la douceur du son agressif et doux en opposition selon cet axe de PC.

En outre, des observations analogues de cette analyse s'appliquent aux autres conditions de conduite : l'accélération rapide et le ralenti. Cependant, les *scores* des véhicules sur les PCs sont différents entre les trois conditions. Les graphiques des résultats de l'ACP pour les deux autres conditions sont présentés en annexe F pour alléger le présent chapitre.

3.6 Tests d'écoute avec un panel de participants naïfs

Dans la pratique, la mise en oeuvre des tests d'écoute avec un panel d'utilisateurs ou de clients de VRM peut être longue et coûteuse. En effet, bien que la méthode proposée (profilage sensoriel rapide) soit agile et rapide en termes d'exécution, recruter des utilisateurs de produits spécifiques comme les VRM est souvent une tâche difficile. Ainsi, afin de proposer une alternative au partenaire industriel nous avons exploré la possibilité d'utiliser un panel de participants naïfs pour refaire les tests d'écoute en gardant la liste d'attributs générés par le panel d'utilisateurs de VRM.

Par conséquent, nous avons décidé de refaire une campagne de tests d'écoute identiques aux précédents (voir la sous-section 3.1.4). Pour cette campagne de tests avec un panel de participants naïfs, nous avons pris soin de garder les mêmes sons égalisés en sonie globale (Test EQ), le même matériel d'écoute, la même interface graphique et la même liste d'attributs perceptifs que pour les tests avec utilisateurs. Cela permet une structure de données comparable. Cette section présente donc la méthode et le protocole mis en place pour réaliser les tests d'écoute avec le panel de participants naïfs. Puis, les résultats de ces tests sont comparés à ceux du test EQ du panel d'utilisateurs.

3.6.1 Méthode

Participants

Initialement, vingt personnes devaient participer à cette étude. À cause de la pandémie de covid-19 et de la suspension de tous les tests sur sujets humains au printemps 2020 à l'UdeS, seulement dix personnes (une femme et neuf hommes) ont pu participer en date du 11 mars 2020. Les dix sujets restants participeront au test d'ici la fin 2020. Tous les participants étaient des étudiants de l'Université de Sherbrooke ou des membres du GAUS. Les participants sont considérés comme des sujets naïfs dans le sens où ils ne sont pas utilisateurs de produits récréatifs et ils n'ont pas d'expérience avec les sons des VRM. Les seuils d'audition des participants ont été mesurés à l'aide d'un test d'audiogramme au laboratoire avant le début des tests d'écoute et tous les participants retenus avaient des seuils auditifs inférieurs à 25 dB HL. Cette étude a été examinée et approuvée par le « comité d'éthique pour la recherche », le comité d'examen interne de l'Université de Sherbrooke, Québec, Canada. Le consentement éclairé de tous les participants a été obtenu avant qu'ils ne soient inscrits à l'étude. Les participants n'ont pas reçu de compensation financière pour leur participation aux tests.

Échantillons sonores

Comme mentionné plus haut, pour cette campagne de tests, nous avons simplement repris la version égalisée des échantillons sonores des sept véhicules pour les trois conditions de conduite produite pour le test EQ précédent. Les stimuli sonores ont été présentés aux participants sur un casque d'écoute ouvert de la marque Sennheiser modèle HD600. Le casque a été égalisé et les sons traités de la manière indiquée à la sous-section 3.1.1.

Tests d'écoute

Les tests d'écoute sont basés sur les trois expériences citées dans la première étude (voir la sous-section 3.1.4) : 1) le profilage sensoriel pour évaluer la signature sonore de chaque véhicule, 2) l'évaluation de la préférence globale pour avoir un classement selon l'envie d'achat des participants et 3) la conception participative d'une signature sonore cible du véhicule de référence. Lors du test, le participant était devant un écran qui présente la même interface graphique que le test précédent (Fig. 3.4 et Fig. 3.5). Chaque test était d'une durée moyenne de 45 minutes. Les tests ont été effectués dans la salle d'écoute de la *Wave Field Synthesis* du laboratoire du GAUS. L'environnement était calme dans la salle et aucune source de distraction n'a été remarquée durant les tests.

Analyse des données

Comme pour le panel d'utilisateurs de VRM, au préalable de la création des profils sonores, une analyse des données a été effectuée pour démontrer la signification statistique des réponses des participants naïfs. Le test de Shapiro-Wilk est effectué en premier lieu pour déterminer

si l'hypothèse nulle de la normalité composite est une hypothèse raisonnable concernant la distribution de la population de chaque échantillon sonore. Le test de Shapiro-Wilk ne parvient pas à rejeter l'hypothèse nulle au seuil de signification de 5%. Même constat que pour le panel d'usagers, les données collectées pour le panel des naïfs ne suivaient pas une distribution normale. Par conséquent, le test de Friedman a été utilisé également ici (voir la sous-section 3.1.5).

Dans cette analyse, nous avons pris en compte les trois critères précédents (véhicules, attributs et conditions) sur lesquels le test de Friedman a été effectué (sous-section 3.1.5). Dans chaque cas, la table d'ANOVA de Friedman indique la probabilité de fausseté de l'hypothèse nulle du groupe sur les observations (réponses). Le niveau de signification a été fixé au seuil typique de 0.05. Les valeurs-p du test de Friedman pour les réponses des naïfs sont données dans le tableau 3.7.

Tableau 3.7 Test ANOVA de Friedman pour le panel de naïfs.

Critère	<i>p-value</i>
Véhicules	0.0002
Conditions	$1.99 \cdot 10^{-9}$
Attributs	$1.55 \cdot 10^{-15}$

Pour chaque critère, la *p-value* est inférieure au seuil de 0.05. Cela signifie que les sons des véhicules, les conditions de conduite et les attributs ont un effet statistiquement significatif sur les réponses des participants naïfs.

3.6.2 Résultats des tests d'écoute

Dans la suite de cette section, les valeurs médianes des réponses des participants naïfs sont présentées et comparées à celles des usagers. Des lignes pleines sont utilisées pour montrer les résultats du panel de naïfs et des lignes pointillées pour le panel d'usagers pour les trois expériences du test d'écoute. Ces comparaisons permettent de répondre en partie à la question du choix du type de panel de testeurs pour les tests d'écoute des VRM : est-ce qu'un panel de testeurs non usagers de ce type spécifique de véhicule (VRM), fournit les mêmes évaluations des tests d'écoute qu'un panel composé entièrement des usagers ? Si oui, ceci devient un puissant d'outil d'analyse à moindre coût et plus agile.

Profils sonores actuels : signature sonore

En premier, les profils sonores actuels des sept véhicules testés sont présentés et comparés pour les deux panels. Le profil sonore de chaque véhicule est illustré en fonction des six attributs dans un système de coordonnées polaires. Les valeurs médianes des réponses des

participants pour chaque attribut ont été utilisées pour concevoir ces profils sonores. Les figures 3.28, 3.29 et 3.30 présentent les profils sonores actuels des véhicules, pour les trois conditions du plan d'expérience. Les résultats sont affichés pour le test avec le panel de naïfs et le test EQ avec le panel d'usagers.

La figure 3.28 montre que les profils sonores actuels pour la condition de vitesse constante sont différents pour les deux panels. Toutefois, si l'on exclut l'attribut doux, qui est jugé faible pour tous les véhicules par le panel des naïfs, les profils semblent avoir les mêmes tendances. La figure 3.29 montre que les profils sonores actuels pour la condition du ralenti se rapprochent mieux que pour la condition de vitesse constante. Néanmoins, on peut constater quelques différences significatives sur certains attributs. Par exemple, l'attribut vibrant pour V1 et V2, l'attribut doux pour V3, V4 et V5. On peut remarquer également que le profil du V5, qui a une signature très différente des autres, est évalué exactement de la même façon par les deux panels : très doux et nul pour le reste des attributs. Cela peut être interprété comme voulant dire que lorsque les sons sont très différents il est plus facile aux participants de faire la tâche du profilage sensoriel. La figure 3.30 montre que les profils sonores actuels pour la condition de l'accélération rapide sont très proches à l'exception du V6. Ceci semble très intéressant en sachant que les scores médians du panel de naïfs est composé d'un ensemble de données de 10 réponses seulement comparé à 19 réponses pour le panel d'usagers. Cela vient conforter donc l'idée qu'il est possible de remplacer un panel d'usagers de VRM par un panel de participants naïfs lors des tests d'écoute avec des sons en condition d'accélération rapide.

Préférence globale : envie d'achat

En second lieu, les évaluations de l'envie d'achat des sept véhicules sont présentées et comparées pour les deux panels. La figure 3.31 présente les résultats de l'évaluation des sons selon l'envie d'achat pour les trois conditions de conduite et pour les deux panels (naïfs et usagers). Donc, c'est les résultats de la deuxième expérience dans les tests d'écoute.

La figure 3.31a montre que l'envie d'achat pour la condition de vitesse constante du panel de naïfs (10 participants) ne suit pas les tendances d'envie d'achat du panel d'usagers. Des différences significatives peuvent être observées pour le V1, V2, V3 et V6. La figure 3.31b montre que l'envie d'achat pour la condition du ralenti du panel de naïfs est différente de celle du panel d'usagers. Pour cette condition les tendances semblent être inversées à l'exception du V1 et du V3. En effet, on remarque que le son du V5 a obtenu la meilleure note par le panel de naïfs et la plus faible note par le panel des usagers. Pour rappel, ce véhicule particulier (très silencieux par rapport aux autres VRM) est jugé très doux et nul pour les autres attributs par les deux panels, donc a été bien identifié dans les deux tests.

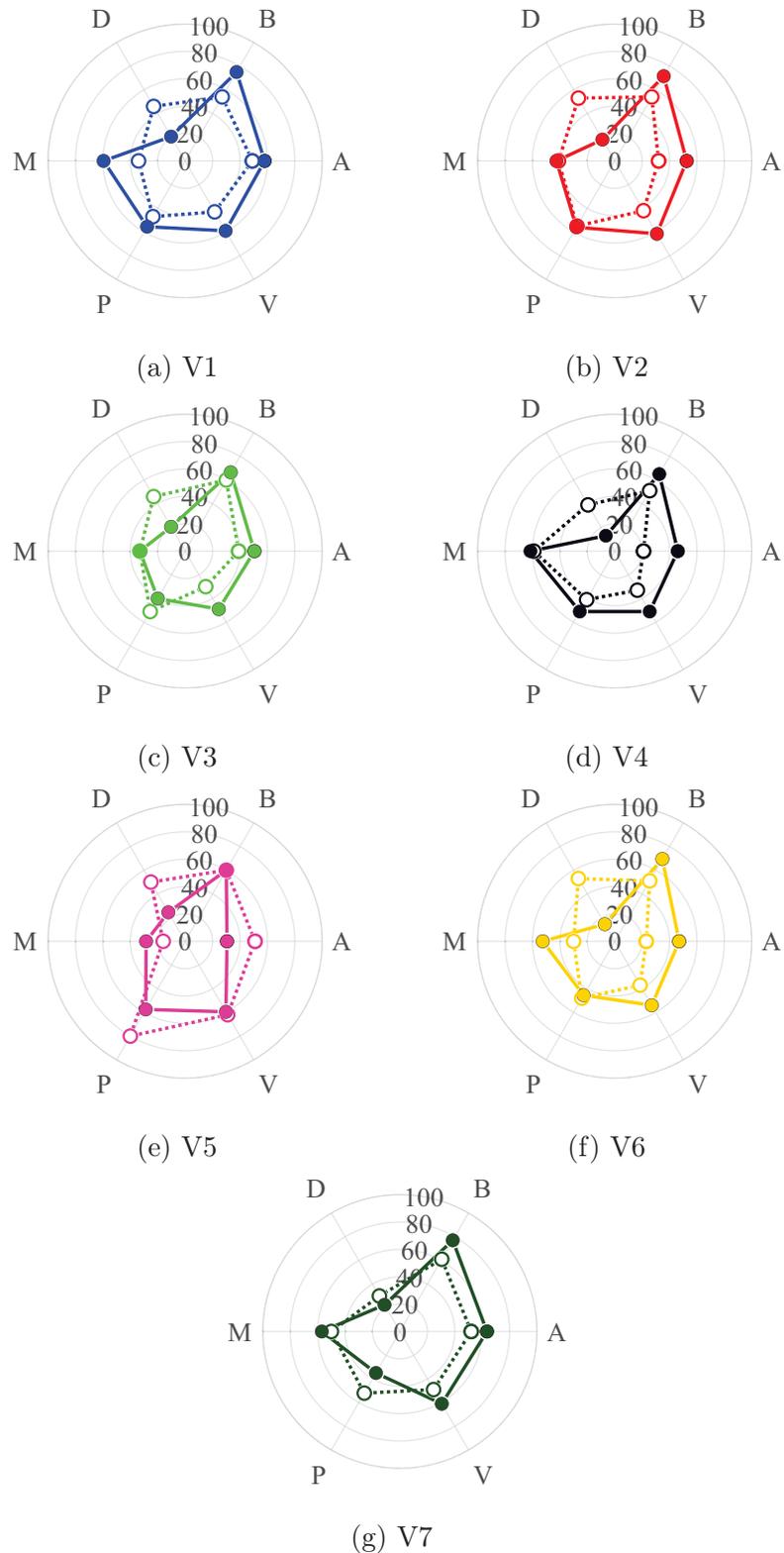


Figure 3.28 Profils sensoriels pour les deux panels de sujets pour la condition de vitesse constante. Lignes pleines : Panel de naïfs. Lignes pointillées : Panel d'usagers. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

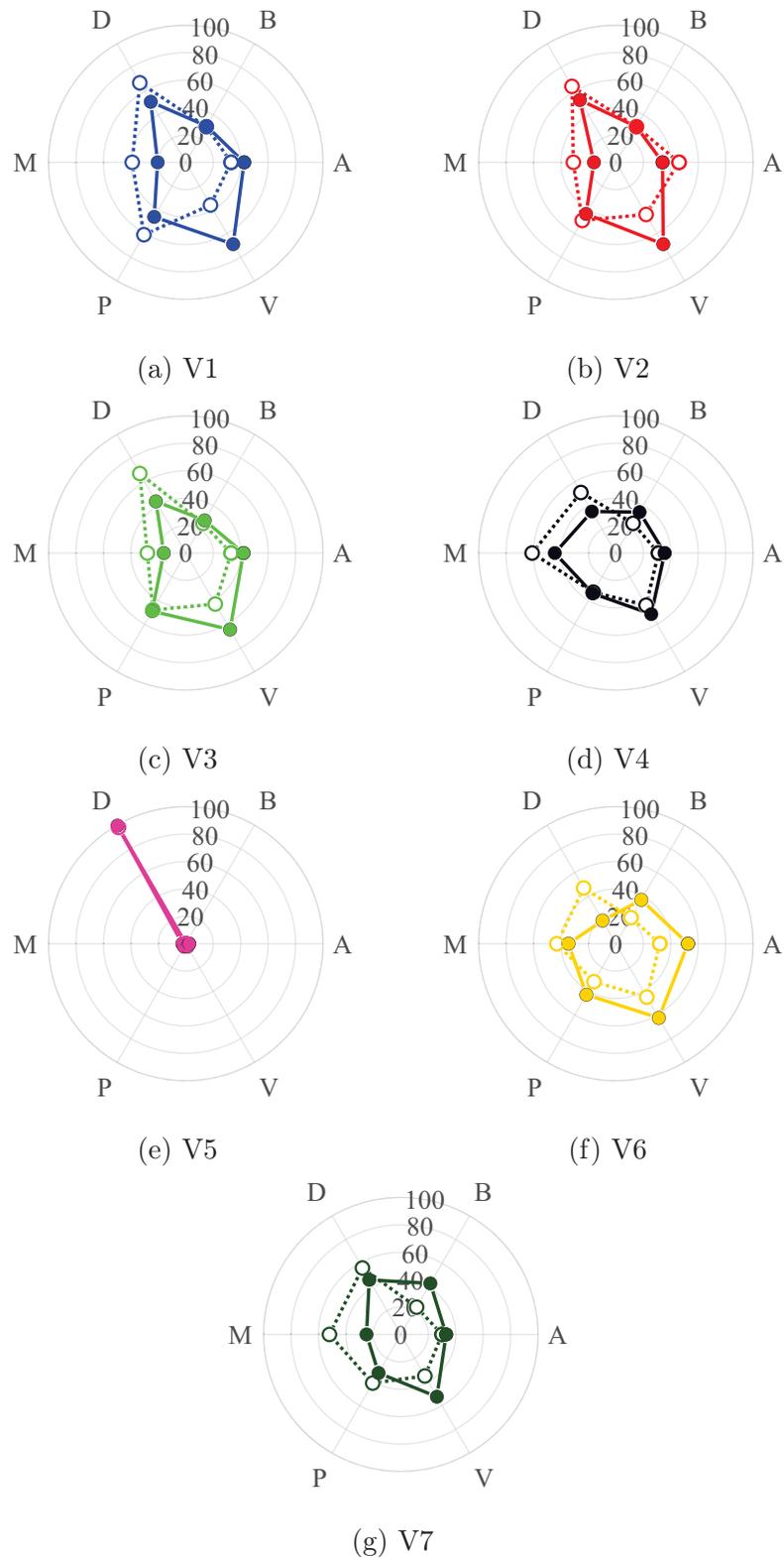


Figure 3.29 Profils sensoriels pour les deux panels de sujets pour la condition du ralenti. Lignes pleines : Panel de naïfs. Lignes pointillées : Panel d'usagers. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

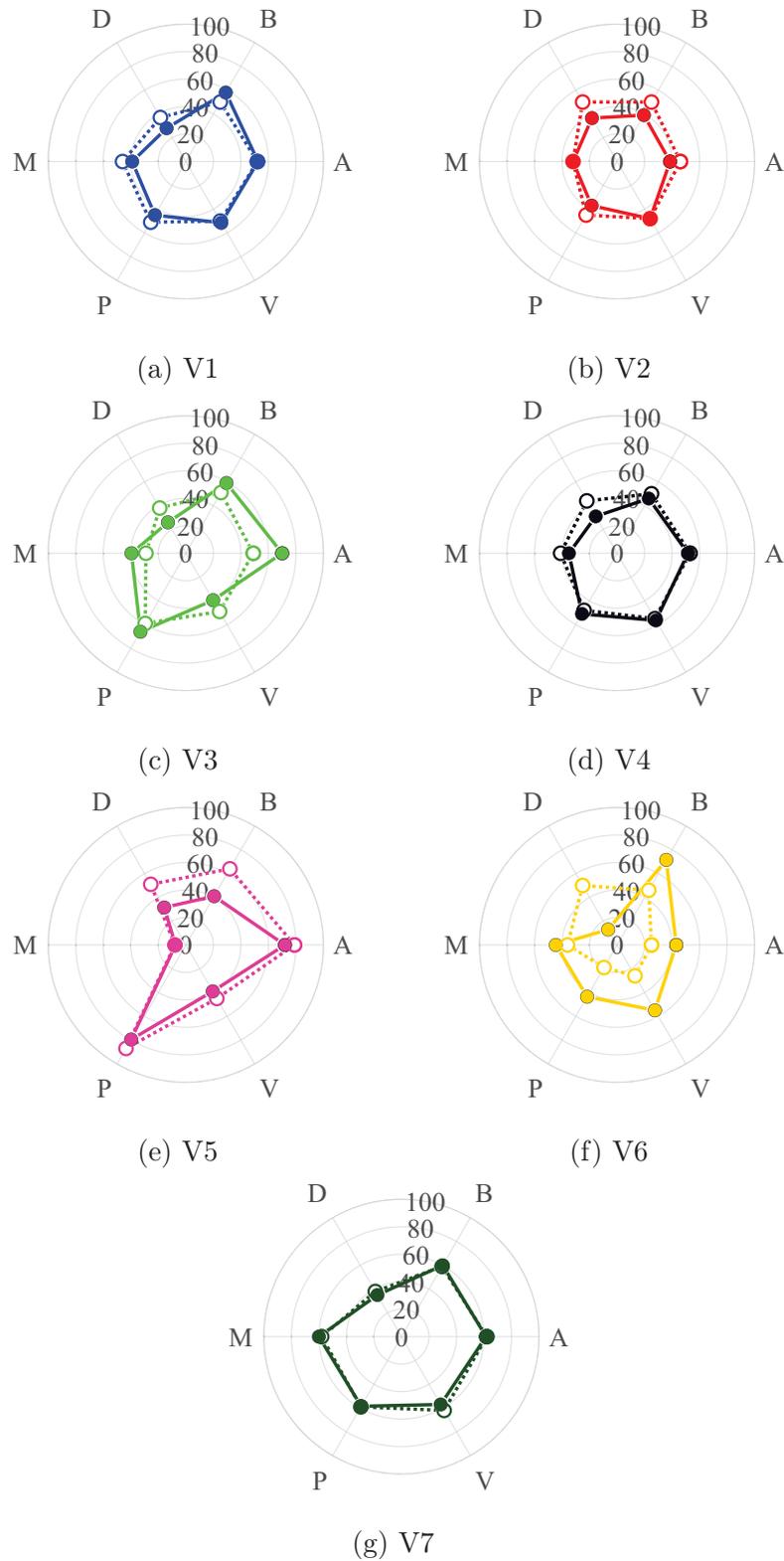


Figure 3.30 Profils sensoriels pour les deux panels de sujets pour la condition d'accélération rapide. Lignes pleines : Panel de naïfs. Lignes pointillées : Panel d'usagers. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

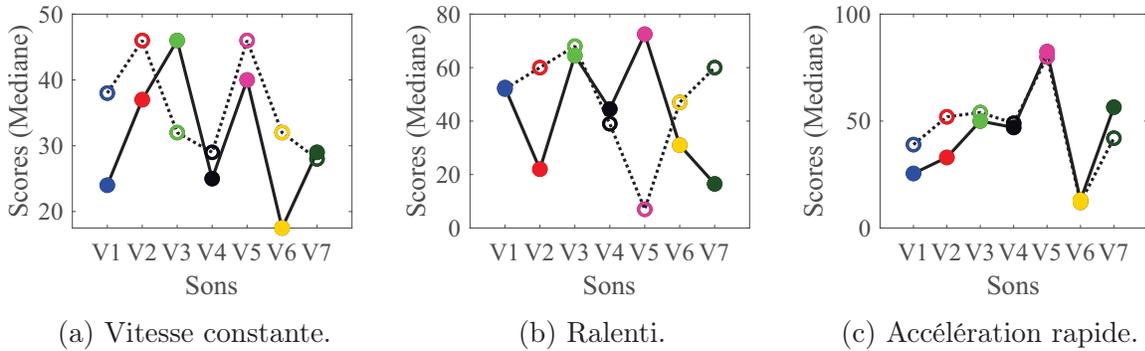


Figure 3.31 Scores médians d’envie d’achat pour le panel de naïfs comparés à ceux du panel d’usager. Lignes pleines : Panel de naïfs. Lignes pointillées : Panel d’usagers. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

Mais, contrairement au panel d’usagers, le panel de naïfs semble apprécier les VRM plus silencieux dans la condition du ralenti. La figure 3.31c montre que l’envie d’achat pour la condition d’accélération rapide pour les deux panels se ressemble. Ces résultats vont dans même sens que ceux observés dans le profilage sensoriel plus haut, les évaluations des deux panels sont très proches pour la condition d’accélération rapide et moins proches (ou différentes) pour les conditions de vitesse constante et du ralenti.

Conception sonore participative : profil sonore désiré

En troisième lieu, les évaluations des profils sonores souhaités sont présentés et comparés pour les deux panels. Les figures 3.32, 3.33 et 3.34 présentent les profils sonores actuels du véhicule de référence (V1) pour les deux types de panels et les profils sonores souhaités par les deux types de panels (V1 désiré), pour les trois conditions de conduite.

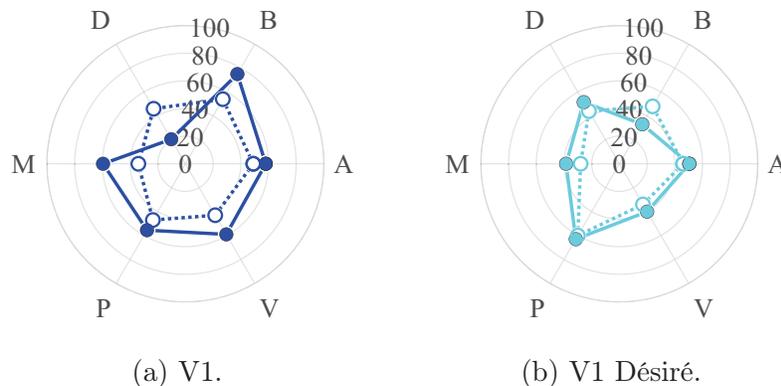


Figure 3.32 Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition de vitesse constante. Lignes pleines : Panel de naïfs. Lignes pointillées : Panel d’usagers. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

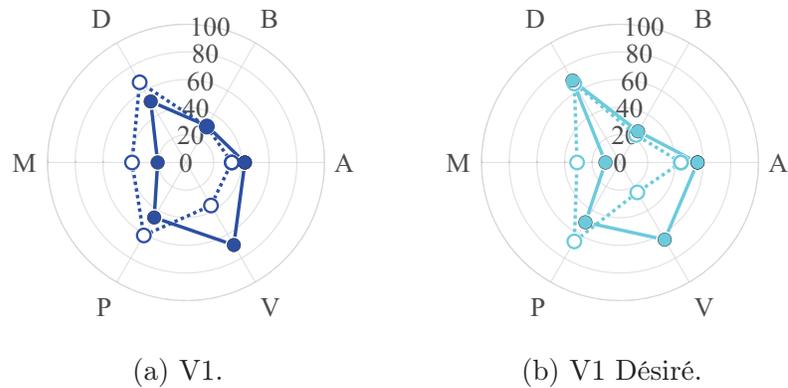


Figure 3.33 Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition du ralenti. Lignes pleines : Panel de naïfs. Lignes pointillées : Panel d’usagers. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

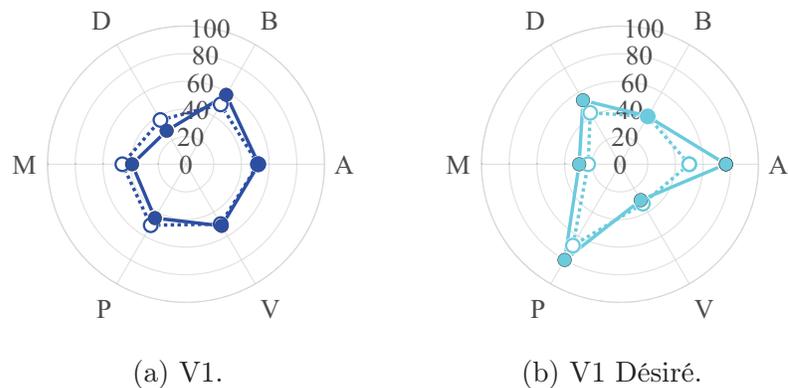


Figure 3.34 Profil sensoriel désiré du V1 pour la condition d’accélération rapide. Lignes pleines : Panel de naïfs. Lignes pointillées : Panel d’usagers. A : Agressif, B : Bruyant, D : Doux, M : Métallique, P : Puissant, V : Vibrant.

Premièrement, les figures 3.32b, 3.33b et 3.34b montrent que pour chacune des conditions les profils sonores désirés sont proches pour les deux panels à l’exception des attributs vibrant et métallique dans la condition du ralenti. Deuxièmement, les résultats de ces figures donnent globalement les mêmes indications que le panel d’usagers sur la manière d’améliorer la signature sonore du V1, par comparaison avec les figures 3.32a, 3.33a et 3.34a :

- Pour la vitesse constante, les participants naïfs souhaitent un profil sonore de V1 plus doux, moins métallique, légèrement plus puissant, moins vibrant et moins bruyant.
- Pour le ralenti, les participants naïfs souhaitent un profil sonore de V1 légèrement moins vibrant, moins métallique, moins bruyant, plus doux et plus agressif.
- Pour l’accélération rapide, les participants naïfs souhaitent un profil sonore de V1 moins bruyant, légèrement moins métallique, moins vibrant, plus puissant, plus agressif et plus doux.

En conclusion, il y a une forte convergence des résultats entre les deux panels pour la condition d'accélération rapide (condition pour laquelle il y a une meilleure unanimité). En effet, il semble que cette condition est plus facile à évaluer par les deux panels. Au total, cela constitue un bon premier résultat malgré les quelques différences observées entre naïfs et non-naïfs. En fait, au vu de la taille actuelle du panel de naïfs nous ne pouvons donner de façon certaine une explication aux différences entre les deux panels. Ainsi, il reste à compléter les mesures avec plus de participants naïfs avant de fournir des conclusions.

3.7 Tests d'écoute avec un panel grand public

Dans cette section une autre alternative possible aux tests d'écoute contrôlés avec un panel d'utilisateurs est testée. Pour cette étude, une approche de *crowdsourcing*⁵ a été proposée en utilisant une borne de sondage audio (borne d'écoute) installée dans une exposition liée au son. Dans le contexte de la qualité sonore, cette technique de *crowdsourcing* permet de faire appel à un grand nombre de personnes (visiteurs de l'exposition) pour réaliser la tâche du test d'écoute au moindre coût. Les visiteurs intéressés (grand public) ont été invités à répondre à des questions liées à la qualité sonore des VRM, à la qualité des algorithmes de codage de la voix des téléphones portables et à la détection d'alarme de recul de véhicules. Pour cette borne il sont utilisés les mêmes sons et questions que les tests réalisés précédemment dans des conditions contrôlées et avec un nombre limité d'utilisateurs. La méthodologie et la configuration de la borne d'écoute sont détaillées dans la sous-section 3.7.1. Les résultats obtenus à l'aide de la borne d'écoute et les tests contrôlés avec un panel d'utilisateurs sont comparés dans la sous-section 3.7.2.

3.7.1 Méthode

Cette sous-section décrit la méthodologie utilisée pour l'évaluation subjective de la signature sonore et de la qualité sonore des stimulus sonores de VRM par un panel de grand public et les outils développés pour recueillir les données. Cette expérience est réalisée en collaboration avec le Musée de la Nature et des Sciences de Sherbrooke (MNS²) dans le cadre de l'exposition « SON, QUE DU SON! ».

Échantillons sonores et matériel

Dans cette campagne exploratoire de tests d'écoute avec un panel grand public, ils sont utilisés les sept échantillons sonores du test EQ pour la condition d'accélération rapide seulement. Le matériel utilisé pour cette borne est : un ordinateur avec écran tactile, une interface graphique utilisateur (sur un navigateur) qui permet de récolter les réponses, une carte son Audient iD4 et un casque fermé DBI Pro705 pour écouter les sons. Ce type de

5. Selon le *Cambridge Dictionary* le *crowdsourcing* est l'activité consistant à confier des tâches à un grand groupe de personnes ou au grand public, par exemple, en demandant de l'aide sur Internet.

casque permet une durabilité et une qualité sonore remarquable ce qui est souvent requis dans les applications commerciales à usage intensif. Ainsi, cette installation correspond bien aux standards industriels, entre autres, pour les magasins de musique, les musées et les bibliothèques.

La figure 3.35 présente une image de la borne d'écoute installée au musée de Sherbrooke et la figure 3.36 présente l'interface utilisateur de la borne d'écoute.

Participants

Les participants étaient les visiteurs du musée de Sherbrooke entre juillet et août 2019. Un texte de consentement est affiché tout le temps sur l'interface de la borne d'écoute et tout participant est censé le lire (et l'accepter) avant de passer aux questions du test. Ce choix repose sur le fait que la recherche fait appel uniquement à l'observation de personnes dans des lieux publics, que la recherche ne prévoit pas d'intervention planifiée par le chercheur ou d'interaction directe avec les personnes, que les personnes visées par la recherche n'ont pas d'attente raisonnable en matière de respect de la vie privée et que la diffusion des résultats de la recherche ne permet pas d'identifier des personnes en particulier.

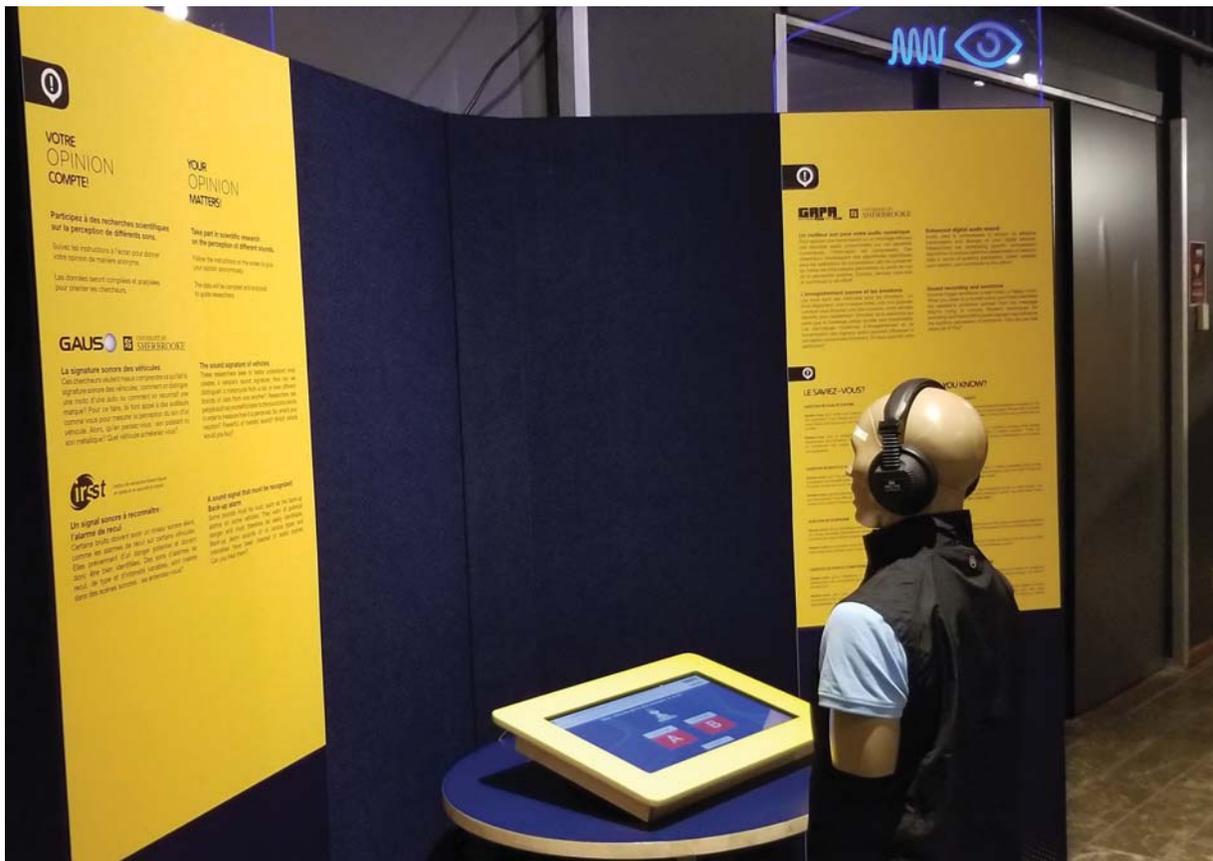


Figure 3.35 Image de la borne installée au musée de Sherbrooke.

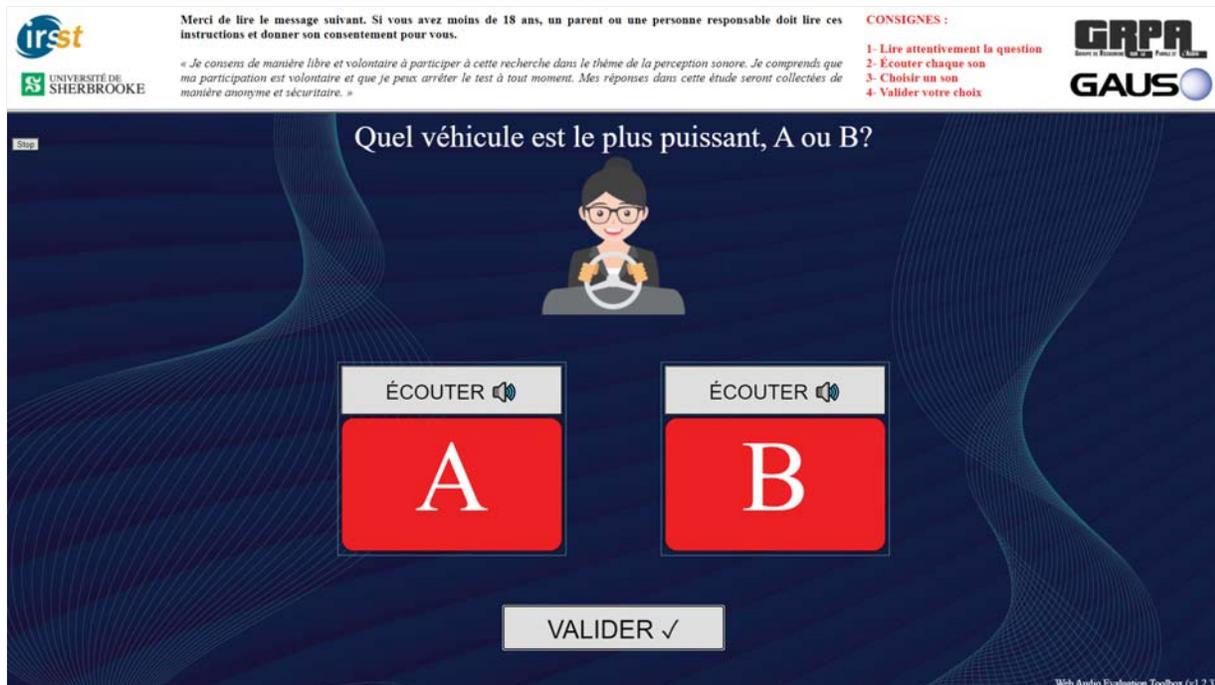


Figure 3.36 Interface utilisateur graphique.

Tests d'écoute

Les tests d'écoute sont basés sur la méthode de comparaison par paires AB. Dans ce test, 21 paires ont été présentées aléatoirement pour la partie de la qualité sonore et pour chaque question. Les questions posées pour chaque paire de sons étaient :

- Quel véhicule est le plus puissant, A ou B ?
- Quel véhicule est le plus métallique, A ou B ?
- Quel véhicule achèteriez-vous, A ou B ?

L'utilisation des attributs puissant et métallique fut choisie puisque les notes de ces deux attributs représentent le plus grand étalement entre les véhicules par rapport aux autres attributs et pour permettre d'avoir un grand set de données.

Lors du test, un visiteur est devant un écran tactile qui présente l'interface graphique (Fig. 3.36) et les consignes pour faire le test. L'interface graphique permet au sujet de déclencher la lecture du son A et du son B autant de fois souhaité. Le sujet doit écouter les deux sons au complet au moins une fois avant de répondre à la question sinon un message d'erreur s'affiche pour recommencer l'écoute. Une fois que les deux sons ont été présentés, le sujet peut alors choisir la case A ou la case B par rapport à la question. Chaque visiteur répond à autant de questions qu'il souhaite.

3.7.2 Résultats des tests d'écoute

Au total, en six semaines d'exposition seulement, environ 3000 réponses ont été collectées pour la partie qualité sonore. À titre comparatif, cela est équivalent au nombre de réponses d'environ 46 tests complets en laboratoire.

Les figures 3.37, 3.38 et 3.39 présentent les résultats de la borne d'écoute (grand public) comparés aux résultats des tests contrôlés avec des utilisateurs de VRM. Dans chaque graphique les évaluations du panel grand public présentent le ratio du nombre de fois où un son est choisi et la totalité des présentations de ce son. Tandis que, les évaluations du panel utilisateurs présentent les scores médians pour chacun des attributs. Pour permettre une comparaison directe, les évaluations des deux panels sont normalisées. Le coefficient de détermination (R^2) est calculé pour chaque cas. Il est un indicateur qui permet de juger la qualité des évaluations du panel grand public par rapport à ceux du panel d'utilisateurs. Autrement, il mesure l'adéquation entre les réponses des deux panels.

La figure 3.37 montre que les résultats obtenus à l'aide de la borne d'écoute pour l'attribut puissant sont proches des résultats obtenus pour les tests contrôlés avec un R^2 de 64%. La figure 3.37 montre que les résultats obtenus à l'aide de la borne d'écoute pour l'attribut métallique sont proches avec un R^2 de 76%. La figure 3.37 montre que les résultats obtenus à l'aide de la borne d'écoute pour l'envie d'achat sont très proches avec un R^2 élevé de

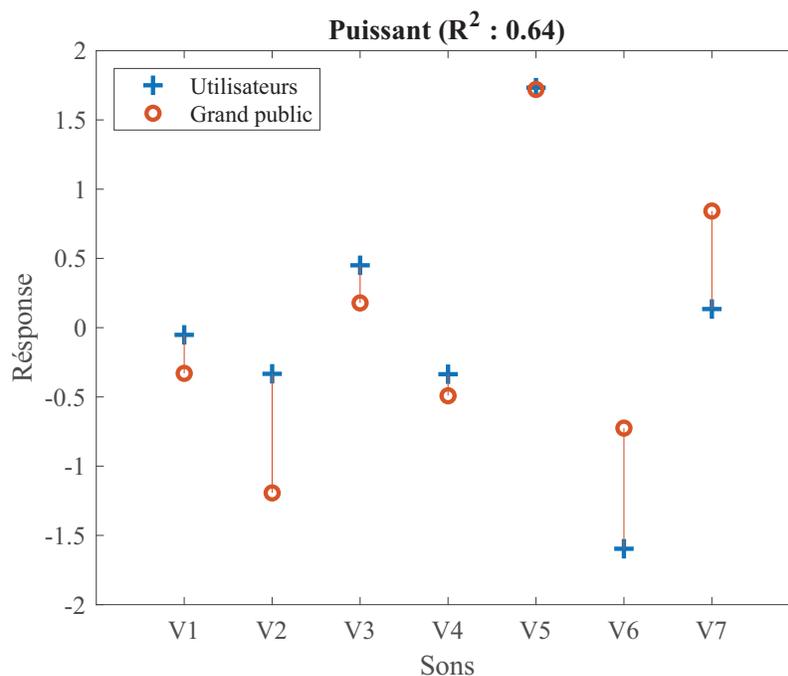


Figure 3.37 Évaluations pour l'attribut puissant des tests grand public (o) et comparaison avec ceux du panel d'utilisateurs (+).

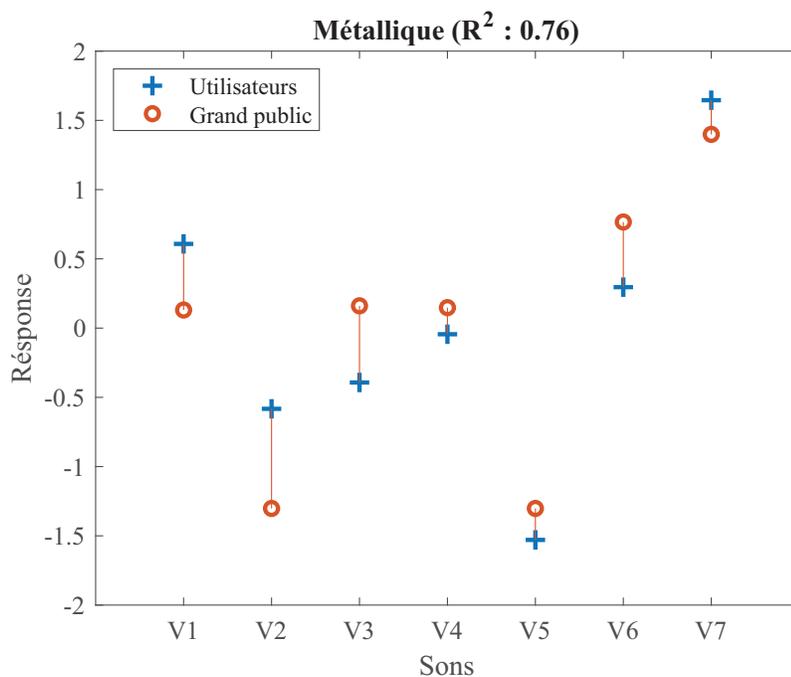


Figure 3.38 Évaluations pour l'attribut métallique des tests grand public (o) et comparaison avec ceux du panel d'utilisateurs (+).

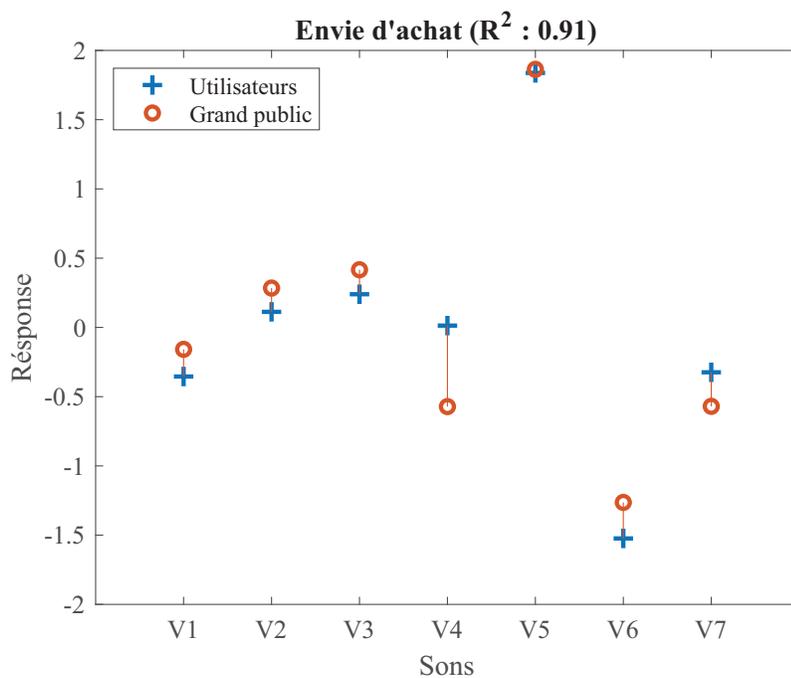


Figure 3.39 Évaluations pour l'envie d'achat des tests grand public (o) et comparaison avec ceux du panel d'utilisateurs (+).

91%. En résumé, tous les résultats obtenus à l'aide de la borne d'écoute audio sont en bon accord avec les résultats obtenus avec le panel d'usagers, dans des conditions encore non contrôlées et avec un nombre de participants beaucoup plus important.

3.8 Conclusions

Ce chapitre a présenté une étude de la qualité sonore, la signature sonore et la conception sonore des VRM. L'étude a été réalisée selon un scénario réaliste pour une application dans la pratique avec des ressources limitées. Premièrement, les profils sonores actuels de sept véhicules dans trois conditions de conduite et dans deux conditions de sonie globale ont été obtenus à partir d'une évaluation subjective de six attributs perceptifs. De plus, un profil sonore désiré d'un véhicule de référence a été librement conçu par les participants. Cette étude a fourni un certain nombre de résultats expérimentaux sur le profilage sensoriel des sons de VRM. Une méthodologie de profilage sensoriel rapide, inspirée du profilage par flash, a été proposée pour quantifier et évaluer les profils sonores, la qualité du son et la conception sonore participative pour développer un son cible des VRM. Cette méthode constitue un moyen rapide de comprendre et d'anticiper les attentes des consommateurs. Le processus de développement des attributs perceptifs utilisé dans cette étude (deux sessions seulement) s'est révélé très rapide par rapport à la méthode descriptive classique. Ainsi, la méthode proposée est conçue pour fournir un accès rapide aux profils sonores d'un ensemble de sons. La procédure a été réalisée en 1/8 du temps par rapport à la méthode descriptive classique. De plus, l'expérience a été achevée le même jour.

Deuxièmement, une analyse de corrélation entre la sonie globale des échantillons sonores et les attributs perceptifs a été effectuée. Les résultats présentés dans cette thèse ont montré que les attributs perceptifs étaient fortement corrélés avec la sonie globale des sons. Tous les attributs perceptifs étaient corrélés positivement, ou négativement, à la sonie globale. En outre, l'égalisation de la sonie globale des sons a réduit la corrélation entre les évaluations des attributs perceptifs et les profils sensoriels des véhicules. En plus, sur la base de la dispersion des évaluations des attributs perceptifs, on peut supposer que l'égalisation de la sonie globale oblige les auditeurs à différencier plus finement les attributs perceptifs. Elle devrait alors permettre une différenciation plus détaillée des profils sensoriels.

Troisièmement, une méthode de *bootstrapping* statistique a été appliquée pour simuler les évaluations perceptuelles d'un grand nombre de participants virtuels sur la base des évaluations réelles d'un nombre limité de participants. En conséquence, la technique de *bootstrapping* permet une meilleure transcription des informations contenues dans les évaluations originales. Ensuite, une analyse en composantes principales a été effectuée pour

réduire la dimensionnalité des données constituées de toutes les évaluations des attributs perceptifs. Pour les échantillons sonores non égalisés en sonie globale, les résultats ont indiqué que 88% de la variance totale des données initiales peuvent être expliqués par une seule dimension, qui est la sonie globale. Pour les échantillons sonores égalisés en sonie globale, les résultats ont montré que les profils sonores peuvent être réduits aux deux premières dimensions principales, qui expliquent environ 69% de la variance totale dans les données initiales. Cela suggère que l'élimination des dimensions non significatives contribue à rendre les données moins bruyantes.

Ce chapitre a présenté également les résultats de deux expériences additionnelles des tests d'écoute réalisés : (1) avec un panel de sujets naïfs, en utilisant la même procédure et la même interface graphique que pour le panel d'utilisateurs et (2) avec un panel dit « grand public », à l'aide d'une borne d'écoute installée dans une exposition sur le son. Les résultats des tests des deux panels ont été comparés avec ceux du panel d'utilisateurs. Pour le panel de participants naïfs, avec un nombre limité à 10 de participants pour l'instant comparé à 19 réponses pour le panel d'utilisateurs, les résultats montrent que les profils sonores actuels, la qualité sonore et le profil sonore désiré sont proches de ceux du panel d'utilisateurs, avec quelques exceptions. Ces résultats sont très proches, plus spécifiquement pour la condition de l'accélération rapide. Pour le panel grand public, seulement les attributs puissant, métallique et l'envie d'achat pour la condition de l'accélération rapide sont évalués. Tous les résultats obtenus à l'aide de la borne d'écoute sont en bon accord avec les résultats obtenus avec le panel d'utilisateurs, dans des conditions encore non contrôlées et avec un nombre de participants beaucoup plus important. Cela vient conforter donc l'hypothèse qu'il est possible de remplacer un panel d'utilisateurs de VRM par un panel de participants naïfs (pas d'expérience avec le produit ou le son) lors des tests d'écoute avec des sons en condition d'accélération rapide.

CHAPITRE 4

MODÈLES PRÉDICTIFS DE QUALITÉ SONORE

Introduction

Les méthodes couramment utilisées pour étudier la qualité du son des véhicules sont à la fois subjectives et objectives. Dans cette thèse, un groupe de discussion et des tests d'écoute avec un panel d'utilisateurs ont été menés pour évaluer les profils sensoriels et l'envie d'achat de sept véhicules récréatifs pour trois conditions de conduite. Par la suite, l'idée est de construire des modèles qui prédisent la qualité sonore à partir de métriques objectives. Ces derniers vont permettre aux ingénieurs de connaître la signature sonore des VRM et de la contrôler.

La plupart des modèles prédictifs de qualité sonore sont basés sur quelques métriques présélectionnées ou s'appuient sur des modèles linéaires simples pour prédire une seule caractéristique, qui est souvent la préférence sonore globale. Cependant, de très nombreuses métriques objectives (physiques et psychoacoustiques) sont disponibles dans la littérature et les outils de calcul actuel ne devraient plus limiter le nombre de prédicteurs potentiels (voir la section 2.4). De plus, cette thèse s'intéresse à la construction des modèles de prédiction non seulement de la qualité sonore, mais aussi de la signature sonore. À partir de ces exigences appliquées, des motivations scientifiques sont dérivées pour cette thèse en relation avec l'état de l'art actuel et des connaissances sur les évaluations objectives du son. La question de recherche de ce chapitre, porte sur la nature des modèles prédictifs de qualité sonore et des modèles de profils sensoriels. Dans cette thèse, les modèles de prédiction utilisant des algorithmes de régression linéaire avec des normes de régularisation qui induisent la parcimonie sont étudiés.

Ce chapitre explique objectivement chacun des attributs perceptifs, l'envie d'achat et les composantes principales importantes de profils sensoriels identifiées dans cette thèse. À cette fin, afin de corréliser les évaluations subjectives avec des métriques physiques ou psychoacoustiques objectives, la construction des modèles de régression linéaire est basée sur des algorithmes de modélisation parcimonieux de régressions linéaires multiples (*Lasso* [114] et *Elastic-net* [125]). Ces modèles prédictifs sont utilisés par la suite pour identifier le profil sonore cible, afin de concevoir virtuellement le son souhaité par les utilisateurs de VRM.

Ce chapitre est subdivisé en quatre sections. La section 4.1 fournit le contexte théorique et la méthodologie pour la construction des modèles prédictifs des évaluations subjectives. Les résultats sont ensuite présentés et discutés dans la section 4.2. Puis, la section 4.3 présente un exemple exploratoire de la conception sonore et les modifications virtuelles pour atteindre la cible de la signature sonore, c.-à-d. le profil sonore désiré par les usagers. Finalement, dans la section 4.4, une brève conclusion met en évidence les contributions de ce chapitre et les futurs travaux connexes.

4.1 Contexte théorique et méthodologie

Les modèles prédictifs construits dans cette thèse sont conçus à partir de prédicteurs (métriques) comme entrées pour prédire les réponses du panel d’usagers au test d’écoute. En fait, puisque les réponses du test d’écoute avec les sons réels (Test NOEQ) dépendent principalement du niveau de sonie globale des sons (voir les résultats de la section 3.3), les modèles prédictifs dans ce cas sont basés sur la sonie globale des sons comme prédicteur dominant. Par conséquent, pour cette thèse il est jugé inutile de considérer ces modèles basés sur une seule métrique. Ainsi, ce chapitre se concentre uniquement sur les données du test d’écoute avec des sons égalisés en sonie globale (Test EQ) qui offre une analyse plus fine de la structure du timbre du son par exemple.

4.1.1 Réponses

Les réponses à prédire dans ce chapitre sont les six attributs de profils sensoriels, l’envie d’achat et les deux premières composantes principales pour les sons de VRM en condition de vitesse constante. Ce qui permettra donc d’expliquer le sens de ces deux composantes principales. Les valeurs des réponses utilisées sont les valeurs médianes des scores sur tous les participants pour chaque attribut et par véhicule. Comme exemple, les réponses pour la condition de vitesse constante sont présentées à la figure 4.1. Les réponses et modèles des autres conditions de conduite (accélération rapide et ralenti) sont montrés dans l’annexe G pour alléger ce chapitre.

4.1.2 Prédicteurs

Deux familles de métriques sont utilisées comme prédicteurs dans cette thèse : (1) les métriques physiques et psychoacoustiques de base, dits d’ingénierie et (2) les métriques de la librairie MIR, dédiée à l’extraction de caractéristiques musicales à partir de fichiers audionumériques. Les métriques d’ingénierie utilisées sont la sonie globale en sone (*global loudness*) et sonie spécifique sur l’échelle de Bark (*specific loudness*) sur les 24 bandes de fréquences, la netteté (*sharpness*), la rugosité (*roughness*), la fluctuation de l’intensité sonore (*fluctuation strength*) et le niveau en dB du spectre en bande de tiers d’octave sur

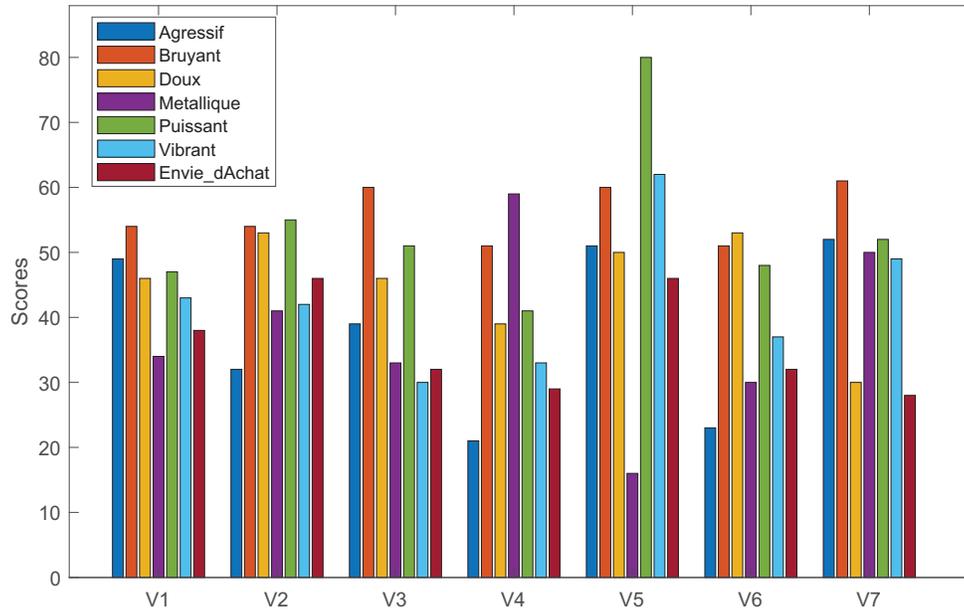
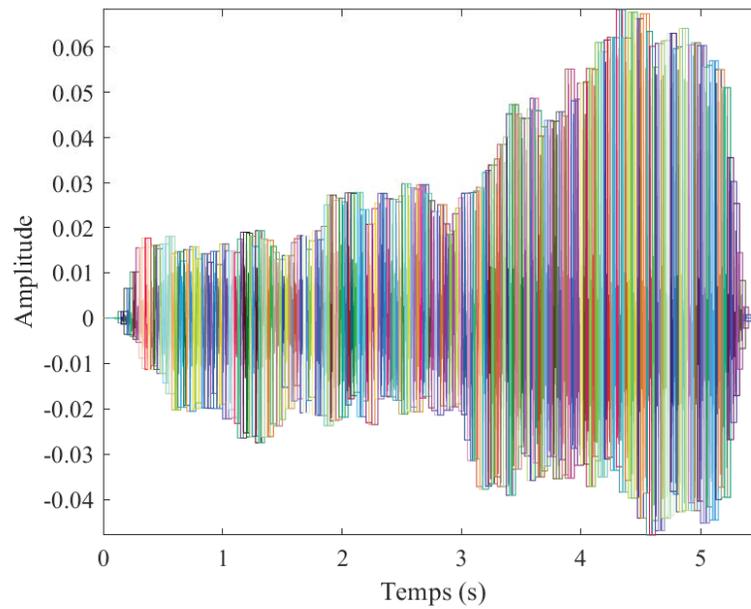


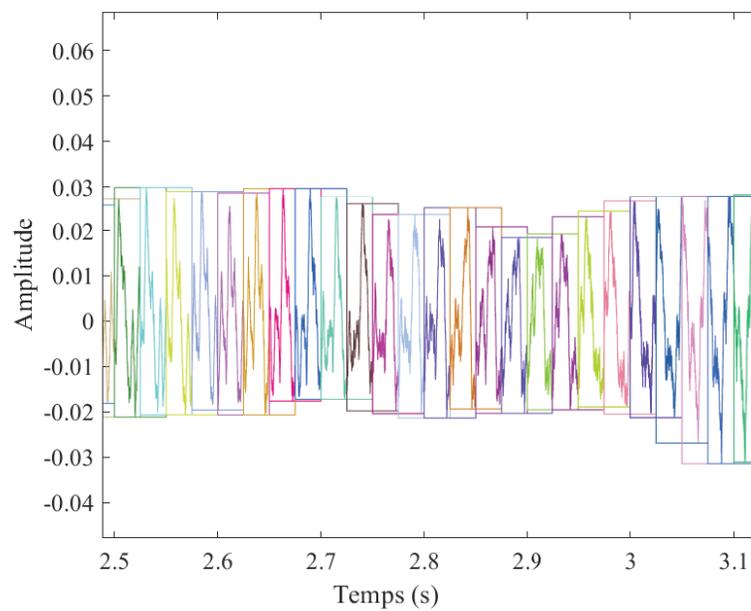
Figure 4.1 Réponses à prédire pour les scores d’attributs perceptifs de sons de VRM en condition de vitesse constante. L’axe horizontal représente les sept véhicules et l’axe vertical les valeurs médianes par attribut. La légende indique les barres d’attributs en couleurs.

les 29 bandes de fréquences. Les métriques MIR utilisées dans ce projet de recherche sont issues de la librairie *MIRtoolbox* 1.6.1 de Matlab [90]. Ces métriques sont regroupées en catégories : tonalité (*tonal*), timbre (*timbre*), rythme (*rhythm*), dynamique (*dynamics*) et la hauteur (*pitch*).

Trois variantes statistiques de chacune des métriques sont calculées et utilisées comme prédicteurs : la valeur moyenne sur la durée temporelle de l’échantillon sonore, l’écart type et la pente dans le temps. Ce choix est motivé par la nécessité d’inclure des variables significatives, tel que la pente, pour les sons d’accélération (signaux variant dans le temps). Aussi, certaines métriques doivent être basées sur des segments des signaux afin de prendre en compte leur évolution temporelle. Par conséquent, pour le calcul des métriques et leurs variantes, il est effectué d’abord une décomposition en trames. L’analyse par trame (*frame-based analysis*) ou segmentation est réalisée avec par défaut une longueur de trame de 50 ms et un chevauchement de 50% pour les métriques MIR et une longueur de trame de 30 ms pour les métriques de base. Ces durées permettent l’extraction des métriques qui sont représentatives de la composition du signal à la fois dans le domaine temporel et spectral. La longueur d’une trame typique pour ce type d’application varie généralement entre 10 et 50 ms. La figure 4.2 présente une illustration visuelle de la décomposition en trames du signal temporel d’un des véhicules testés.



(a) Signal temporel d'accélération rapide de V7.



(b) Zoom.

Figure 4.2 Décomposition en trames du signal temporel d'accélération rapide de V7 (a), avec une longueur de trame de 50 ms et un chevauchement de 50%. Le graphique (b) présente un zoom selon l'axe du temps.

Les valeurs de sonie spécifique et sonie globale ont été calculées conformément au modèle ISO532B pour les sons stationnaires (pour la vitesse constante et le ralenti) et selon le modèle de Zwicker et Fastl (1999) [126] pour les sons non stationnaires (pour l'accélération rapide). Également, la valeur de la netteté d'un son, de netteté variable dans le temps, a été calculée selon la procédure proposée par Fastl (dérivée de Zwicker) avec la correction de Aures [2].

4.1.3 Algorithme de régression Lasso/Elastic-net

Le modèle de régression linéaire multiple utilisé pour la création de modèles prédictifs de qualité sonore est défini sous forme matricielle (les dimensions des vecteurs et matrices sont indiquées par les indices) :

$$\{\vec{v}\}_{I \times 1} = [\vec{F}]_{I \times M} \{\vec{\beta}\}_{M \times 1} + \{\vec{e}\}_{I \times 1} \quad (4.1)$$

Avec $\{\vec{v}\}$ le vecteur des scores obtenues par tests d'écoute (réponses), $[\vec{F}]$ la matrice de métriques ou mesures de scalaires (prédicteurs), $\{\vec{\beta}\}$ les coefficients à résoudre sous forme de vecteur, $\{\vec{e}\}$ l'erreur de prédiction, I le nombre d'échantillons sonores utilisés pour les tests d'écoute et M le nombre de prédicteurs potentiels pouvant prédire les scores.

Le problème peut être traité comme un problème inverse classique par la méthode des moindres carrés. Cette méthode cherche β en résolvant le problème d'optimisation suivant :

$$\min_{\beta} \left(\left(\{\vec{v}\}_{I \times 1} - [\vec{F}]_{I \times M} \{\vec{\beta}\}_{M \times 1} \right)^T \left(\{\vec{v}\}_{I \times 1} - [\vec{F}]_{I \times M} \{\vec{\beta}\}_{M \times 1} \right) \right) \quad (4.2)$$

ou :

$$\min_{\beta} (\{\vec{e}\}^T \{\vec{e}\}) \quad (4.3)$$

Cependant, une solution directe du problème des moindres carrés est difficile dans le cas de prédicteurs corrélés ou avec une grande quantité de prédicteurs potentiels (plus de prédicteurs que d'observations, $M \gg I$). Pour contourner ce problème, qui survient dans de nombreuses études de qualité sonore, l'expérimentateur choisi de limiter de manière significative, la quantité de prédicteurs potentiels de telle sorte que $M < I$. Toutefois, cette sélection préliminaire de prédicteurs qui structure d'emblée le modèle de qualité sonore de l'équation (4.1) peut introduire un biais. Afin de contourner rigoureusement ce problème, il faut compter sur des algorithmes systématiques de sélection de prédicteurs et de résolution du problème des moindres carrés donné par l'équation (4.2) [5].

Afin d'aboutir à un problème bien posé et produire un modèle parcimonieux, une technique très efficace appelée *Lasso* (*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*) a été

proposée par Tibshirani [114]. Le *Lasso* est une méthode des moindres carrés pénalisés qui impose une régularisation L_1 (c.-à-d. la norme 1 du vecteur beta, $\|\vec{\beta}\|_1 = \sum_{m=1}^M |\beta_m|$) sur les coefficients de régression [125]. La régularisation *Lasso* diffère de la régularisation classique (régularisation de Tikhonov) par l'utilisation de la norme 1 (L_1) de la solution $\vec{\beta}$ à la place de la norme 2 (L_2) de la solution $\vec{\beta}$. Par conséquent, le *Lasso* est également en mesure d'identifier les prédicteurs les plus importants, de choisir parmi tous les prédicteurs redondants et de produire des erreurs de prédiction potentiellement inférieures à celles d'autres algorithmes ou approches des moindres carrés classiques. Le *Lasso* est donc un outil de sélection de variables en plus d'être un outil de prédiction, ce qui est intéressant pour l'étude de qualité sonore et pour la création de modèles de prédiction de qualité sonore avec un souci de parcimonie. L'algorithme du *Lasso* résout le nouveau problème d'optimisation suivant :

$$(\beta_0, \vec{\beta}) = \operatorname{argmin} \left\{ \frac{1}{2I} \left(\sum_{i=1}^I \left(v_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M \beta_{jm} f_j(M_{mi}) \right) \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M |\beta_{jm}| \right\} \quad (4.4)$$

Où β_0 est l'intercepteur, β_{jm} sont les MJ coefficients pondérant les M prédicteurs traités par J fonctions linéaires et/ou non linéaires f_j , v_i les scores pour les I échantillons, M_{mi} la métrique m pour l'échantillon du son i , et λ le paramètre de régularisation du *Lasso*.

Une des méthodes pour sélectionner une valeur optimale pour λ est d'effectuer une validation croisée pour chaque valeur de λ . Suite à cette validation croisée, la valeur de λ qui a une erreur de prédiction croisée moyenne minimale sera typiquement retenue.

Bien que le *Lasso* ait montré un succès dans de nombreuses situations, il montre quelques limitations. Principalement, s'il y a un groupe de prédicteurs très corrélés entre eux, le *Lasso* a tendance à sélectionner uniquement un seul prédicteur dans le groupe et ce prédicteur est un prédicteur quelconque du groupe. Une variante du *Lasso*, soit l'*Elastic-net* proposé par Zou et Hastie [125], a permis d'améliorer le *Lasso* et d'encourager l'effet de regroupement, où les prédicteurs fortement corrélés ont tendance à être groupés. L'*Elastic-net* pénalise la norme 1 de la solution β et également la norme 2 de la solution β . L'estimation de l'*Elastic-net* est la solution du problème suivant :

$$(\beta_0, \vec{\beta}) = \operatorname{argmin} \left\{ \frac{1}{2I} \left(\sum_{i=1}^I \left(v_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M \beta_{jm} f_j(M_{mi}) \right) \right)^2 + \lambda \Omega(B_{jm}) \right\} \quad (4.5)$$

Avec :

$$\Omega(B_{jm}) = \sum_{j=1}^J \sum_{m=1}^M \left((1 - \alpha) \frac{\beta_{jm}^2}{2} + \alpha |\beta_{jm}| \right) \quad (4.6)$$

L'*Elastic-net* combine en quelque sorte le *Lasso* et régularisation de Tikhonov. Il coordonne l'outil de régularisation de la norme L_1 avec la norme L_2 en utilisant un paramètre α compris entre 0 et 1 ($\alpha = 1$ donne le *Lasso*, tout autre $\alpha > 0$ représente un mélange du *Lasso* et de la régularisation de Tikhonov).

Finalement, un des avantages considérables du *Lasso*, et de l'*Elastic-net*, tient au fait que le nombre de coefficients non nuls dans la solution $\vec{\beta}$ dépend directement de la quantité de pénalisation contrôlée par λ . En effet, en faisant croître λ , tour à tour, des coefficients du vecteur $\vec{\beta}$ deviendront nuls. Ainsi, il est possible de contrôler la parcimonie de la solution finale via λ . Par exemple, typiquement, l'utilisateur détermine le nombre maximal de coefficients non nuls pour la solution, λ est alors choisi très grand puis progressivement plus petit en activant ainsi progressivement des coefficients dans $\vec{\beta}$. Lorsque le nombre de coefficients $\vec{\beta}$ non nuls atteint la prescription de l'utilisateur, la dernière valeur de λ est alors utilisée pour la construction finale du modèle de prédiction de qualité sonore [40, 5].

4.1.4 Construction des modèles de qualité sonore

Les modèles de qualité sonore sont calculés par régression linéaire avec toutes les métriques considérées comme des prédicteurs potentiels pour l'algorithme *Lasso/Elastic-net* afin de prédire les résultats de tests d'écoute [114, 125]. Au total, 127 prédicteurs potentiels (métriques et leurs statistiques) sont utilisés dans ces modélisations pour les conditions de vitesse constante et du ralenti. Pour la condition d'accélération rapide 182 prédicteurs potentiels sont utilisés. Les différentes familles de métriques utilisées sont décrites à la sous-section 4.1.2. Avant de faire la régression, tous les prédicteurs sont normalisés en soustrayant leurs moyennes et en divisant par leurs écarts-types. Cette normalisation est importante lorsque les métriques ont des unités différentes. Cela permet de ramener toutes les métriques dans des échelles comparables et facilite également l'interprétation des modèles prédictifs.

Lors de la génération des modèles prédictifs (de profils sensoriels, de qualité sonore et des composantes principales importantes de profils sensoriels), l'algorithme *Lasso* est réalisé avec un maximum de sept prédicteurs retenus dans le modèle final. Cependant, l'algorithme *Lasso* n'a retenu qu'un, deux ou trois prédicteurs au maximum dans chaque modèle (résultats détaillés dans la prochaine section).

Pour les données de cette thèse, l'algorithme *Lasso* était très efficace dans la sélection des prédicteurs les plus pertinents avec une meilleure précision pour la prédiction des réponses que l'algorithme *Elastic-net*. Il permet d'avoir assez de prédicteurs dans le modèle de prédiction. Ainsi, tous les modèles présentés dans ce chapitre sont générés via l'algorithme *Lasso*.

La signification de chaque prédicteur est testée à l'aide d'une validation croisée (*cross-validation*). Celle-ci est basée sur la prédiction des données expérimentales. Pour cette modélisation, la validation croisée à k blocs (*k-fold cross-validation*) est réalisée avec $k = 5$: l'ensemble de données original est divisé en 5 échantillons puis ces données sont utilisées pour prédire un échantillon qui a été retiré de l'ensemble de données et ainsi de suite jusqu'à l'échantillon 4 ($k - 1$).

4.1.5 Évaluation de la qualité des modèles

Les informations pour évaluer la qualité d'un modèle de régression sont souvent données par une analyse de variance (ANOVA). Une table ANOVA fournit des indicateurs pratiques pour examiner la significativité du modèle, tels que le coefficient de détermination (R^2) et la valeur de probabilité (*p-value*). Le R^2 est le carré du coefficient de corrélation entre les observations (réponses) et les valeurs prédites. Il indique la proportion des valeurs prédites qui peut être expliquée par les métriques sélectionnées dans le modèle. Plus R^2 est élevé, plus les métriques sélectionnées sont utiles pour expliquer les réponses. Également, il est utile de regarder le R^2 ajusté du modèle, qui est utilisé pour déterminer le degré de fiabilité de la corrélation et la part déterminée par l'ajout des prédicteurs. La *p-value* du modèle permet de déterminer s'il est possible de rejeter ou non l'hypothèse nulle (H_0). Par exemple, pour un seuil de rejet par défaut de 0.05, le modèle est jugé significatif si sa *p-value* est inférieur à 0.05. Cette valeur indique qu'il y a moins de 5% de chance de se tromper en affirmant que le modèle contribue à prédire les réponses. Le tableau 4.1 présente un résumé des évaluations de la qualité des modèles selon les combinaisons des deux indicateurs R^2 et *p-value*.

Tableau 4.1 Évaluations de la qualité des modèles selon les combinaisons des deux indicateurs R^2 et p -value.

Indicateurs	Signification du modèle
R^2 faible et p -value faible (p -value ≤ 0.05)	Le modèle n'explique pas une grande partie de la variation des données mais il est significatif (mieux que de ne pas avoir de modèle).
R^2 faible et p -value élevée (p -value > 0.05)	Le modèle n'explique pas une grande partie de la variation des données et il n'est pas significatif (pire scénario).
R^2 élevé et p -value faible (p -value ≤ 0.05)	Le modèle explique beaucoup de la variation dans les données et il est significatif (meilleur scénario).
R^2 élevé et p -value élevée (p -value > 0.05)	Le modèle explique beaucoup de variations dans les données mais n'est pas significatif (le modèle n'a aucune valeur).

4.2 Résultats

On rappelle que tous les résultats présentés dans cette section sont basés sur les échantillons sonores égalisés en sonie globale (Test EQ).

4.2.1 Les modèles prédictifs des profils sensoriels

Dans cette sous-section sont présentés les modèles générés pour les six attributs de profils sensoriels dans le cas de la vitesse constante. Les prédictions et les interprétations sommaires sont données pour chaque modèle.

Modèle prédictif de l'attribut puissant pour vitesse constante

La figure 4.3 présente le modèle prédictif généré par *Lasso* pour l'attribut puissant pour la condition de vitesse constante, en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Pour cette figure et les figures des modèles qui suivent, ils sont affichés dans le même format et de haut en bas : (1) l'équation du modèle empirique (*Linear regression modèle*) à la première ligne, (2) la table ANOVA du modèle (les paramètres de chacun des prédicteurs) et (3) les indicateurs statistiques calculés pour le modèle.

Dans la table ANOVA (figure 4.3 par exemple), la première colonne correspond aux prédicteurs retenus dans le modèle prédictif de l'attribut puissant. L'*Intercept* est l'ordonnée à l'origine, il est utile pour créer des prédictions dans la gamme appropriée. La deuxième colonne (*Estimate*) est la valeur estimée par la régression linéaire du coefficient du prédicteur dans l'équation du modèle (la solution β dans les équations du *Lasso/Elastic-net*). Seuls

les coefficients non nuls, issus du modèle parcimonieux créé par l'algorithme *Lasso*, sont incorporés à la table. Un coefficient positif indique qu'une métrique a un impact positif sur le modèle de prédiction et un coefficient négatif indique, inversement, qu'une métrique a un impact négatif. À noter que les termes « impact positif et négatif » dans le contexte des modèles prédictifs sont utilisés pour désigner un effet proportionnel ou inversement proportionnel à l'attribut en question, respectivement. La colonne *SE* est l'erreur standard pour le coefficient estimé du prédicteur (*Estiamte*). Une forte valeur de *SE* indique une forte erreur sur l'estimation du coefficient, il devra donc être traité avec précaution. La colonne *tStat* est utilisée pour le calcul de la *pValue* du coefficient correspondant. La valeur *tStat* est une t-statistique pour le cas où le coefficient serait nul ($tStat = Estiamte/SE$). La colonne *pValue* donne la probabilité de l'hypothèse de nullité de l'effet du prédicteur. Pour rappel, une faible *pValue* confirme la faible probabilité que le prédicteur n'ait pas d'effet sur les observations. Ainsi, la *pValue* donne une idée sur la significativité statistique de la métrique comme prédicteur dans le modèle. Dans un modèle empirique, les prédicteurs avec des *pValue* sous le seuil par défaut de 0.05 sont ceux probablement à considérer comme statistiquement significatifs.

La figure 4.4 présente la prédiction des réponses (scores des sons dans les profils sensoriels) de la condition de vitesse constante à partir du modèle prédictif créé par l'algorithme *Lasso* pour l'attribut puissant.

La figure 4.4 montre que le modèle prédit bien l'attribut puissant avec un coefficient de détermination de 96%. La figure 4.3 montre que l'algorithme *Lasso* a choisi trois métriques seulement parmi toute la liste des 127 métriques. À noter que, au cours de cette construc-

Linear regression model:				
Puissant ~ 1 + SpecLoudnessBarkScale4 + SpecLoudnessBarkScale14 + ThirdOctBandAt4000				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	53.4286	1.3983	38.2104	0.0000
SpecLoudnessBarkScale4	6.7796	6.0886	1.1135	0.3467
SpecLoudnessBarkScale14	-3.0278	6.8340	-0.4431	0.6877
ThirdOctBandAt4000	-2.5818	7.1500	-0.3611	0.7420
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 3				
Root Mean Squared Error: 3.6995				
R-squared: 0.9564, Adjusted R-Squared: 0.9128				
F-statistic vs. constant model: 21.936, p-value = 0.015251				

Figure 4.3 Modèle de prédiction de l'attribut puissant pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls trois des 127 métriques potentielles sont retenues.

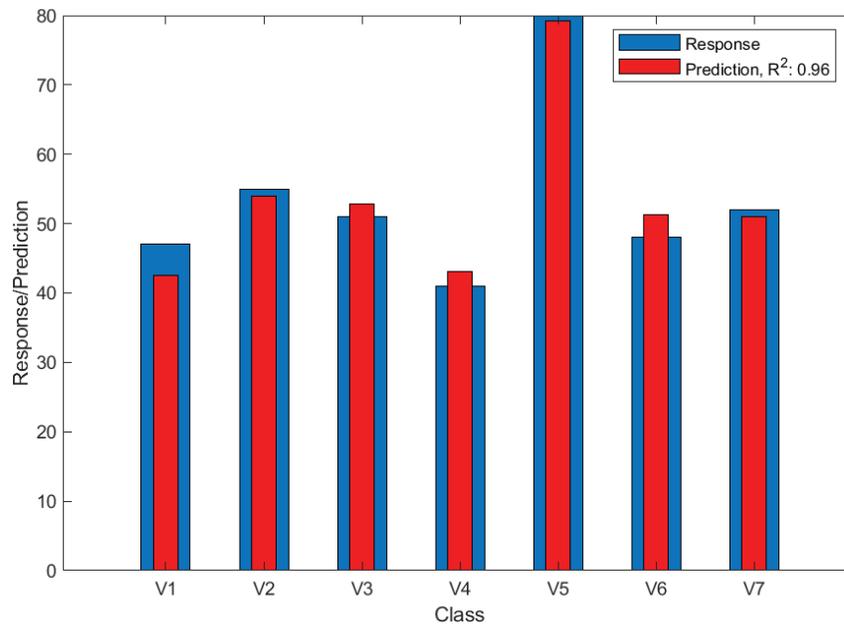


Figure 4.4 Prédiction des réponses de l'attribut puissant pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

tion de modèles prédictifs, les valeurs de chacune des métriques sont examinées séparément au préalable. En effet, dans certains cas, quelques métriques sont rejetées manuellement avant d'effectuer la régression puisqu'elles sont jugées non significatives. Cela permet d'exclure les métriques bruitées par exemple. Les métriques choisies par l'algorithme *Lasso* pour le modèle parcimonieux de l'attribut puissant sont :

- La sonie spécifique de la bande de Bark 4 (300Hz à 400Hz).
- La sonie spécifique de la bande de Bark 14 (2000Hz à 2320Hz).
- Le niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 4000Hz.

L'interprétation du modèle est que la sonie spécifique de Bark 4 a un impact positif sur l'attribut puissant tandis que la sonie spécifique de Bark 14 et le niveau (dB) par bande de 1/3 d'octave de la bande 4000Hz (3548Hz à 4467Hz) ont un impact négatif sur l'attribut puissant. Aussi, la *p-value* du modèle (0.01) est très faible (< 0.05) donc ce modèle est considéré statistiquement fiable. Cependant, seule la *pValue* de l'*Intercept* est faible (< 0.05). Donc, les trois prédicteurs n'ont probablement pas d'effet sur le modèle prédictif de l'attribut puissant selon la validation croisée des données actuelles. En fait, cette limite vient principalement de la validation croisée avec sept observations seulement, il est difficile de faire une telle validation avec un si petit jeu de données (en laissant un échantillon de côté à chaque fois) malgré que le modèle est simple. Ainsi, la validation

croisée n'est pas très pratique dans ce cas. Toutefois, le modèle est jugé comme un bon estimateur de l'attribut puissant si l'on considère sa parcimonie et les deux indicateurs statistiques R^2 et p -value. Aussi, les métriques de retenues dans ce modèle prédictif sont cohérentes : plus il y a de basses fréquences et moins il y a de hautes fréquences, plus le son sera jugé puissant. En conséquence, une alternative pour tester le modèle est de collecter des données distinctes et nouvelles pour valider le modèle et le généraliser à une grande gamme de sons.

Pour mieux visualiser le modèle empirique multivariable résultant pour l'attribut puissant (par exemple en trois dimensions), la figure 4.5 présente le graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnés dans le modèle de l'attribut puissant. La taille des disques est relative aux valeurs prédites pour illustrer la variation dans cet attribut.

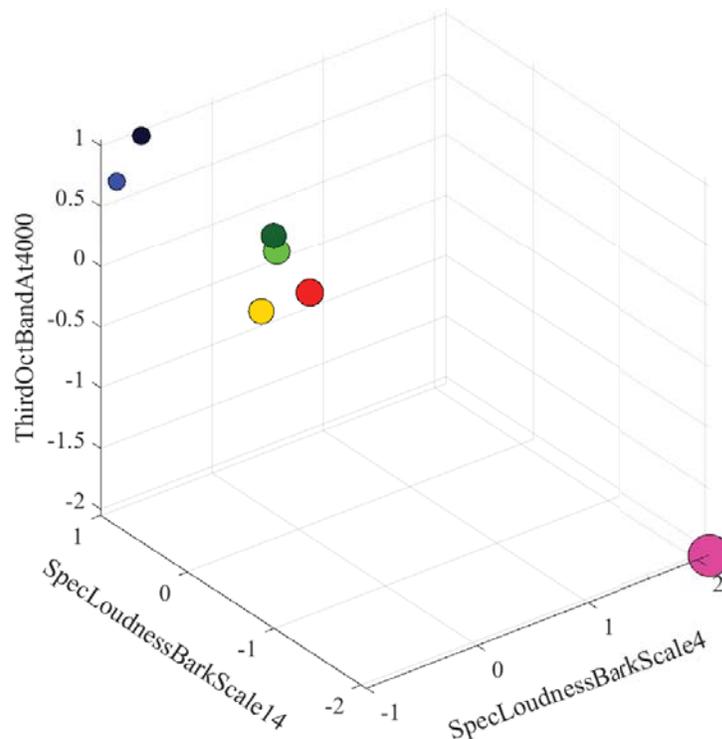


Figure 4.5 Graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnés dans le modèle de l'attribut puissant. La taille des disques est relative aux valeurs prédites. L'équation du modèle est $r = 6.78 x - 3.03 y - 2.58 z + 53.43$. L'axe des x est représenté par la métrique *SpecLoudnessBarkScale4*, l'axe des y par la métrique *SpecLoudnessBarkScale14*, l'axe des z par *ThirdOctBandAt4000* et la taille du disque (r) par l'attribut *Puissant*. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

La figure 4.5 montre que la prédiction de l'attribut puissant augmente quand : (1) le niveau de sonie de Bark 4 augmente (bande de Bark située en basses fréquences) et (2) le niveau de sonie de Bark 14 avec le niveau en dB de la bande à 4000Hz baissent (bandes situées en hautes fréquences).

Modèle prédictif de l'attribut agressif pour vitesse constante

La figure 4.6 présente le modèle prédictif généré pour l'attribut agressif pour la condition de vitesse constante.

La figure 4.7 présente la prédiction des réponses (scores des sons) de la condition de vitesse constante à partir du modèle de l'attribut agressif.

La figure 4.7 montre que le modèle prédit bien l'attribut agressif avec un coefficient de détermination de 88%. La figure 4.6 montre que l'algorithme *Lasso* a choisi une seule métrique parmi toute la liste des 127 métriques. La métrique choisie est :

- L'écart type de la fréquence à laquelle 85% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence (la quantité de hautes fréquences dans le signal).

L'interprétation du modèle est que la métrique (*spectral_rolloff85_Std*) a un impact négatif sur l'attribut agressif. C'est-à-dire que moins il y a de variation dans la quantité de hautes fréquences, plus le son sera jugé agressif. La *p-value* du modèle (0.001) est très faible (< 0.05) donc ce modèle est considéré statistiquement fiable. La *pValue* de l'*Intercept* et de la métrique *spectral_rolloff85_Std* sont faibles (< 0.05). Donc, les variations dans les deux prédicteurs ont un effet significatif sur le modèle prédictif de l'attribut agressif.

Également, pour mieux visualiser le modèle empirique résultant de l'attribut agressif, la figure 4.8 présente le graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante

Linear regression model:				
Agressif ~ 1 + spectral_rolloff85_Std				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	38.1429	1.8471	20.6506	0.0000
spectral_rolloff85_Std	-12.3656	1.9950	-6.1982	0.0016
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 5				
Root Mean Squared Error: 4.8868				
R-squared: 0.88484, Adjusted R-Squared: 0.86181				
F-statistic vs. constant model: 38.4171, p-value = 0.0015955				

Figure 4.6 Modèle de prédiction de l'attribut agressif pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seule une des 127 métriques potentielles est retenue.

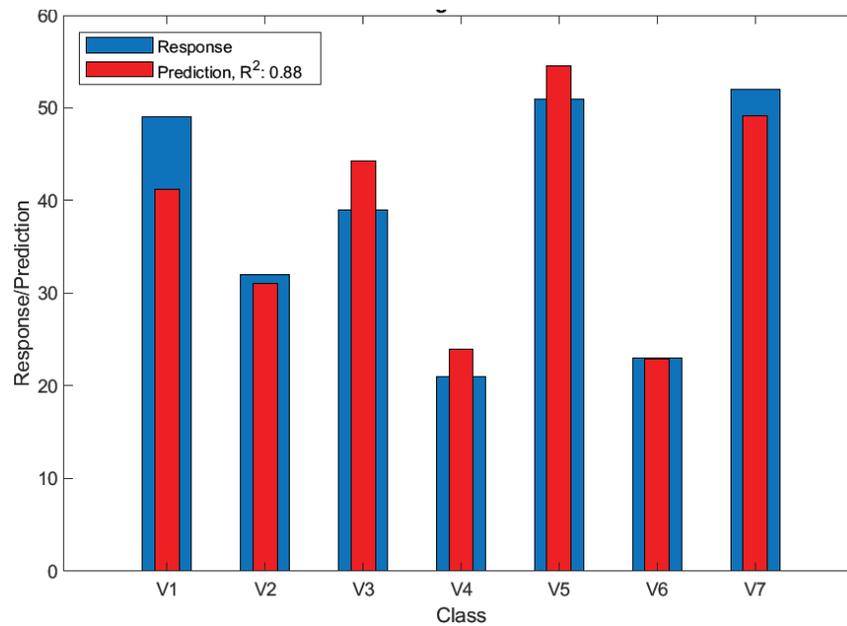


Figure 4.7 Prédiction des réponses de l'attribut agressif pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

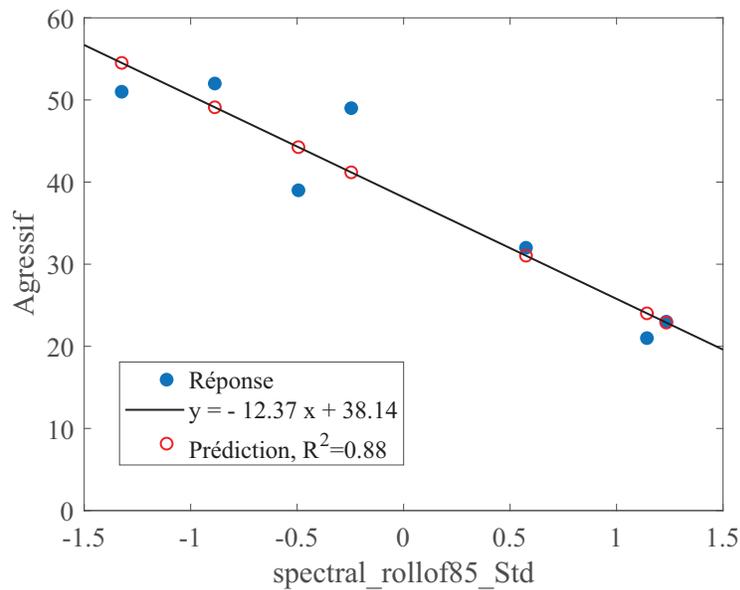


Figure 4.8 Graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante en fonction de la métrique sélectionnée dans le modèle de l'attribut agressif. L'axe des x est représenté par la métrique *spectral_rollof85_Std* et l'axe des y par l'attribut *agressif*.

en fonction des valeurs de la métrique sélectionnée dans le modèle. La figure 4.8 montre que l'attribut agressif est inversement proportionnel à la métrique *spectral_rollof85_Std*. L'équation linéaire du modèle est représentée par une droite de régression d'une pente de -12.37 avec un point d'origine d'une valeur de 38.14 .

Modèle prédictif de l'attribut métallique pour vitesse constante

La figure 4.9 présente le modèle prédictif généré pour l'attribut métallique dans la condition de vitesse constante.

La figure 4.10 présente la prédiction des réponses la condition de vitesse constante à partir du modèle généré pour l'attribut métallique.

La figure 4.10 montre que le modèle prédit bien l'attribut métallique avec un coefficient de détermination de 90%. La figure 4.9 montre que l'algorithme *Lasso* a choisi deux métriques seulement parmi toute la liste des 127 métriques. Les métriques choisies sont :

- La sonie spécifique de Bark 5 (400Hz à 510Hz).
- La sonie spécifique de Bark 16 (2900Hz à 3400Hz).

Il est intéressant de noter que ces métriques choisies se distinguent de celle de l'attribut puissant, puissant et métallique seraient donc découplés et reliés à des bandes de fréquences distinctes. L'interprétation du modèle est que la sonie spécifique de Bark 5 a un impact négatif sur l'attribut métallique et la sonie spécifique de Bark 16 a un impact positif sur l'attribut métallique. En d'autres termes, moins il y a de basses fréquences et plus il y a de hautes fréquences, plus le son sera jugé métallique. La *p-value* du modèle (0.01) est très faible (< 0.05) donc ce modèle est considéré statistiquement fiable. Comme pour

Linear regression model:				
Métallique ~ 1 + SpecLoudnessBarkScale5 + SpecLoudnessBarkScale16				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	37.5714	2.0931	17.9497	0.0001
SpecLoudnessBarkScale5	-8.6954	4.5918	-1.8937	0.1312
SpecLoudnessBarkScale16	5.0085	4.5918	1.0907	0.3367
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4				
Root Mean Squared Error: 5.5379				
R-squared: 0.89619, Adjusted R-Squared: 0.84428				
F-statistic vs. constant model: 17.2657, p-value = 0.010777				

Figure 4.9 Modèle de prédiction de l'attribut métallique pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

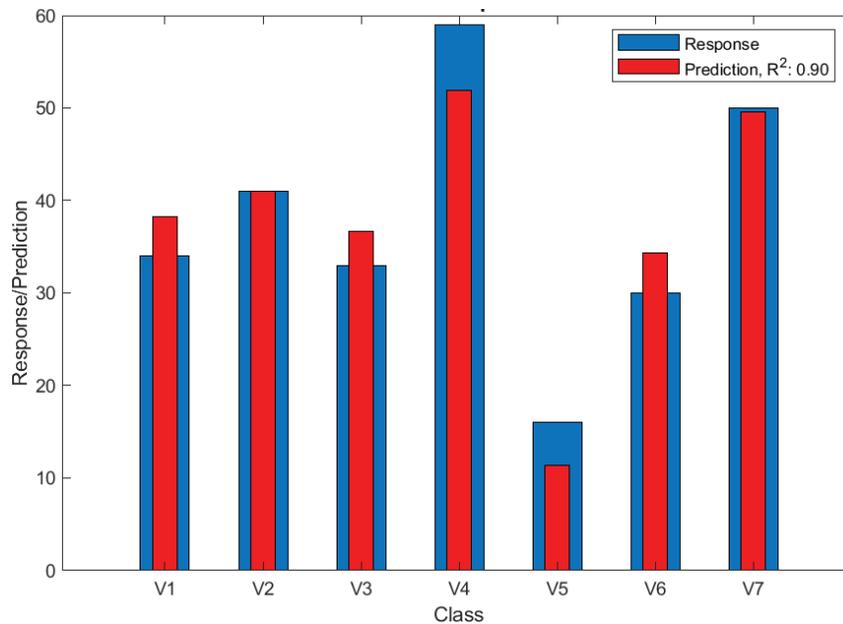


Figure 4.10 Prédiction des réponses de l'attribut métallique pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

l'attribut puissant, seule la p Value de l'*Intercept* est faible. Donc, les deux prédicteurs n'ont probablement pas d'effet sur le modèle prédictif de l'attribut métallique selon la validation croisée des données actuelles. Même limite observée avec le modèle de l'attribut puissant, la validation croisée n'est pas pratique dans ce cas également. Toutefois, ce modèle est jugé comme un bon estimateur de l'attribut métallique si l'on considère sa parcimonie et les deux indicateurs statistiques R^2 et p -value. Aussi, les deux prédicteurs retenus dans ce modèle sont cohérents pour l'attribut métallique.

La figure 4.11 présente le graphique des prédictions des scores pour la vitesse constante en fonction des valeurs des métriques sélectionnées dans le modèle prédictif de métallique.

Dans le graphique de la figure 4.11, le modèle est représenté par une surface plane en fonction de la variation des deux prédicteurs. La figure montre que la prédiction de l'attribut métallique augmente quand : (1) le niveau de sonie de Bark 5 baisse (bande située en basses fréquences) et (2) le niveau de sonie de Bark 16 augmente (bande située en hautes fréquences). Cependant, la dispersion des valeurs des deux métriques laisse penser que les deux variables sont probablement corrélées.

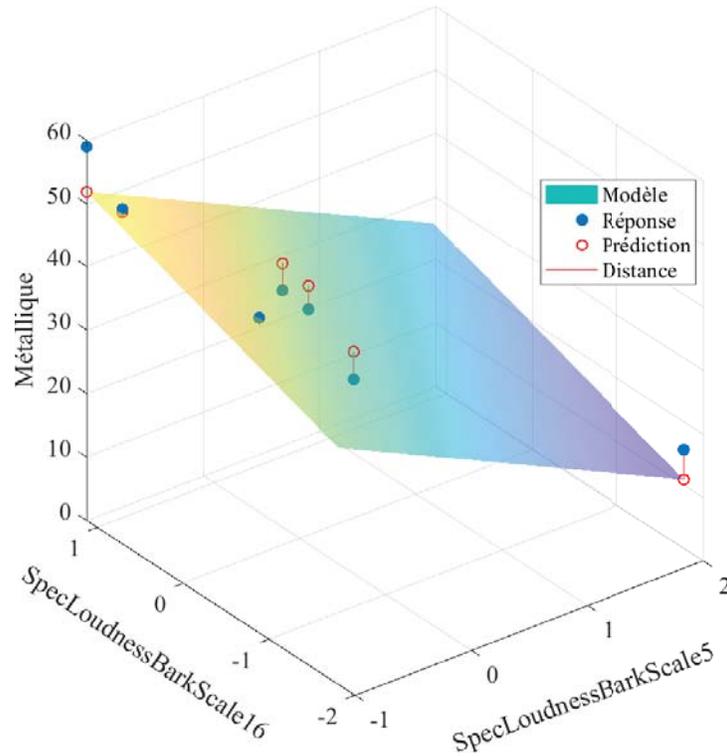


Figure 4.11 Graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut métallique. L'équation de la surface est $z = -8.69 x + 5.01 y + 37.57$. L'axe des x est représenté par la métrique *SpecLoudnessBarkScale5*, l'axe des y par la métrique *SpecLoudnessBarkScale16* et l'axe des z par l'attribut *Métallique*.

Modèle prédictif de l'attribut doux pour vitesse constante

La figure 4.12 présente le modèle prédictif généré pour l'attribut doux pour la condition de vitesse constante.

La figure 4.13 présente la prédiction des réponses pour la condition de vitesse constante à partir du modèle de l'attribut doux.

La figure 4.13 montre que le modèle prédit bien l'attribut doux avec un coefficient de détermination de 98%. La figure 4.12 montre que l'algorithme *Lasso* a choisi deux métriques seulement parmi toute la liste des 127 métriques. Les métriques choisies sont :

- Le niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 63Hz.
- Le pente dans le temps de la fréquence à laquelle 95% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence.

L'interprétation du modèle est que le niveau en dB de la bande centrée à 63Hz (56.8Hz à 70.8Hz) a un impact positif sur l'attribut doux et la pente (dans le temps) de la fréquence à

Linear regression model:				
Doux ~ 1 + ThirdOctBandAt63 + spectral_rolloff95_Slope				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	45.2857	0.5710	79.3041	0.0000
ThirdOctBandAt63	3.5288	0.7011	5.0336	0.0073
spectral_rolloff95_Slope	-5.9434	0.7011	-8.4778	0.0011
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4				
Root Mean Squared Error: 1.5108				
R-squared: 0.97802, Adjusted R-Squared: 0.96703				
F-statistic vs. constant model: 88.9991, p-value = 0.00048304				

Figure 4.12 Modèle de prédiction de l'attribut doux pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

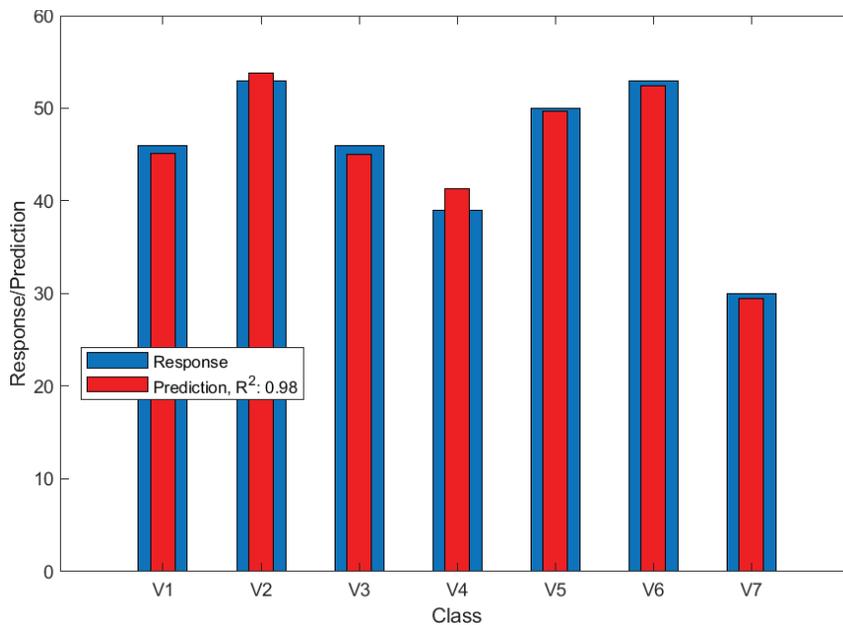


Figure 4.13 Prédiction des réponses de l'attribut doux pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

laquelle 95% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence a un impact négatif sur l'attribut doux. En bref, plus il y a de basses fréquences est moins il y a d'accroissement des hautes fréquences, plus le son sera jugé doux. La p -value du modèle (0.0004) est très faible (< 0.05) donc ce modèle est considéré statistiquement fiable. La p Value de l'Intercept et des deux prédicteurs sont faibles (< 0.05). Donc, les variations dans les deux prédicteurs ont un effet significatif sur le modèle prédictif de l'attribut doux.

La figure 4.14 présente le graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des valeurs des deux métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut doux.

Dans le graphique de la figure 4.14, le modèle est représenté par une surface plane en fonction de la variation des deux prédicteurs choisis par *Lasso*. Ce modèle suggère que la prédiction de l'attribut doux augmente quand : (1) le niveau sonore de la bande centrée à 63Hz augmente (bande située en très basses fréquences) et (2) la pente de la métrique *spectral_rolloff95* diminue ou devient négative.

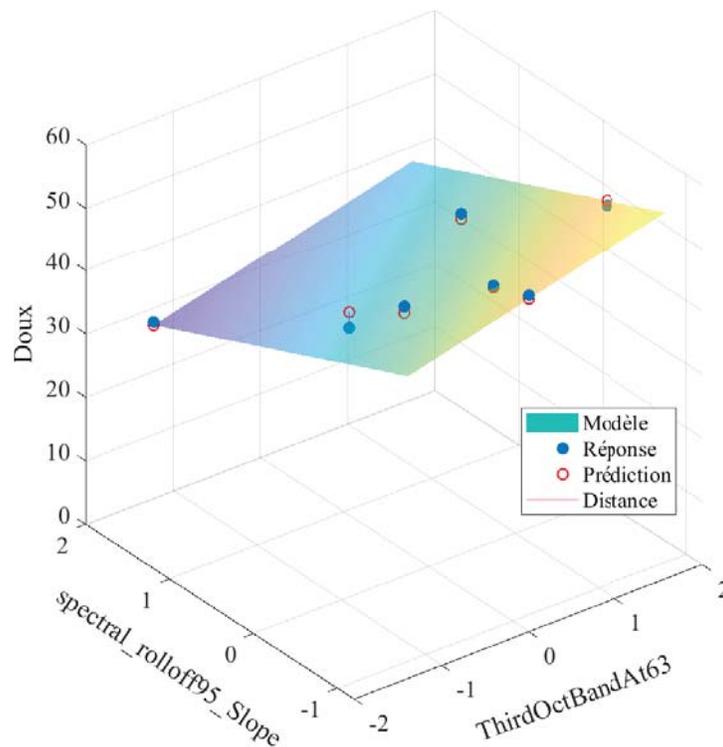


Figure 4.14 Graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut doux. L'équation de la surface est $z = 3.53 x - 5.94 y + 45.29$. L'axe des x est représenté par la métrique *ThirdOctBandAt63*, l'axe des y par la métrique *spectral_rolloff95_Slope* et l'axe des z par l'attribut *Doux*.

Modèle prédictif de l'attribut vibrant pour vitesse constante

La figure 4.15 présente le modèle prédictif généré pour l'attribut vibrant pour la condition de vitesse constante.

La figure 4.16 présente la prédiction des réponses de la condition de vitesse constante à partir du modèle de l'attribut vibrant.

La figure 4.16 montre que le modèle prédit bien l'attribut vibrant avec un coefficient de détermination de 93%. La figure 4.15 montre que l'algorithme *Lasso* a choisi trois métriques seulement parmi toute la liste des 127 métriques. Les métriques choisies sont :

- Le niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 200Hz.
- Le niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 1000Hz.
- La pente d'attaque de l'enveloppe sonore type ADSR (*Attack, Decay, Sustain, Release* ; Attaque Chute Entretien Extinction en français) : le rapport entre la différence de magnitude au début et à la fin de la période d'attaque, et la différence de temps correspondante.

L'interprétation du modèle est que le niveau en dB de la bande centrée à 200Hz (178Hz à 224Hz) a un impact positif sur l'attribut vibrant et le niveau en dB de la bande centrée à 1000Hz (891Hz à 1122Hz) et la pente de l'attaque (*rhythm_attack*) ont un impact négatif sur l'attribut vibrant. En résumé, plus il y a de contenu en très basses fréquences et moins il y a de hautes fréquences et moins d'attaque du signal, plus le son sera jugé vibrant. La *p-value* du modèle (0.03) est faible (< 0.05) donc ce modèle est considéré statistiquement fiable. Dans ce modèle, seule la *pValue* de l'*Intercept* est faible. Donc,

Linear regression model:				
Vibrant ~ 1 + ThirdOctBandAt200 + ThirdOctBandAt1000 + rhythm_attack_slope_Mean				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	42.2857	1.5679	26.9697	0.0001
ThirdOctBandAt200	4.2376	2.9132	1.4546	0.2418
ThirdOctBandAt1000	-3.1421	3.1855	-0.9864	0.3967
rhythm_attack_slope_Mean	-4.3479	2.2825	-1.9049	0.1529
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 3				
Root Mean Squared Error: 4.1483				
R-squared: 0.92619, Adjusted R-Squared: 0.85238				
F-statistic vs. constant model: 12.5485, p-value = 0.033278				

Figure 4.15 Modèle de prédiction de l'attribut vibrant pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls trois des 127 métriques potentielles sont retenues.

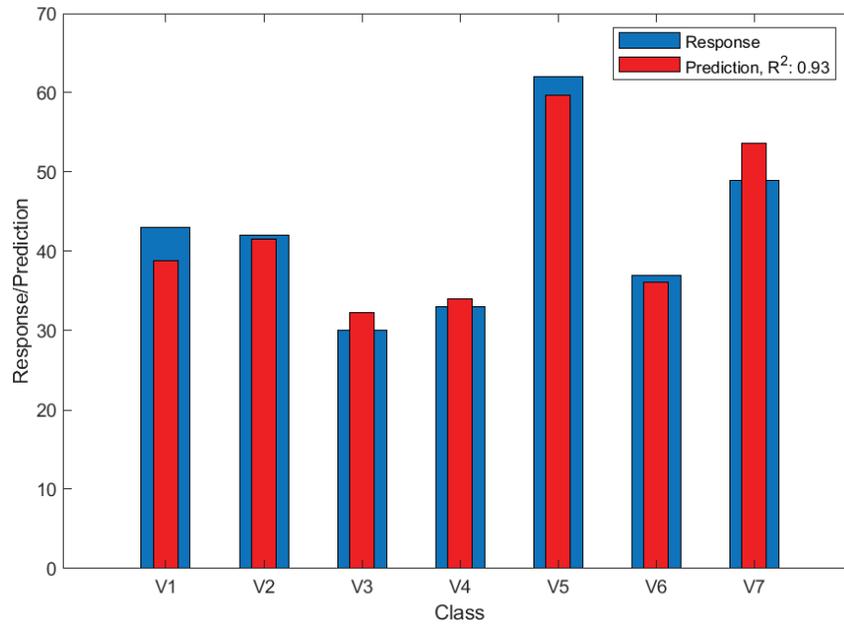


Figure 4.16 Prédiction des réponses de l'attribut vibrant pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

les trois prédicteurs n'ont probablement pas d'effet sur le modèle prédictif de l'attribut vibrant selon la validation croisée des données actuelles.

La figure 4.17 présente le graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des valeurs des trois métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut vibrant. La taille des disques est relative aux valeurs prédites pour illustrer la variation dans cet attribut. La figure 4.17 montre que la prédiction de l'attribut vibrant augmente quand : (1) le niveau en dB de la bande centrée à 200Hz augmente (bande située en basses fréquences) et (2) le niveau en dB de la bande centrée à 1000Hz (bande située en moyennes fréquences) et la pente de l'attaque baissent.

Modèle prédictif de l'attribut bruyant pour vitesse constante

La figure 4.18 présente le modèle prédictif généré pour l'attribut bruyant pour la condition de vitesse constante.

La figure 4.19 présente la prédiction des réponses la condition de vitesse constante à partir du modèle de l'attribut bruyant.

La figure 4.19 montre que le modèle prédit bien l'attribut bruyant avec un coefficient de détermination de 97%. La figure 4.18 montre que l'algorithme *Lasso* a choisi deux métriques seulement parmi toute la liste des 127 métriques. Les métriques choisies sont :

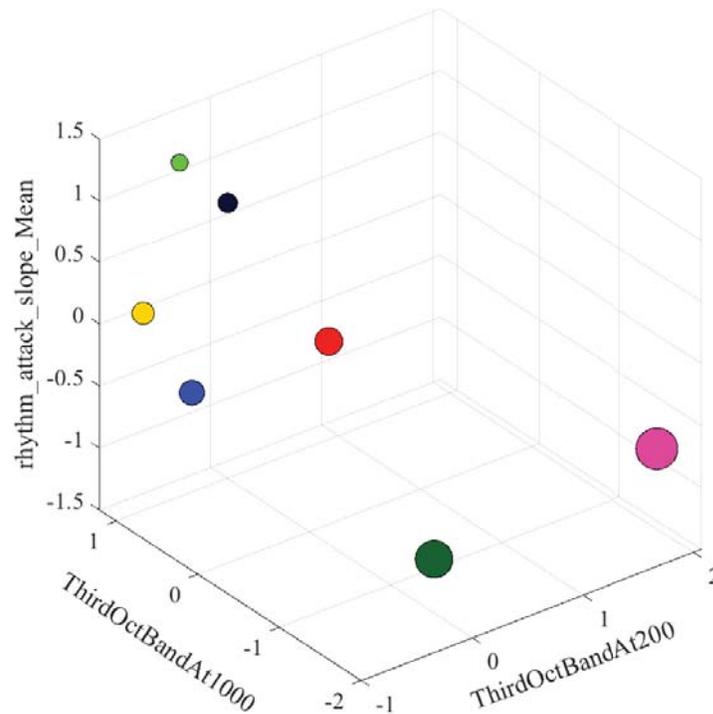


Figure 4.17 Graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante en fonction des trois métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut vibrant. La taille des disques est relative aux valeurs prédites. L'équation du modèle est $r = 4.24 x - 3.14 y - 4.35 z + 42.29$. L'axe des x est représenté par la métrique *ThirdOctBandAt200*, l'axe des y par la métrique *ThirdOctBandAt1000*, l'axe des z par *rhythm_attack_slope_Mean* et la taille du disque (r) par l'attribut *Vibrant*. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

Linear regression model:				
Bruyant ~ 1 + spectral_brightness_Std + spectral_rolloff85_Std				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	55.8571	0.3694	151.2051	0.0000
spectral_brightness_Std	-2.3245	0.6278	-3.7025	0.0208
spectral_rolloff85_Std	-2.2455	0.6278	-3.5766	0.0232
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4				
Root Mean Squared Error: 0.97738				
R-squared: 0.96673, Adjusted R-Squared: 0.9501				
F-statistic vs. constant model: 58.1181, p-value = 0.0011067				

Figure 4.18 Modèle de prédiction de l'attribut bruyant pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

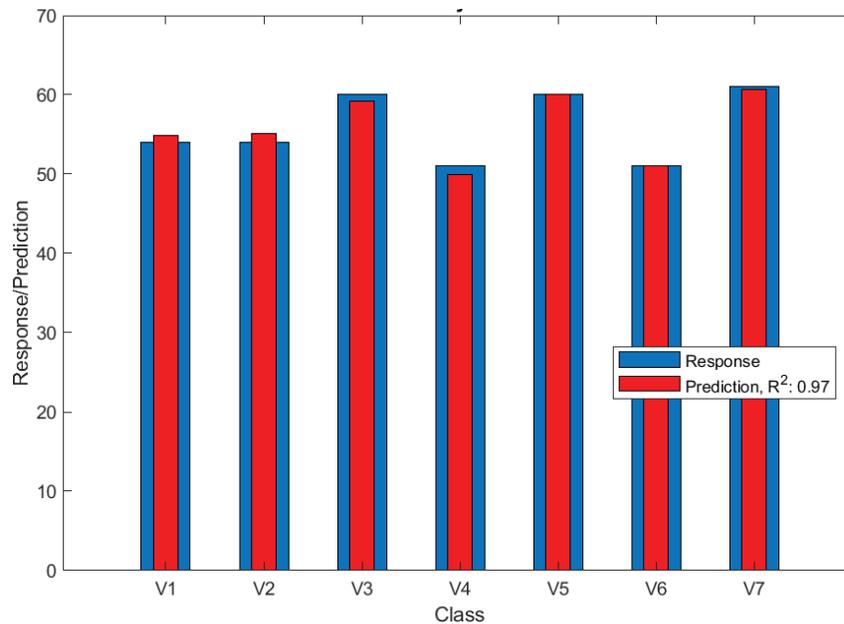


Figure 4.19 Prédiction des réponses de l'attribut bruyant pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

- L'écart type de la brillance du son (*brightness*) : la brillance désigne le contenu des moyennes et hautes fréquences supérieures d'un son. Par exemple, les sons ayant des niveaux élevés du contenu en moyennes et hautes fréquences sont qualifiés de plus brillants.
- L'écart type de la fréquence à laquelle 85% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence.

L'interprétation du modèle est que l'écart type de la brillance (donc la variation de la brillance) du son et l'écart type de la fréquence à laquelle 85% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence ont un impact négatif sur l'attribut bruyant. En bref, moins il y a de variation du contenu en moyennes et hautes fréquences, plus le son sera jugé bruyant. La *p-value* du modèle (0.001) est très faible (< 0.05) donc ce modèle est considéré statistiquement fiable. La *pValue* de l'*Intercept* et des deux prédicteurs sont faibles (< 0.05). Donc, les variations dans les deux prédicteurs ont un effet significatif sur le modèle prédictif de l'attribut bruyant.

La figure 4.20 présente le graphique des prédictions des scores des sons pour la vitesse constante en fonction des valeurs des deux métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut bruyant.

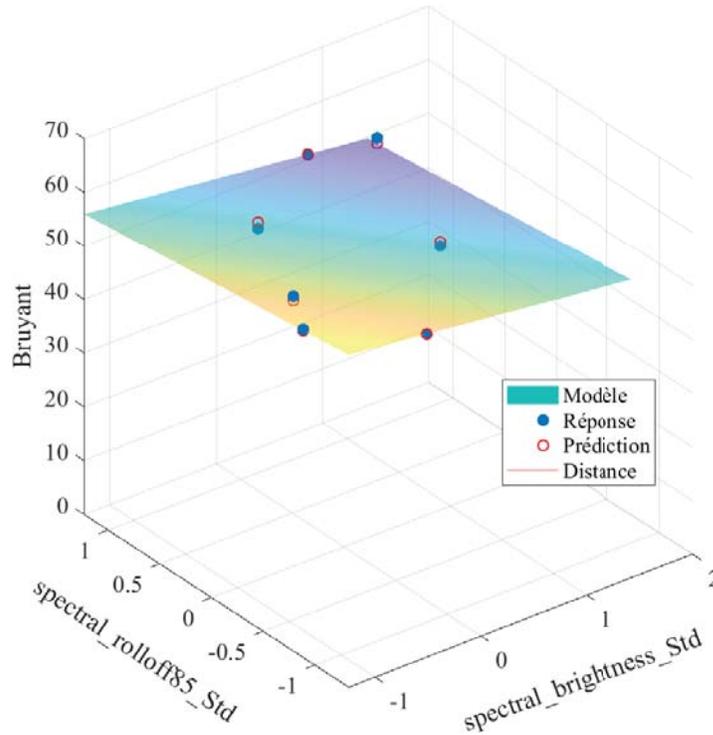


Figure 4.20 Graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnées dans le modèle de l'attribut bruyant. L'équation de la surface est $z = -2.32 x - 2.24 y + 55.86$. L'axe des x est représenté par la métrique *spectral_brightness_Std*, l'axe des y par la métrique *spectral_rolloff85_Std* et l'axe des z par l'attribut *Bruyant*.

Dans le graphique de la figure 4.20, le modèle de prédiction de bruyant est représenté par une surface plane en fonction de la variation de deux prédicteurs choisis par *Lasso*. Ce modèle suggère que les prédictions de l'attribut bruyant augmentent quand : (1) l'écart type de la brillance du son (ou les variations dans le signal temporel de la brillance) et (2) l'écart type de la métrique *spectral_rolloff85* baissent. Toutefois, malgré la significativité statistique de ce modèle, le graphique montre que les pentes de la surface plane du modèle sont très faibles. En effet, les variations de ces deux métriques n'engendrent qu'une petite variation dans l'attribut bruyant. Cela est dû principalement au fait que les réponses avec lesquels le modèle est construit ne variaient pas beaucoup (les scores sont contenus entre les valeurs 50 et 62, voir la figure 4.19).

4.2.2 Le modèle prédictif de qualité sonore

Dans cette sous-section est présenté le modèle de prédiction de la qualité sonore des VRM. Le modèle prédictif est généré par régression linéaire multiple via l'algorithme *Lasso*, avec

les scores d'envie d'achat du test d'écoute avec le panel d'utilisateurs comme entrées et en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques).

La figure 4.21 présente le modèle prédictif généré pour l'envie d'achat pour la condition de vitesse constante.

La figure 4.22 présente la prédiction des réponses pour la condition de vitesse constante à partir du modèle de l'envie d'achat.

Linear regression model:				
Envie_dAchat ~ 1 + SpecLoudnessBarkScale17 + ThirdOctBandAt63				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	35.8571	1.4023	25.5694	0.0000
SpecLoudnessBarkScale17	-3.8908	1.6563	-2.3491	0.0786
ThirdOctBandAt63	4.4513	1.6563	2.6875	0.0548

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4				
Root Mean Squared Error: 3.7103				
R-squared: 0.84216, Adjusted R-Squared: 0.76324				
F-statistic vs. constant model: 10.671, p-value = 0.024914				

Figure 4.21 Modèle de prédiction de l'envie d'achat pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

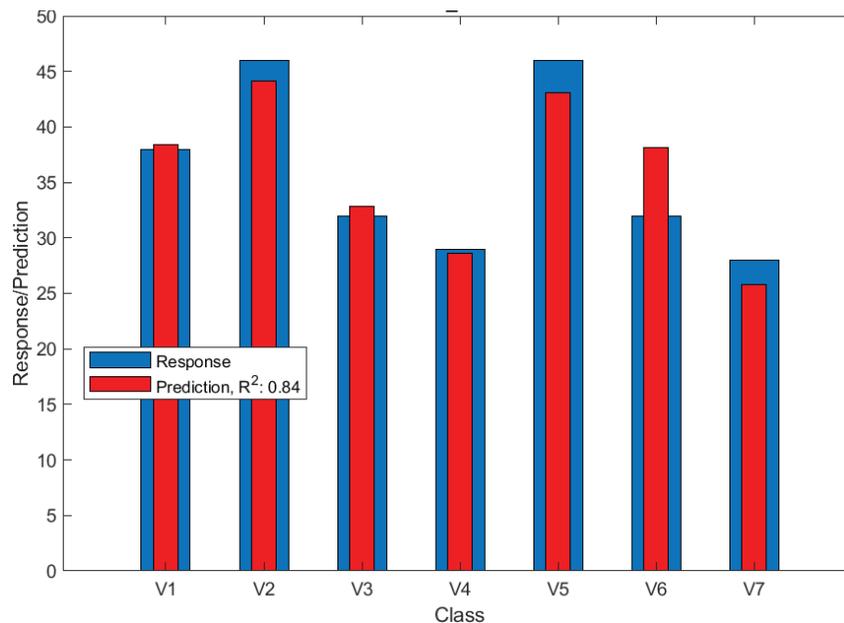


Figure 4.22 Prédiction des réponses de l'envie d'achat pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

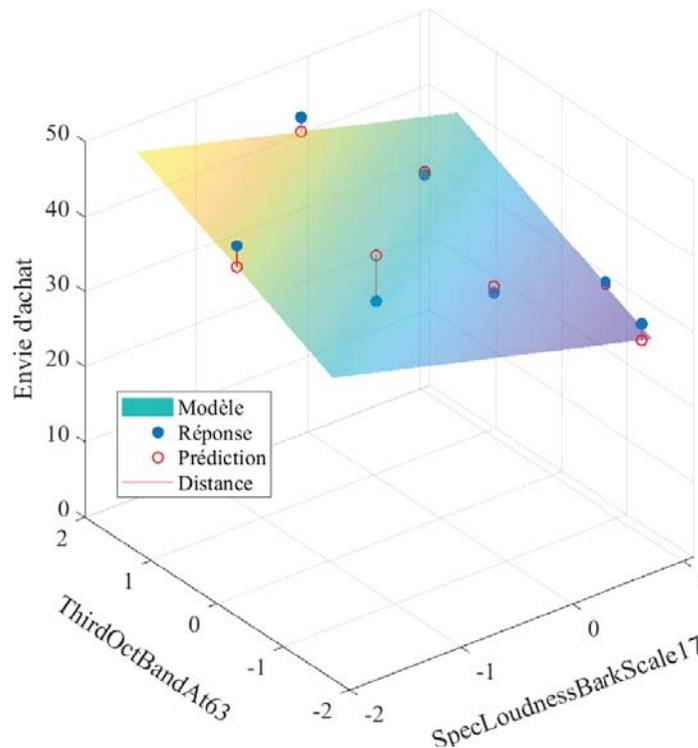


Figure 4.23 Graphique des prédictions des réponses pour la vitesse constante en fonction des métriques sélectionnées dans le modèle d’envie d’achat. L’équation de la surface est $z = -3.89 x + 4.45 y + 35.86$. L’axe des x est représenté par la métrique *SpecLoudnessBarkScale17*, l’axe des y par la métrique *ThirdOctBandAt63* et l’axe des z par l’*Envie d’achat*.

La figure 4.22 montre que le modèle prédit bien l’envie d’achat des sept véhicules avec un coefficient de détermination de 84%. La figure 4.21 montre que l’algorithme *Lasso* a choisi deux métriques seulement parmi toute la liste des 127 métriques. Les métriques choisies sont :

- La sonie spécifique de la bande de Bark 17 (3150Hz à 3700Hz).
- Le niveau en dB par bande de 1/3 d’octave de la bande centrée à 63Hz.

L’interprétation du modèle est que la sonie spécifique de la bande de Bark 17 (3150Hz à 3700Hz) a un impact négatif sur l’envie d’achat et le niveau en dB de la bande centrée à 63Hz (56.2Hz à 70.8Hz) a un impact positif sur l’envie d’achat. La *p-value* du modèle (0.02) est faible (< 0.05), ce qui permet de considérer que le modèle de l’envie d’achat est statistiquement fiable. Dans ce modèle, seule la *p-Value* de l’*Intercept* est faible. La *p-Value* des deux prédicteurs est supérieur au seuil de 0.05, ce qui indique que les variations dans les deux prédicteurs n’ont probablement pas d’effet significatif sur le modèle.

La figure 4.23 présente le graphique des réponses et prédictions pour la vitesse constante en fonction des valeurs des deux métriques sélectionnées dans le modèle d'envie d'achat. Dans le graphique de la figure 4.23 le modèle de prédiction de l'envie d'achat est représenté par une surface plane en fonction de la variation de deux prédicteurs choisis par *Lasso*. Ce modèle suggère que les prédictions de l'envie d'achat augmentent quand : (1) la sonie spécifique de la bande de Bark 17 baisse (Bark située en hautes fréquences) et (2) le niveau en dB de la bande centrée à 63Hz augmente (bande située en très basses fréquences). Ce genre de modèle suggère donc un intérêt de penser en terme de balance entre hautes et basses fréquences.

4.2.3 Les modèles prédictifs des composantes principales importantes

Dans cette sous-section sont présentés les modèles de prédiction des deux premières composantes principales (PC1 et PC2). Les modèles prédictifs sont générés par régression linéaire multiple via l'algorithme *Lasso*, avec les moyennes des *scores* de l'ACP par véhicule de chaque axe PC comme entrées et en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques).

La figure 4.24 présente le modèle prédictif généré pour la première composante principale (PC1) pour la condition de vitesse constante.

La figure 4.25 présente la prédiction des réponses pour la condition de vitesse constante à partir du modèle de l'axe PC1.

La figure 4.25 montre que le modèle prédit bien les *scores* moyens de l'axe PC1 avec un coefficient de détermination de 87%. La figure 4.24 montre que l'algorithme *Lasso* a choisi

Linear regression model:				
PC1_Mean ~ 1 + ThirdOctBandAt4000 + spectral_rolloff85_Std				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	-0.0000	0.2776	-0.0000	1.0000
ThirdOctBandAt4000	1.0201	0.3555	2.8699	0.0455
spectral_rolloff85_Std	0.7798	0.3555	2.1936	0.0933
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4				
Root Mean Squared Error: 0.73458				
R-squared: 0.87433, Adjusted R-Squared: 0.81149				
F-statistic vs. constant model: 13.9143, p-value = 0.015794				

Figure 4.24 Modèle de prédiction de l'axe PC1 pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

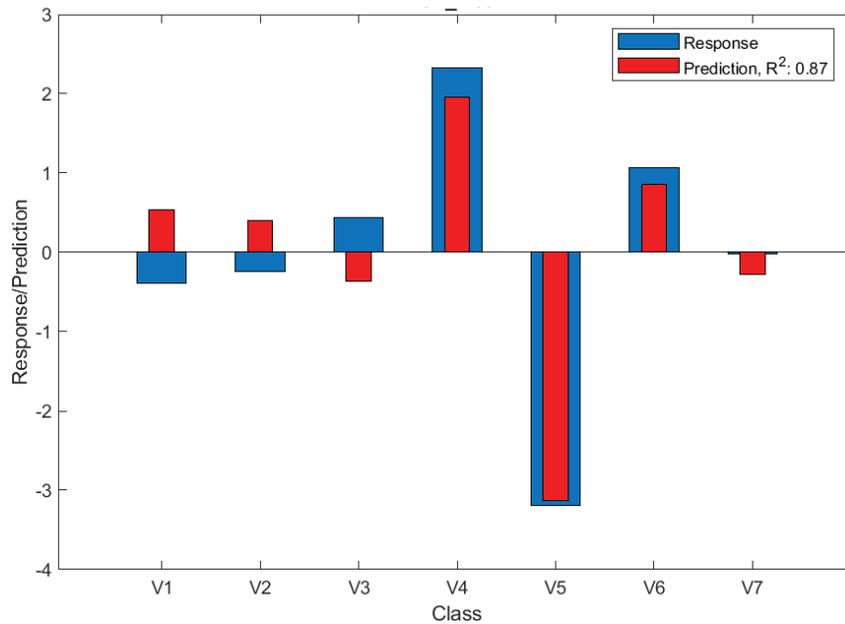


Figure 4.25 Prédiction des réponses de l'axe PC1 pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

deux métriques seulement parmi toute la liste des 127 métriques. Les métriques choisies sont :

- Le niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 4000Hz.
- L'écart type de la fréquence à laquelle 85% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence.

L'interprétation du modèle est que le niveau en dB de la bande centrée à 4000Hz (3548Hz à 4467Hz) a un impact négatif sur le modèle de prédiction de PC1 et l'écart type de la métrique *sepectral_rollof85* a un impact positif sur le modèle de prédiction PC1. Il est intéressant de souligner que ces deux métriques sont déjà choisies par *Lasso* dans les modèles de puissant et agressif. Il y a donc un lien fort entre la composition de PC1 et ces deux attributs. La *p-value* du modèle (0.01) est faible (< 0.05), ce qui permet de considérer que le modèle de l'axe PC1 est statistiquement fiable. Pour ce modèle, la *pValue* du premier prédicteur est faible (< 0.05) et la *pValue* du deuxième prédicteur est > 0.05 , ce qui indique que la variation du premier prédicteur a un effet sur le modèle tandis que la variation du deuxième prédicteur n'a probablement pas d'effet significatif sur le modèle. Aussi, la *pValue* de l'*Intercept* est égale à un puisque les données sont standardisées ce qui fait que le coefficient de l'*Intercept* est égale à zéro dans ce cas.

La figure 4.26 présente le modèle prédictif généré pour la deuxième composante principale (PC2) pour la condition de vitesse constante.

Linear regression model:				
PC2_Mean ~ 1 + ThirdOctBandAt40 + spectral_rolloff95_Slope				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	-0.0000	0.1417	-0.0000	1.0000
ThirdOctBandAt40	-0.4700	0.2411	-1.9497	0.1230
spectral_rolloff95_Slope	0.6384	0.2411	2.6482	0.0571
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4				
Root Mean Squared Error: 0.37495				
R-squared: 0.92096, Adjusted R-Squared: 0.88143				
F-statistic vs. constant model: 23.3025, p-value = 0.0062479				

Figure 4.26 Modèle de prédiction de l'axe PC2 pour la vitesse constante en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

La figure 4.27 présente la prédiction des réponses pour la condition de vitesse constante à partir du modèle de l'axe PC2.

La figure 4.27 montre que le modèle prédit bien les *scores* moyens de l'axe PC2 avec un coefficient de détermination de 92%. La figure 4.26 montre que l'algorithme *Lasso* a choisi deux métriques seulement parmi toute la liste des 127 métriques. Les métriques choisies sont :

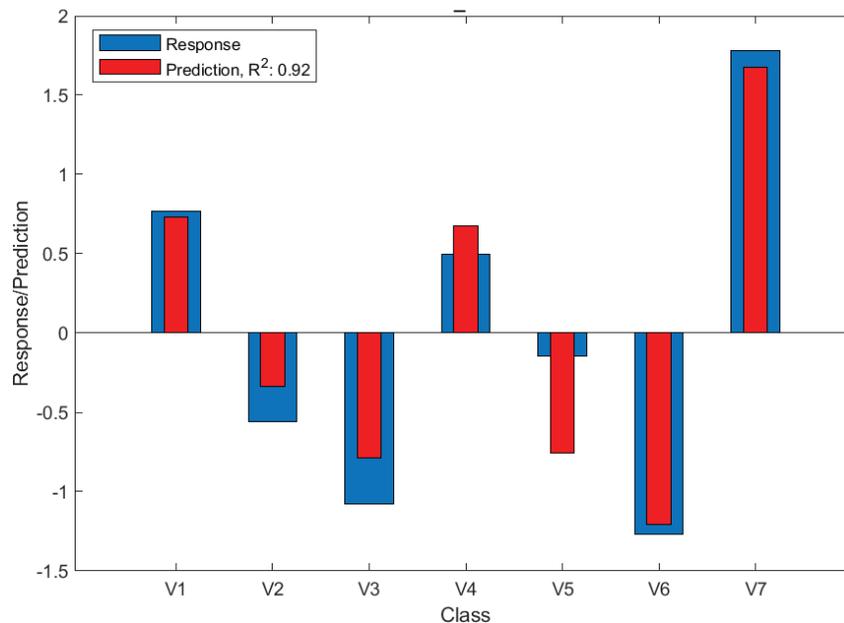


Figure 4.27 Prédiction des réponses de l'axe PC2 pour la vitesse constante. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

- Le niveau en dB par bande de 1/3 d’octave de la bande centrée à 40Hz.
- La pente de la fréquence à laquelle 95% de l’énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence.

L’interprétation du modèle est que le niveau en dB de la bande centrée à 40Hz (35.5Hz à 44.7Hz) a un impact négatif sur le modèle prédictif de PC2 et la pente de la métrique *spectral_rollof95* a un impact positif. La *p-value* du modèle (0.006) est faible (< 0.05), ce qui permet de considérer que le modèle de prédiction de l’axe PC2 est statistiquement fiable. Pour ce modèle, la *pValue* des deux prédicteurs est supérieur à 0.05, ce qui indique que les variations dans ces prédicteurs n’ont probablement pas d’effet significatif sur le modèle. Néanmoins, il est à souligner que le deuxième prédicteur (*spectral_rollof95_Slope*) est déjà choisi par l’algorithme *Lasso* dans le modèle de prédiction de l’attribut doux.

Les autres modèles générés dans le cadre de cette thèse pour les autres conditions (ralenti et accélération rapide) ainsi que leurs prédictions, sont indiqués dans l’annexe G pour alléger ce chapitre. Il est à souligner que ces modèles sont aussi significatifs et cohérents que ceux de vitesse constante.

4.2.4 Synthèse

Les figures 4.28, 4.29 et 4.30 présentent un résumé des modèles de signature sonore et qualité sonore des VRM générés pour les trois conditions de conduite. Dans chaque figure, les rectangles sont ordonnés du plus grand au plus petit de gauche à droite et de haut en bas. Les couleurs sont associées aux attributs à prédire. La taille des rectangles représente les contributions des métriques dans les modèles. Un signe moins (–) est indiqué devant les métriques qui ont un impact négatif sur le modèle.

Les figures 4.28, 4.29 et 4.30, proposent une illustration visuelle des différents modèles de prédiction de la signature sonore et de la qualité sonore des VRM avec toutes les métriques choisies dans chaque modèle. Cela montre également l’efficacité de l’algorithme *Lasso* dans la sélection de quelques métriques seulement pour construire ces modèles parcimonieux à partir d’une grande banque de métriques. Comme les différentes conditions de conduite donnent des modèles différents (ce qui est cohérent puisque chaque condition entraîne une signature sonore spécifique), il serait convenable de considérer en premier lieu les métriques des modèles les plus importants par condition lors de l’optimisation de la qualité sonore des VRM. Toutefois, certaines métriques sont communes à plusieurs attributs et conditions et peuvent avoir une importance parce qu’elles ont un impact multiple sur la qualité sonore. Il est important aussi de souligner que plusieurs modèles de la figure 4.30 impliquent les pentes (*Slopes*) des métriques, ce qui est logique pour des sons d’accélération.

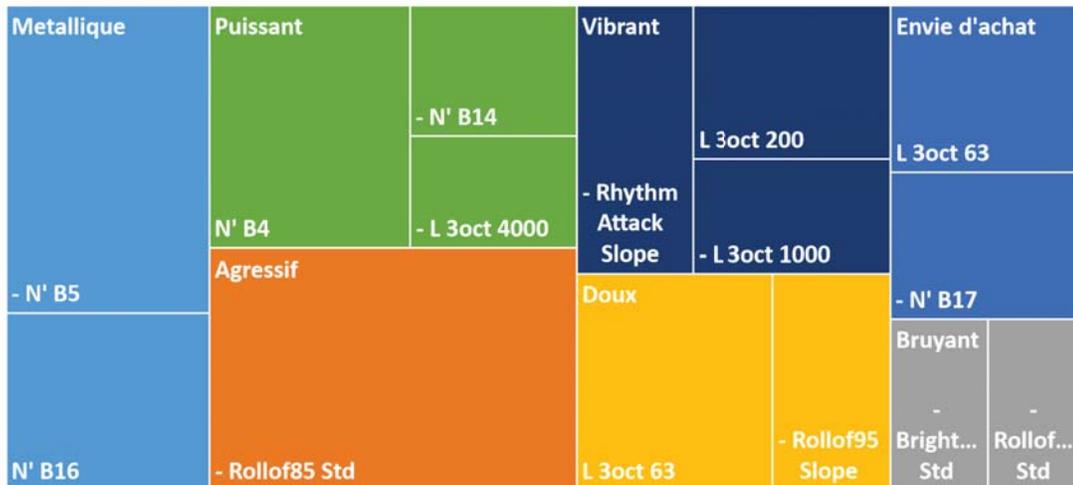


Figure 4.28 Modèles prédictifs pour les sons de VRM à vitesse constante. La taille de chaque métrique (représentée par un rectangle) est relative à sa contribution (ou à son coefficient) dans le modèle de prédiction. Les descriptions des métriques sont indiquées dans le tableau G.1 dans l'annexe G.

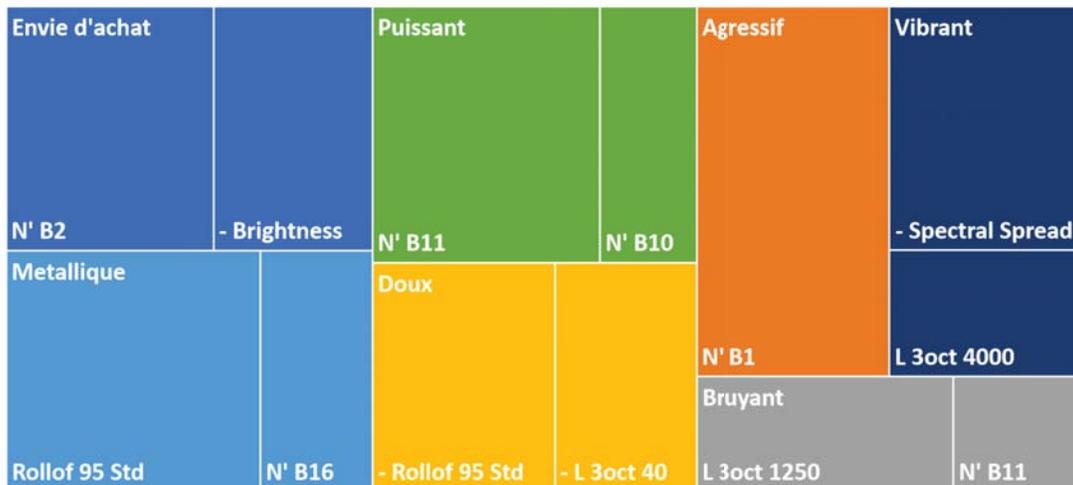


Figure 4.29 Modèles prédictifs pour les sons de VRM au ralenti. La taille de chaque métrique (représentée par un rectangle) est relative à sa contribution (ou à son coefficient) dans le modèle de prédiction. Les descriptions des métriques sont indiquées dans le tableau G.1 dans l'annexe G.

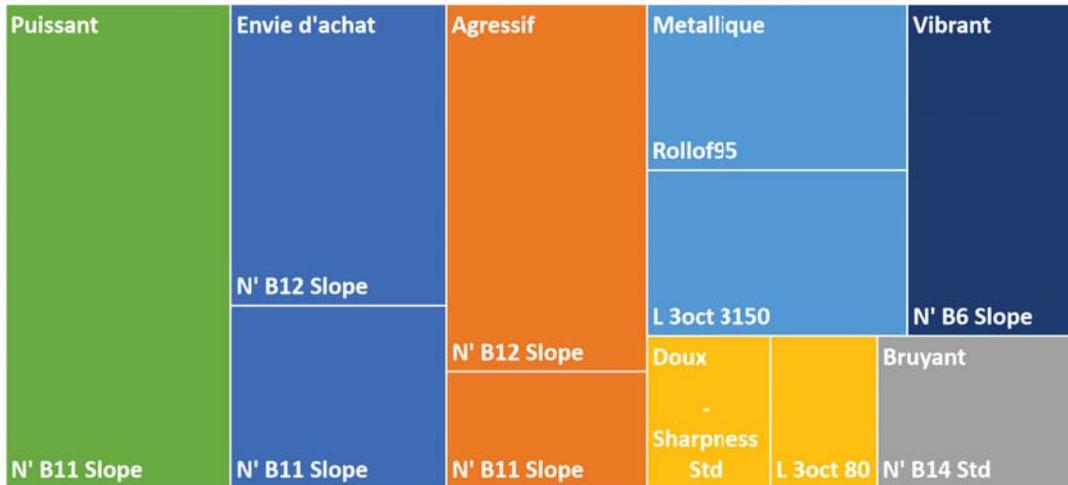


Figure 4.30 Modèles prédictifs pour les sons de VRM en accélération rapide. La taille de chaque métrique (représentée par un rectangle) est relative à sa contribution (ou à son coefficient) dans le modèle de prédiction. Les descriptions des métriques sont indiquées dans le tableau G.1 dans l'annexe G.

À partir des modèles développés dans cette thèse, il est maintenant possible de retrouver la signature sonore et la qualité sonore des VRM actuels et de prédire celles de nouveaux VRM, par exemple, des sons mesurés sur de nouveaux VRM ou avec des sons modifiés virtuellement. Cependant, comparer les véhicules sur la base de tous ces modèles (toutes les métriques dans les trois conditions) risque d'être confus. Par conséquent, afin de simplifier cela, c.-à-d. faciliter la compréhension de la contribution des métriques et la comparaison entre les sons, nous avons créé un outil nommé « la roue des attributs des VRM ». Il s'agit d'un graphique *Excel* [19] qui permet de visualiser facilement les différentes métriques, leurs contributions, l'attribut perceptif correspondant et la condition d'opération pour un véhicule donnée. On la consulte typiquement du centre vers la circonférence. Cette roue des attributs est équivalente à la roue des arômes du vin [88]. Comme exemple, la figure 4.31 présente la roue des attributs pour le véhicule V2. Les roues des attributs pour les six autres VRM sont indiquées dans l'annexe H.

La roue des attributs des VRM comporte trois niveaux, ce sont les trois couronnes circulaires dans le graphique de la figure 4.31 :

1. Les trois conditions d'opérations, représentées par trois couleurs différentes.
2. Les prédictions des attributs et de l'envie d'achat, représentées par la même couleur que les conditions d'opérations. Les valeurs prédites des attributs sont ordonnées dans le sens horaire de la plus grande à la plus petite valeur pour chaque condition.

3. Les contributions des métriques, représentées par des fractions de la couronne. Chaque attribut est subdivisé par le nombre de métriques dans le modèle prédictif en utilisant les coefficients des métriques comme tailles des cases.

Par exemple, pour la condition d'accélération rapide du V2, l'attribut agressif a la plus grande valeur prédite par rapport aux autres attributs. Puis, le modèle de prédiction d'agressif est composé des deux métriques $N' B12 Slope$ et $N' B11 Slope$. Pour rappel, ces deux métriques sont les pentes de sonie spécifique de la bande de Bark 12 et Bark 11, respectivement. Le graphique suggère que l'effet du prédicteur $N' B12 Slope$ est beaucoup plus important que celui du prédicteur $N' B11 Slope$ sur le modèle. À partir des couleurs des métriques, le graphique montre aussi que la métrique $N' B12 Slope$ intervient également dans le modèle de prédiction d'envie d'achat de cette condition. Par conséquent, toute variation dans cette métrique entraînera une variation dans la prédiction de l'attribut agressif et de l'envie d'achat.

4.3 Conception sonore et modifications virtuelles

À présent, cette thèse a fourni des informations très instructives pour la compréhension de la signature sonore et la qualité sonore des VRM. Cela permet de donner des indications et recommandations sur le choix d'un son plutôt qu'un autre. En fait, ces informations vont aider les ingénieurs NVH à ajuster les réglages acoustiques adéquats lors de la conception des sons de VRM. En outre, les outils développés dans ce projet de recherche permettent d'évaluer rapidement et facilement ces réglages acoustiques appliqués, soit directement sur les véhicules ou virtuellement sur des sons existants, et aident à faire un choix décisif dans le processus de conception sonore.

Cette section aborde le processus de conception sonore pour la création d'un nouveau son du véhicule de référence (V1) à partir de modifications virtuelles du son actuel et la façon dont le processus de conception prend en compte les différents attributs et les métriques dans les modèles de prédiction de la qualité sonore. Cela peut-être considéré comme une suite de l'étude de conception participative du son et une application concrète des recommandations de cette thèse.

4.3.1 Modifications virtuelles pour atteindre la signature sonore cible

L'idée ici est d'appliquer des modifications virtuelles en se basant sur les indications pour atteindre la signature sonore cible du V1, désirée par le panel d'utilisateurs. Pour rappel, les utilisateurs souhaitent un son plus puissant, moins métallique, plus doux, moins bruyant, légèrement moins agressif et moins vibrant que le son d'origine (V1).

Avant toutes modifications ou réglages acoustiques, il est très utile pour le concepteur sonore de connaître l'emplacement des métriques sur un spectrogramme, la représentation temps-fréquence du son. Cela donne une représentation visuelle de la façon dont l'énergie dans les différentes bandes de fréquences change (ou pas) dans le temps ce qui permet de comprendre la signature du son. Toutefois, pour la comparaison des sons il est plus fréquent de comparer les spectres en fréquence ou simplement les signaux temporels.

Dans cette étude, une représentation spectrale en bandes de 1/3 octave a été adoptée pour aider à comprendre les différences entre les sons et faire apparaître les différentes métriques. La figure 4.32 présente le positionnement des métriques sélectionnées dans les modèles prédictifs de qualité sonore sur le spectre en fréquence des sons pour l'accélération rapide. Seuls le V1, V2 et V5 sont considérés dans ce graphique pour alléger la figure. Pour rappel, V1 est le véhicule de référence, V2 est le véhicule modifié et V5 est celui qui a eu la meilleure note d'envie d'achat pour la condition d'accélération. Dans la figure 4.32 les flèches montrent l'emplacement des métriques sur le spectre et leurs potentielles orientations pour améliorer la qualité sonore. Les métriques discutées dans cette figure sont tous les prédicteurs retenus dans les modèles de prédiction de la signature sonore et de la qualité sonore des VRM à l'exception de la netteté (*Sharpness*). Ce dernier, étant associé au contenu en hautes fréquences du son, il est donc dépendant des autres prédicteurs.

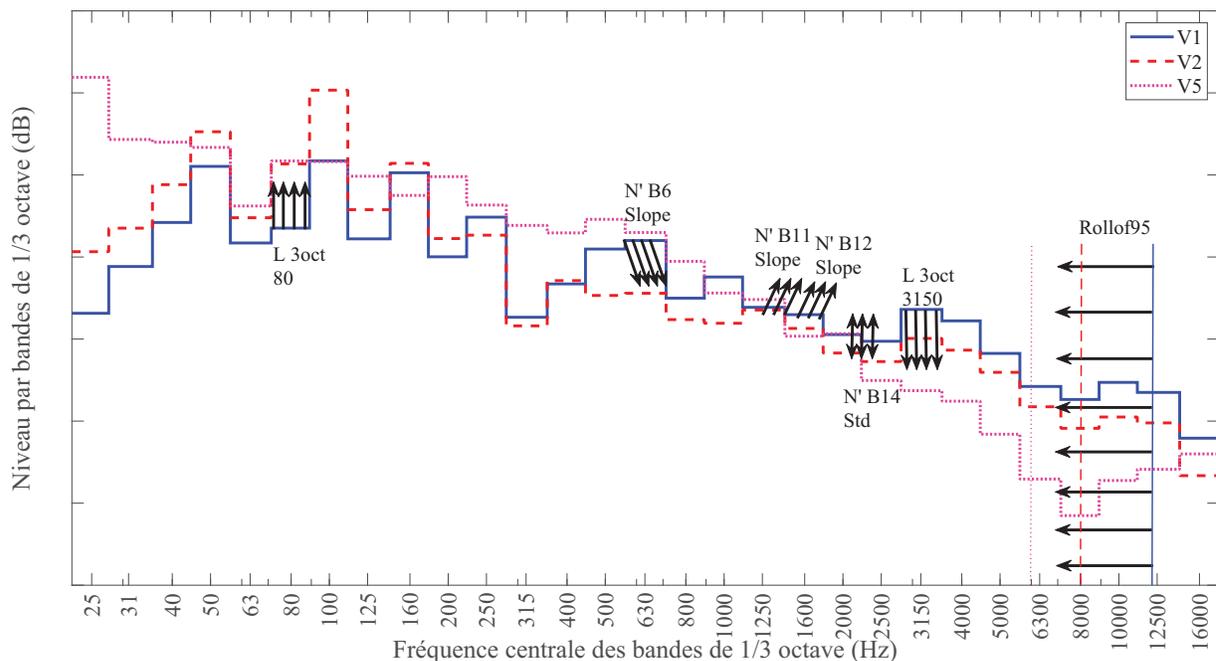


Figure 4.32 Positionnement des métriques sur le spectre en bandes de 1/3 octave pour l'accélération rapide. La graduation de l'axe verticale est de 10 dB.

Premièrement, la figure 4.32 montre que les trois spectres sont différents notamment en hautes fréquences (2000Hz à 16000Hz). Deuxièmement, il apparaît successivement, de gauche à droite :

- 1) Le niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 80Hz (L 3oct 80) qui intervient dans le modèle de l'attribut doux. Le niveau de cette bande est plus grand pour V2 et V5 qui sont jugés plus doux que le V1. Donc, la tendance est à augmenter cette bande pour avoir un son plus doux. En effet, comme le montre le graphique, les modifications actuelles du V2 ont amélioré cet aspect.
- 2) La pente dans le temps de la sonie spécifique de la bande de Bark 6 (N' B6 Slope) qui intervient dans le modèle de l'attribut vibrant. Cette pente n'est pas visible sur ce graphique (on la suggère par l'usage de flèches diagonales), mais l'idée globale est de situer cette métrique sur le spectre et de montrer que la suggestion est de diminuer la pente de l'énergie contenue dans cette bande de Bark 6 afin de diminuer le score de l'attribut vibrant.
- 3) La pente dans le temps de sonie spécifique de la bande de Bark 11 (N' B11 Slope) qui intervient principalement dans le modèle de l'attribut puissant et en partie dans les modèles d'envie d'achat et d'agressif. Il serait très utile d'augmenter la pente de la sonie spécifique de cette Bark 11 (1270Hz à 1480Hz) pour que le son soit plus puissant. Dans ce cas, l'envie d'achat et l'attribut agressif vont aussi augmenter. La figure 4.33 montre l'évolution dans le temps de la sonie spécifique de Bark 11 pour V1, V2 et V5 en accélération rapide.

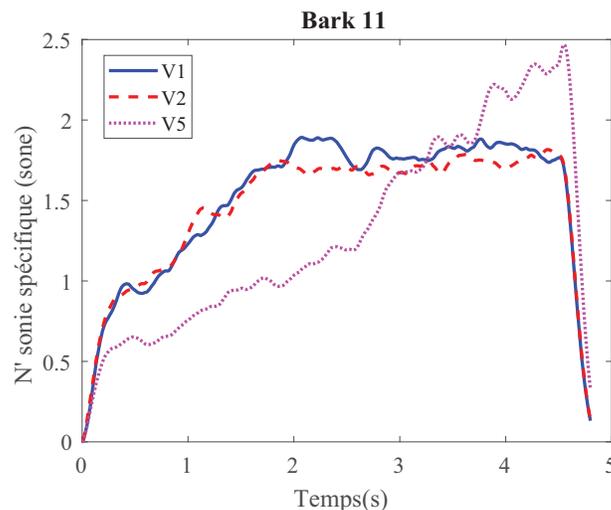


Figure 4.33 Évolution dans le temps de la sonie spécifique de Bark 11 pour V1, V2 et V5 en accélération rapide.

- 4) La pente dans le temps de sonie spécifique de la bande de Bark 12 (N' B12 Slope) qui intervient dans le modèle de l'attribut agressif et de l'envie d'achat. L'augmentation de cette métrique permet d'augmenter à la fois l'envie d'achat et l'agressivité du son. Toutefois, bien qu'il soit logique d'augmenter l'envie d'achat, l'agressivité du son est souvent indésirable. Il faudra donc trouver un compromis. La figure 4.34 montre l'évolution dans le temps de la sonie spécifique de Bark 12 pour V1, V2 et V5 en accélération rapide.
- 5) L'écart type dans le temps de la sonie spécifique de la bande de Bark 14 (N' B14 Std) qui intervient dans le modèle de l'attribut bruyant. La tendance ici est de diminuer l'écart type (ou les variations dans le temps) de la sonie spécifique de la Bark 14 (2000Hz à 2320Hz) pour avoir un son moins bruyant.
- 6) Le niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 3150Hz (L 3oct 3150) qui intervient dans le modèle de l'attribut métallique. Pour cette métrique, le niveau du V1 à cette bande est plus grand que le niveau du V2 et du V5. En effet, le V1 est jugé plus métallique que le V2 et V5. Ainsi, la tendance est de diminuer l'énergie contenue dans cette bande de fréquence pour diminuer le score de l'attribut métallique.
- 7) La fréquence à laquelle 95% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence (Rollof95) qui intervient dans le modèle de l'attribut métallique. Même constat que la métrique précédente, les modifications effectuées sur le V2 ont permis de diminuer le contenu des hautes fréquences ce qui le rend moins métallique.

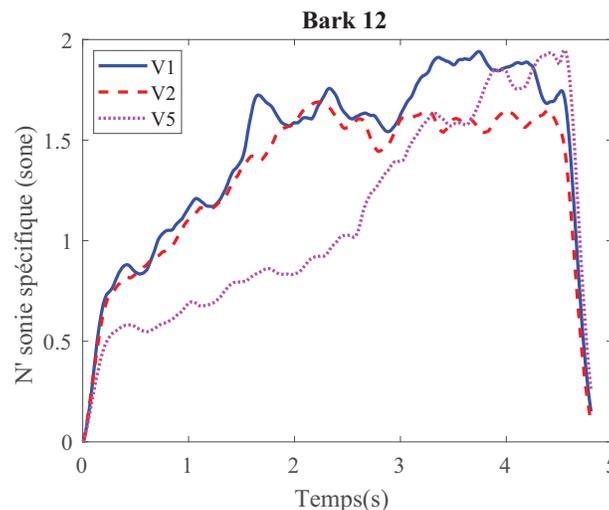


Figure 4.34 Évolution dans le temps de la sonie spécifique de Bark 12 pour V1, V2 et V5 en accélération rapide.

En fait, il semble que le contenu des hautes fréquences joue un rôle important dans la perception l'attribut métallique.

Sur la base des éléments évoqués, des modifications virtuelles du son V1 ont été réalisées à l'aide du logiciel Reaper [52] pour créer un nouveau son, qui est nommé VM.

4.3.2 Prédiction de la signature sonore et de la qualité du son modifié

Les modèles prédictifs des attributs, générés pour la condition d'accélération rapide, sont utilisés pour évaluer le profil du son modifié virtuellement (VM) afin de déterminer si les modifications virtuelles effectuées permettent d'atteindre la signature cible du V1. La figure 4.35 présente la prédiction du profil sonore du son modifié virtuellement (VM). Ce profil est comparé au profil sonore du V1 d'origine et au profil sonore désiré par les usagers (résultat de la conception sonore participative).

La figure 4.35 montre que le profil du son modifié virtuellement se rapproche du profil sonore désiré par les usagers. Cela confirme que les modifications virtuelles effectuées sur le son ont permis d'atteindre les objectifs en termes de signature sonore du VRM de référence à l'exception de deux attributs (agressif et bruyant). Malgré cette petite différence au profil souhaité, la prédiction suggère que les recommandations ont amené à une signature sonore améliorée. En effet, le profil modifié virtuellement est également comparable à celui du V5, comme le montre la figure 4.36.

Maintenant qu'on s'est assuré que la signature sonore cible est approchée par le son modifié virtuellement, il reste à vérifier si la qualité sonore (envie d'achat dans cette étude)

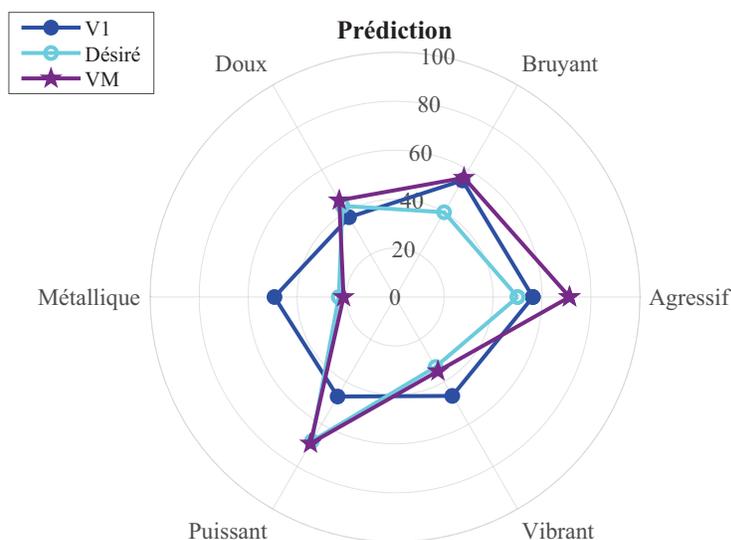


Figure 4.35 Prédiction du profil du son modifié virtuellement (VM) et comparaison au profil d'origine du V1 et au profil désiré du V1.

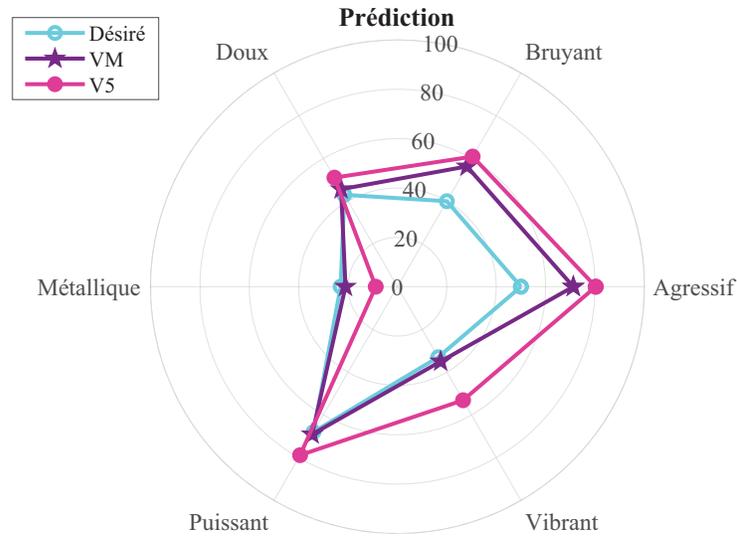


Figure 4.36 Prédiction du profil du son modifié virtuellement (VM) et comparaison au profil désiré du V1 et au profil du V5.

est améliorée. À cette étape, une prédiction à partir du modèle de l'envie d'achat pour l'accélération rapide est réalisée sur le son modifié virtuellement (VM). La figure 4.37 présente le résultat de prédiction d'envie d'achat du son modifié virtuellement (VM). Cette prédiction est comparée, dans la même figure, aux valeurs prédites pour le son d'origine (V1) et le son du V5 qui a eu le meilleur score d'envie d'achat lors des tests d'écoute.

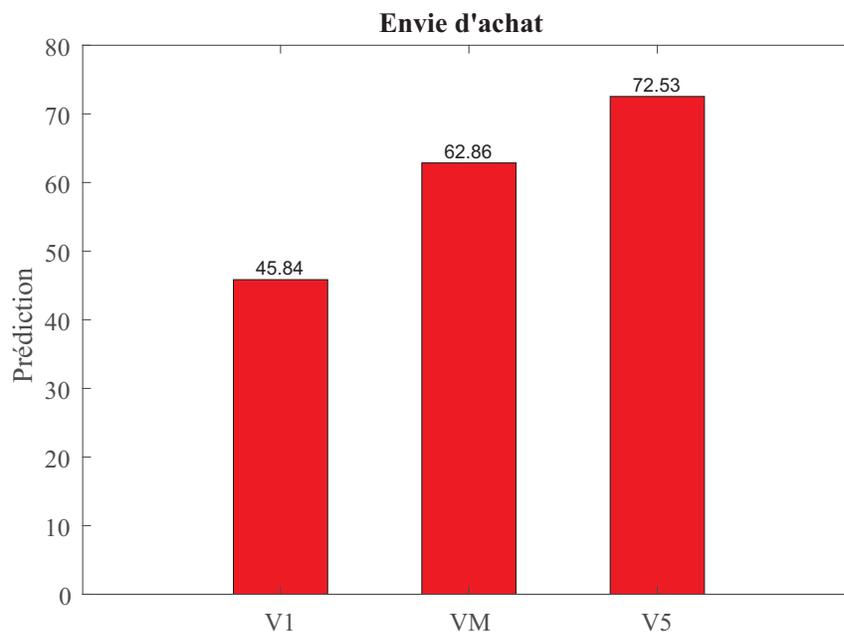


Figure 4.37 Prédiction de l'envie d'achat du son modifié virtuellement (VM) et comparaison au son d'origine (V1) et au son du V5 (meilleur score).

La prédiction montre que l'envie d'achat du VM (son issu des modifications virtuelles) est meilleure que l'envie d'achat prédite pour le son d'origine (V1). Cependant, la valeur prédite pour V5 est toujours supérieure. Ceci peut-être interprété comme un signe que la signature sonore souhaitée par les usagers représente une signature améliorée du V1, mais elle peut-être encore optimisée. Aussi, le V5 est un véhicule d'une toute autre catégorie que les VRM, ceci doit influencer la signature sonore désirée, qui est toujours issue de modifications des attributs par rapport à V1.

4.4 Conclusion

Le but principal de ce chapitre était de développer des modèles de prédiction des évaluations subjectives des sons des VRM. Pour l'aboutissement de cette étude, ce chapitre a présenté : 1) une introduction sur les modèles prédictifs de signature sonore et de qualité sonore, 2) la méthode de construction de ces modèles prédictifs, 3) les modèles des attributs et de l'envie d'achat des VRM et les résultats de prédiction et 4) un exemple appliqué de la conception sonore et modifications virtuelles pour atteindre la signature sonore cible du véhicule de référence.

En premier lieu, la méthode a présenté brièvement les différents éléments de l'implémentation d'une régression linéaire multiple avec Matlab en utilisant l'algorithme *Lasso/Elastic-net*. Ensuite, sont données quelques indications sur l'évaluation de la qualité des modèles.

En deuxième lieu, les résultats ont mis en évidence l'efficacité de l'algorithme *Lasso* pour la sélection de quelques métriques significatives parmi une grande banque de métriques. En effet, lors de la génération des modèles prédictifs (de profils sensoriels, de qualité sonore et des composantes principales importantes), l'algorithme *Lasso* n'a retenu qu'un, deux ou trois prédicteurs au maximum dans chaque modèle parmi une liste de 127 prédicteurs potentiels (182 prédicteurs pour l'accélération rapide), ce qui a conduit à des modèles prédictifs parcimonieux et facilement compréhensibles. Pour les données de cette thèse, les modèles construits ont présenté une bonne cohérence et une bonne significativité statistique. Toutefois, certains modèles manquent de robustesse pour les prédictions sur de nouveaux sons (échantillons distincts des sons utilisés dans les tests d'écoute). Cela est dû principalement au petit nombre d'échantillons dans les données de validation croisée.

Ensuite, cette thèse a permis de développer un outil graphique de visualisation (la roue des attributs des VRM) pour faciliter les interprétations des contributions des métriques, dans les modèles prédictifs, sur la signature sonore et la qualité sonore des VRM. Ceci a mené à des indications très utiles pour l'optimisation de la qualité sonore et pour ajuster la signature sonore des VRM.

Finale­ment, des modifications virtuelles sur le son du véhicule de référence ont été réalisées afin d'ajuster artificiellement sa signature sonore selon les recommandations indiquées dans cette thèse. Cet exemple de conception sonore a donc permis de modifier le son d'origine d'une façon à approcher le profil sonore souhaité par les usagers lors des tests d'écoute. Cela a été ensuite vérifié à l'aide de prédictions avec les modèles des attributs. Dans le même contexte, sur la base d'une prédiction à partir du modèle d'envie d'achat, le son modifié a montré une nette amélioration en termes de qualité sonore par rapport au son d'origine. Ceci confirme que la signature sonore souhaitée par les usagers représente bien une signature sonore améliorée.

CHAPITRE 5

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Les trois objectifs principaux de ce projet de doctorat étaient de : 1) comprendre, qualifier et quantifier ce que les usagers comprennent de la signature sonore actuelle de véhicules récréatifs motorisés, 2) comprendre, qualifier et quantifier ce que les usagers de VRM désirent comme signature sonore du Defender et 3) déployer une démarche qui fait le pont entre ces deux aspects. Pour l'aboutissement des objectifs susmentionnés, une étude de la qualité sonore, de la signature sonore et de la conception sonore participative des VRM a été effectuée à l'aide d'une méthode de profilage sensoriel rapide. Cette étude a été réalisée selon un scénario réaliste pour une application dans la pratique avec des ressources limitées. Ensuite, des modèles de prédiction de qualité sonore ont été développés. En outre, un exemple appliqué de la conception sonore et des modifications virtuelles pour atteindre la signature sonore cible du véhicule de référence.

En réponse au premier objectif, les profils sonores actuels de sept véhicules dans trois conditions de conduite (vitesse constante, ralenti et accélération rapide) et dans deux conditions de sonie globale ont été obtenus à partir d'une évaluation subjective de six attributs perceptifs. En réponse au deuxième objectif, un profil sonore désiré d'un véhicule de référence a été librement conçu par les participants. Le processus de développement des attributs perceptifs utilisé dans cette étude s'est révélé très rapide par rapport à la méthode descriptive classique. Ainsi, et comme point d'originalité principal, la méthode proposée dans ce projet de doctorat est conçue pour fournir un accès rapide aux profils sonores d'un ensemble de sons. En outre, le délai d'exécution de l'étude a été suffisamment court pour garantir une réponse rapide aux besoins pratiques des fabricants qui effectuent souvent une conception acoustique annuelle et itérative.

L'analyse de corrélation entre la sonie globale des échantillons sonores et les attributs perceptifs a montré que les attributs perceptifs étaient fortement corrélés avec la sonie globale des sons. L'égalisation de la sonie globale des sons a montré que les attributs perceptifs étaient très dépendants les uns des autres et qu'ils étaient bien corrélés avec la sonie globale. Cela confirme l'importante dépendance des évaluations subjectives des échantillons sonores par rapport à leur niveau de sonie globale. Elle confirme donc les connaissances tirées de la littérature et valide également l'ensemble des tests présentés dans cette thèse.

L'application de la méthode du *bootstrapping* statistique pour simuler les évaluations perceptuelles d'un grand nombre de participants virtuels sur la base des évaluations réelles d'un nombre limité de participants a permis une meilleure transcription des informations contenues dans les évaluations originales. Ensuite, l'analyse en composantes principales a été effectuée pour réduire la dimensionnalité des données constituées de toutes les évaluations des attributs perceptifs. Pour les échantillons sonores non égalisés en sonie globale, les résultats ont indiqué que 88% de la variance totale des données initiales peuvent être expliqués par une seule dimension, qui est la sonie globale. Pour les échantillons sonores égalisés en sonie globale, les résultats ont montré que les profils sonores peuvent être réduits aux deux premières dimensions principales, qui expliquent environ 69% de la variance totale dans les données initiales. Cela suggère que l'élimination des dimensions non significatives contribuent à rendre les données moins bruitées.

Cette thèse a présenté également les résultats de deux tests d'écoute réalisés avec un panel de sujets naïfs, en utilisant la même procédure et la même interface graphique que pour le panel d'utilisateurs, et avec un panel dit « grand public », à l'aide d'une borne d'écoute installée dans une exposition sur le son. Pour le panel de participants naïfs, avec un nombre limité à 10 de participants pour l'instant comparé à 19 réponses pour le panel d'utilisateurs, les résultats montrent que les profils sonores actuels, la qualité sonore et le profil sonore désiré sont proches de ceux du panel d'utilisateurs, avec quelques exceptions. Les résultats sont très proches, plus spécifiquement pour la condition de l'accélération rapide. Les résultats obtenus à l'aide de la borne d'écoute, avec un panel grand public, sont en bon accord avec les résultats obtenus avec le panel d'utilisateurs, dans des conditions encore non contrôlées et avec un nombre de participants beaucoup plus important. Cela vient conforter donc l'hypothèse qu'il est possible de remplacer un panel d'utilisateurs de VRM par un panel de participants naïfs (pas d'expérience avec le produit ou le son) lors des tests d'écoute avec des sons en condition d'accélération rapide.

En réponse au troisième objectif de ce projet de doctorat, des modèles de prédiction de la qualité sonore des VRM ont été construits à partir des métriques objectives des sons égalisés en sonie globale. Lors de la génération des modèles prédictifs, l'algorithme *Lasso* n'a retenu que quelques métriques significatives dans chaque modèle parmi une centaine de prédicteurs potentiels, ce qu'a conduit à des modèles prédictifs parcimonieux et facilement compréhensibles. Pour les données de cette thèse, les modèles construits ont présenté une bonne cohérence et une bonne significativité statistique. Toutefois, certains modèles manquent de robustesse pour les prédictions sur de nouveaux sons (échantillons distincts des sons utilisés dans les tests d'écoute). Cela est dû principalement au petit

nombre d'échantillons dans les données actuelles de validation croisée. Également, un outil graphique de visualisation des métriques, nommé « la roue des attributs des VRM », a été développé dans le cadre de ce projet de doctorat. Il permet de faciliter les interprétations des contributions des métriques, dans les modèles prédictifs, sur la qualité sonore globale des VRM. Ceci a mené à des indications très utiles pour l'optimisation de la qualité sonore et pour ajuster la signature sonore des VRM en général et, en particulier, du Defender.

Finalement, des modifications virtuelles sur le son du véhicule de référence ont été réalisées afin d'ajuster artificiellement sa signature sonore selon les recommandations indiquées dans cette thèse. Cet exemple de conception sonore a permis de modifier le son d'origine d'une façon à approcher le profil sonore souhaité par les usagers lors des tests d'écoute. Cela a été ensuite vérifié à l'aide de prédictions avec les modèles des attributs. Dans le même contexte, sur la base d'une prédiction à partir du modèle d'envie d'achat, le son modifié a montré une nette amélioration en termes de qualité sonore par rapport au son d'origine. Ceci confirme que la signature sonore souhaitée par les usagers représente bien une signature sonore améliorée.

Les perspectives qui découlent de ce projet sont :

- D'abord, il semble qu'un point faible de la méthodologie pourrait être corrigé pour les études futures. En effet, pour les sessions de développement du vocabulaire, tous les sons (avec ou sans égalisation de la sonie globale) ont été utilisés ensemble. Probablement pour être sûr d'avoir suffisamment de descripteurs pour décrire à la fois les cas égalisés et non égalisés. En effet, nous avons eu l'impression par la suite que des descripteurs plus subtils auraient pu être plus utiles pour décrire subtilement les sons égalisés en sonie.
 - Au vu des premiers résultats importants de cette thèse, avec seulement l'application du *bootstrap* classique, il semble pertinent d'explorer, dans le futur, les autres méthodes plus avancées du *bootstrap* afin d'affiner les résultats.
 - Aussi, afin d'appuyer les résultats des tests de la borne d'écoute avec grand public présenté dans cette thèse, la suite logique consisterait à évaluer les trois autres attributs en gardant les mêmes échantillons sonores.
 - Il serait aussi intéressant de développer des modèles prédictifs de qualité sonore, avec le jeu de donnée actuel, à l'aide des techniques de forêts d'arbres décisionnels et d'intelligence artificielle, puis de comparer les résultats avec les modèles issus de régression linéaire de cette thèse.
-

- Enfin, vu que la condition d'accélération rapide (signaux non stationnaires) semble également importante pour l'étude de la qualité sonore des VRM et les modèles prédictifs sont basés principalement sur des métriques variables dans le temps, ce qui est logique, il serait peut-être utile de développer des modèles prédictifs en considérant tout le signal temporel des métriques au lieu de leurs statistiques uniquement.
-

ANNEXE A

PRINCIPE DE L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES

Cette annexe présente un rappel théorique du principe mathématique de l'analyse en composantes principales [66, 59, 27]. L'annexe A complète la sous-section 2.3.10 du corps de la thèse.

Les données sont collectées dans une matrice \mathbf{X} contenant P colonnes ($p = 1, \dots, P$; variables-attributs) et N lignes ($n = 1, \dots, N$; mesures-réponses des participants aux tests d'écoute).

$$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times P} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1P} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{NP} \end{bmatrix}$$

L'analyse ACP est la décomposition de la matrice $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times P}$ en une série de matrices $\mathbf{M}_a \in \mathbb{R}^{N \times P}$ de rang 1 :

$$\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times P} = \sum_{a=1}^A \mathbf{M}_a \quad (\text{A.1})$$

avec $A = \min(N, P)$.

Puisque le rang des matrices \mathbf{M}_a est 1, elles peuvent être représentées en tant que produit extérieur de vecteurs t_a et w_a :

$$\mathbf{M}_a = t_a w_a^T \quad (\text{A.2})$$

$$\mathbf{X} = \sum_{a=1}^A t_a w_a^T \quad (\text{A.3})$$

avec $t_a \in \mathbb{R}^{N \times 1}$, le vecteur des *scores* et $w_a \in \mathbb{R}^{P \times 1}$, le vecteur des *loadings*. La notation \cdot^T indique la transposition.

Sous forme matricielle, on trouve :

$$\mathbf{X} = \mathbf{T} \mathbf{W}^T \quad (\text{A.4})$$

où $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{N \times L}$ est la matrice des *scores* et $\mathbf{W}^T \in \mathbb{R}^{L \times P}$ la matrice transposée des *loadings*.

Pour trouver les *loadings* et les *scores*, on commence par la recherche d'une combinaison linéaire w_1 de P variables qui explique la plus grande variance de \mathbf{X} :

$$w_1 = \underset{\|w\|_2=1}{\operatorname{argmax}} \{w^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} w\} \quad (\text{A.5})$$

avec la norme p d'un vecteur indiqué par $\|\cdot\|_p$.

Mais puisque nous imposons une contrainte à savoir que w doit être unitaire ($w^T w = \|w\|_2^2 = 1$), l'équation peut être écrite comme suit sans changer le résultat de la maximisation :

$$w_1 = \operatorname{argmax} \left\{ \frac{w^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} w}{w^T w} \right\} \quad (\text{A.6})$$

À partir de ce point, deux méthodes sont couramment utilisées pour résoudre ce problème d'optimisation :

1. Décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ (*Singular Value Decomposition ; SVD*) : méthode de factorisation permettant d'obtenir tous les vecteurs propres simultanément. Les valeurs propres représentent la contribution de chaque PC correspondante dans l'explication de la variance des données.
2. Approche itérative (*Non-linear Iterative Partial Least Squares ; NIPALS*) : méthode itérative permettant de calculer les vecteurs propres séquentiellement. D'abord, on calcule t_1 et w_1 de \mathbf{X} puis on soustrait de \mathbf{X} le produit $t_1 w_1^T$ afin d'obtenir la matrice résiduelle \mathbf{E}_1 . Ensuite, on utilise \mathbf{E}_1 pour le calcul du PC suivant et ainsi de suite.

Pour la création du modèle ACP, on ne garde que L composantes. On aura alors :

$$\mathbf{X} = \mathbf{T}_L \mathbf{W}_L^T + \mathbf{E} = \hat{\mathbf{X}} + \mathbf{E} \quad (\text{A.7})$$

où $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{N \times P}$ est la matrice des résidus et le produit $\mathbf{T}_L \mathbf{W}_L^T$ (nommé $\hat{\mathbf{X}} \in \mathbb{R}^{N \times L}$) la matrice du modèle ACP de $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times P}$.

Une représentation graphique est réalisée dans la figure A.1 pour visualiser la structure matricielle générale d'un modèle de l'ACP.

La variance expliquée représente la partie (en pourcentage) d'information conservée par chaque axe PC et la variance cumulative représente la partie (en pourcentage) d'information total conservé par le modèle ACP. La variance expliquée est calculée par la formule suivante :

$$\frac{\lambda_p}{\sum_{p=1}^P \lambda_p} \times 100 \quad (\text{A.8})$$

où λ_p est la valeur propre de chaque PC.

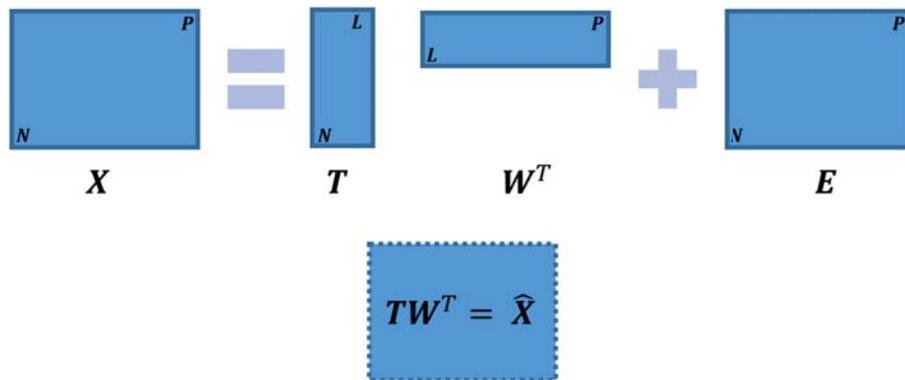


Figure A.1 Structure du modèle de l'ACP.

ANNEXE B

MÉTHODES DES ESSAIS D'ANALYSE SENSORIELLE

Cette annexe présente une liste non exhaustive des différentes méthodes d'essais couramment utilisées dans l'analyse sensorielle des produits alimentaires et en acoustique. L'annexe B complète la sous-section 2.3.6 du corps de la thèse.

B.1 Essais de discriminations

- Essai triangulaire
- Essai duo-trio
- Essai deux-sur-cinq
- Comparaison par paires
- Essai de « Friedman » pour les données classées
- Méthode de choix forcé à n alternatives (*n-AFC* ; *n-Alternative Forced Choice Methods*)
- Tâche de discrimination ABX (*ABX Discrimination Task*)
- Test double-standard (*Dual-Standard Test*)

B.2 Essais subjectifs

- Mesure de la préférence par comparaison par paires
- Échelle hédonique
- Essai de classement

B.3 Essais descriptifs

- Méthodes d'échelle
 - Échelle graduée ou catégorielle
 - Échelle non graduée
 - Essai de « Tukey »
 - Échelle non graduée avec répétitions
 - Essai de « Dunnett »
 - Échelle de variations relatives
- Méthodes d'analyse descriptive quantitative
 - Profil de flaveur
 - Profil de texture
 - Analyse descriptive quantitative
 - Spectre Sensoriel (*Sensory Spectrum*)

- Intensité du temps (*Time Intensity*)
 - Profil libre-choix (FCP ; *Free-Choice Profiling*)
 - Nouvelles méthodes d'analyse descriptive
 - Tri (*Sorting*)
 - Profil flash ou instantané (FP ; *Flash Profiling*)
 - Cartographie projective et *Napping*[®] (*Projective Mapping and Napping*[®])
 - Cocher tout ce qui s'applique (CATA ; *Check-All-That-Apply, or checklists*)
 - Autres méthodes :
 - Échelles d'intensité (*Intensity scales*)
 - Questions ouvertes (*Open-ended questions*)
 - Méthode d'élicitation d'attribut préféré (*Preferred attribute elicitation method*)
 - Positionnement sensoriel polarisé (*Polarized sensory positioning*)
 - Comparaison de paires (*Paired comparisons*)
-

ANNEXE C

ÉCHELLE DE BARKS

Cette annexe présente les bandes fréquentielles critiques avec une échelle de Barks. L'annexe C complète la sous-section 2.4.1 du corps de la thèse.

Tableau C.1 Bande critique z , fréquences de coupure, inférieure (f_l) et supérieure (f_u), de la largeur de la bande Δf_G , centrée à f_c .

z	f_l, f_u	f_c	z	Δf_G	z	f_l, f_u	f_c	z	Δf_G
Bark	Hz	Hz	Bark	Hz	Bark	Hz	Hz	Bark	Hz
0	0				12	1720			
		50	0.5	100			1850	12.5	280
1	100				13	2000			
		150	1.5	100			2150	13.5	320
2	200				14	2320			
		250	2.5	100			2500	14.5	380
3	300				15	2700			
		350	3.5	100			2900	15.5	450
4	400				16	3150			
		450	4.5	110			3400	16.5	550
5	510				17	3700			
		570	5.5	120			4000	17.5	700
6	630				18	4400			
		700	6.5	140			4800	18.5	900
7	770				19	5300			
		840	7.5	150			5800	19.5	1100
8	920				20	6400			
		1000	8.5	160			7000	20.5	1300
9	1080				21	7700			
		1170	9.5	190			8500	21.5	1800
10	1270				22	9500			
		1370	10.5	210			10500	22.5	2500
11	1480				23	12000			
		1600	11.5	240			13500	23.5	3500
12	1720				24	15500			
		1850	12.5	280					

ANNEXE D

DIAGRAMMES EN BOITES DES ÉVALUATIONS

Cette annexe présente les digrammes en boites des évaluations d'attributs par le panel d'utilisateurs pour les trois conditions d'opération et pour les deux tests. L'annexe D complète la sous-section 3.1.5 du corps de la thèse.

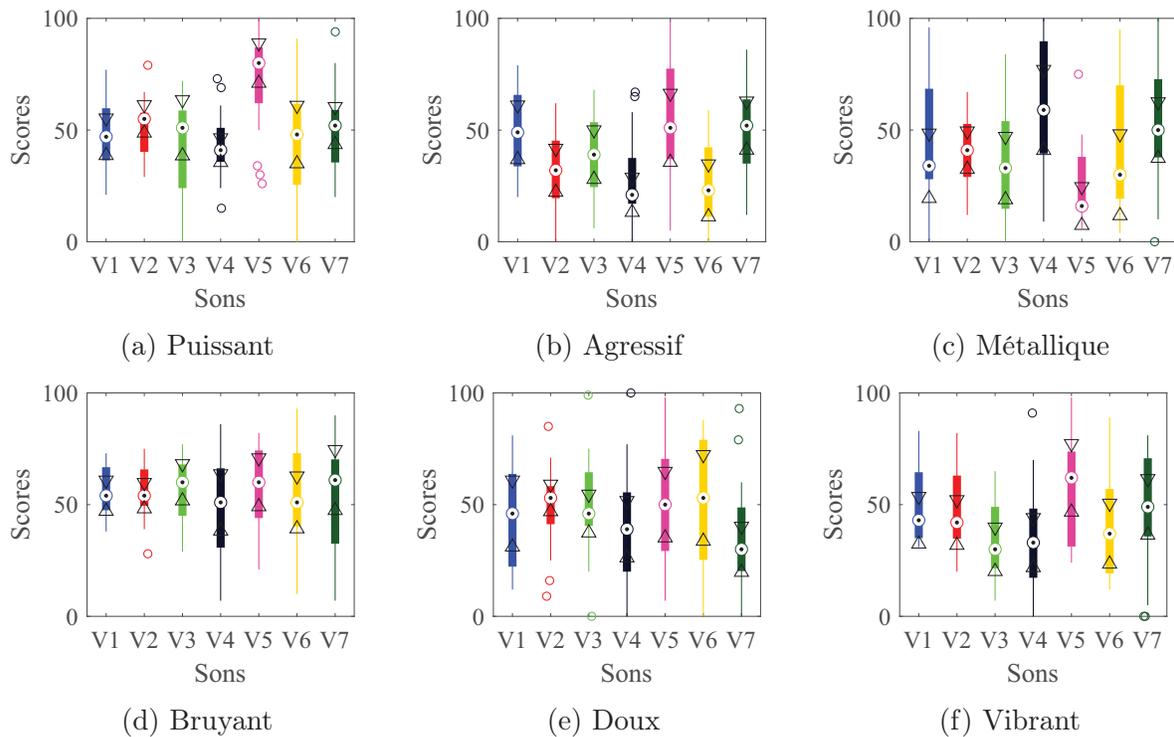


Figure D.1 Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition de vitesse constante, pour le test EQ.

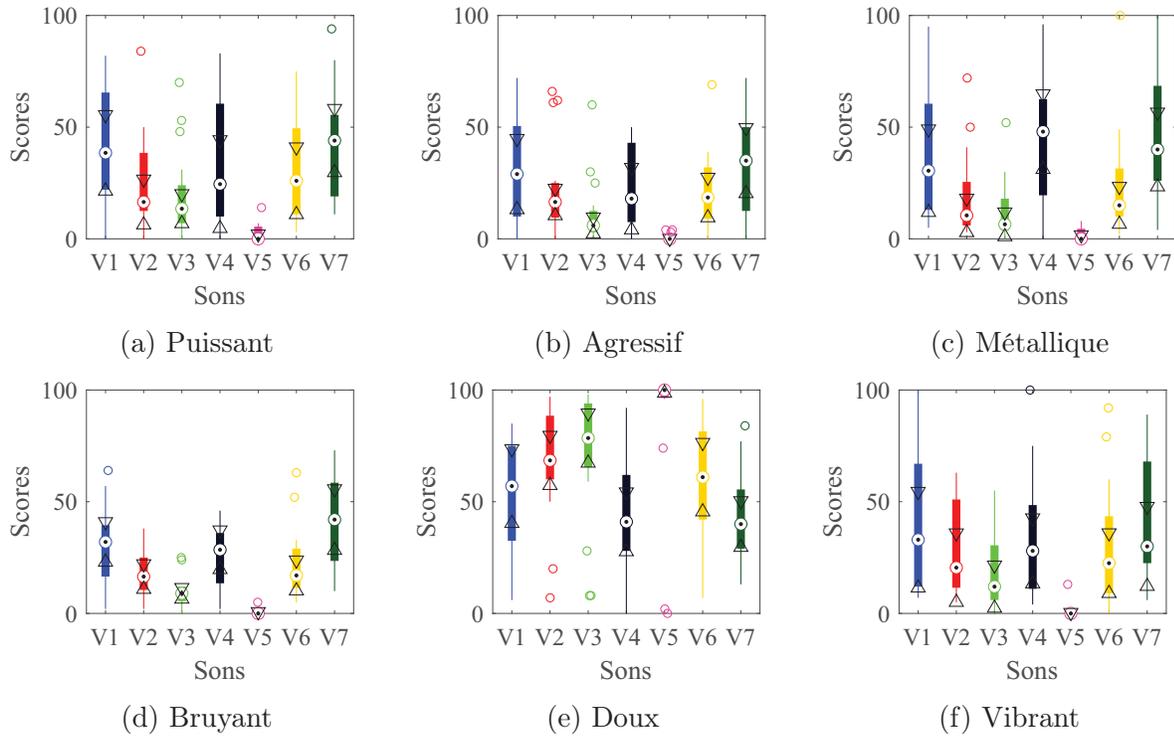


Figure D.2 Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition du ralenti, pour le test NOEQ.

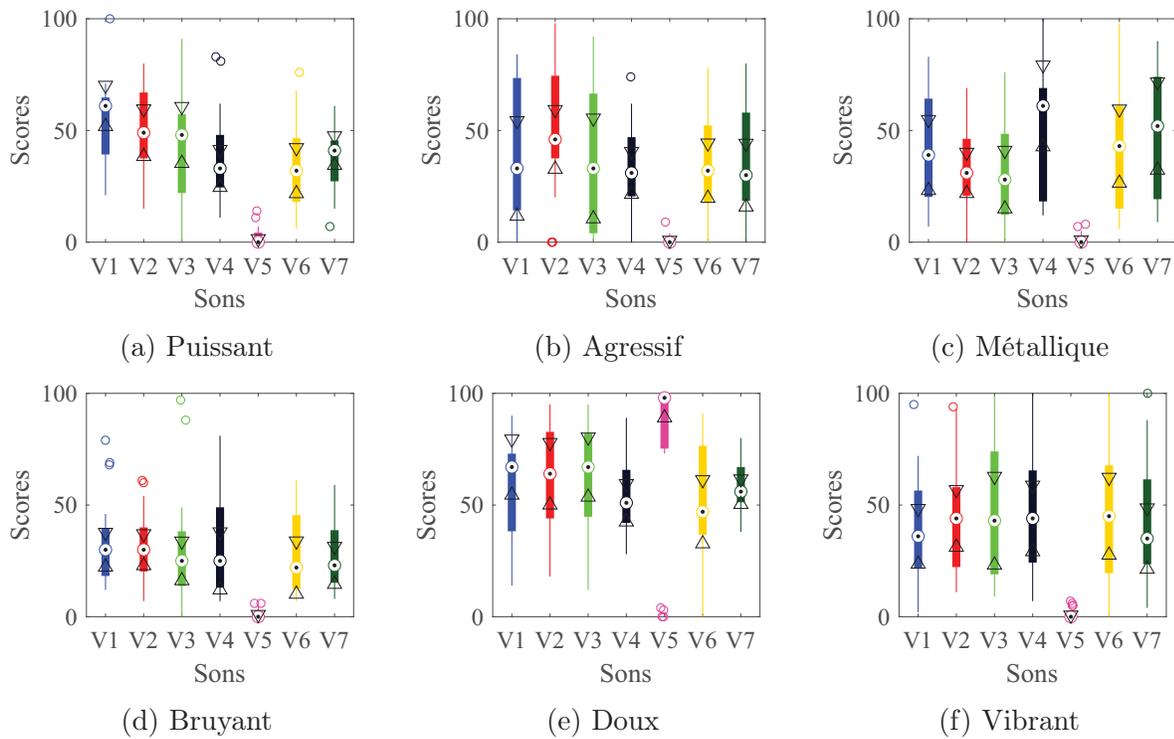


Figure D.3 Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition du ralenti, pour le test EQ.

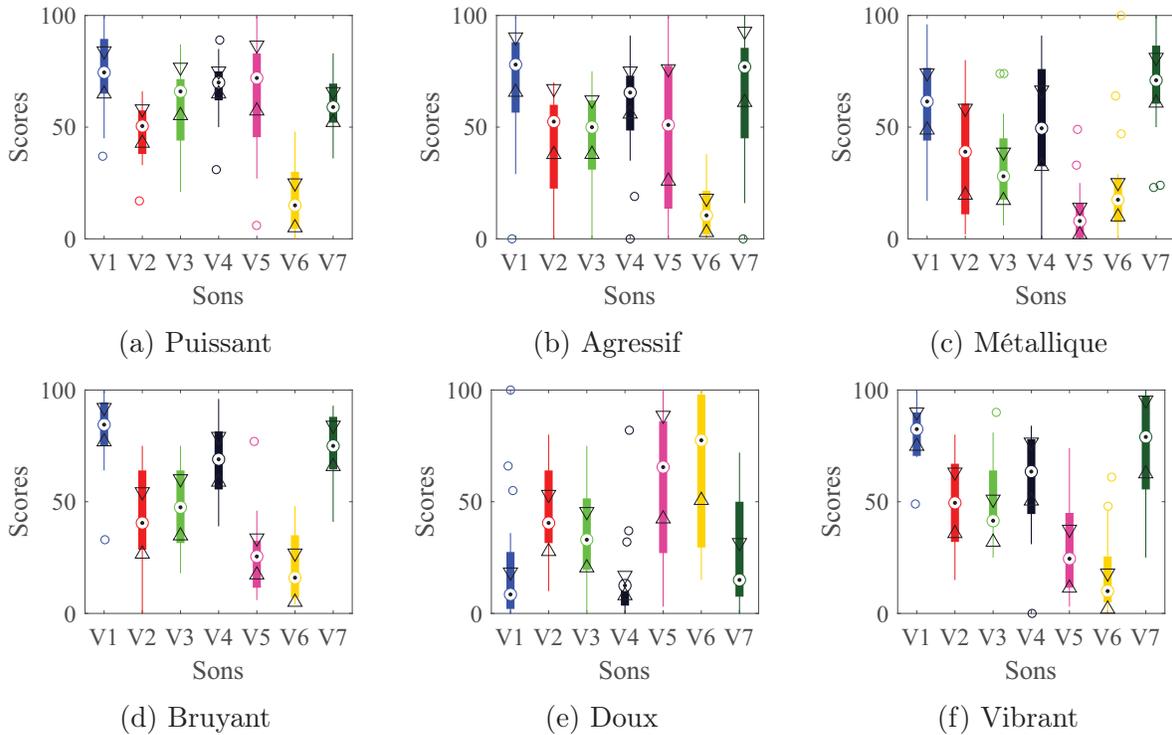


Figure D.4 Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition d'accélération rapide, pour le test NOEQ.

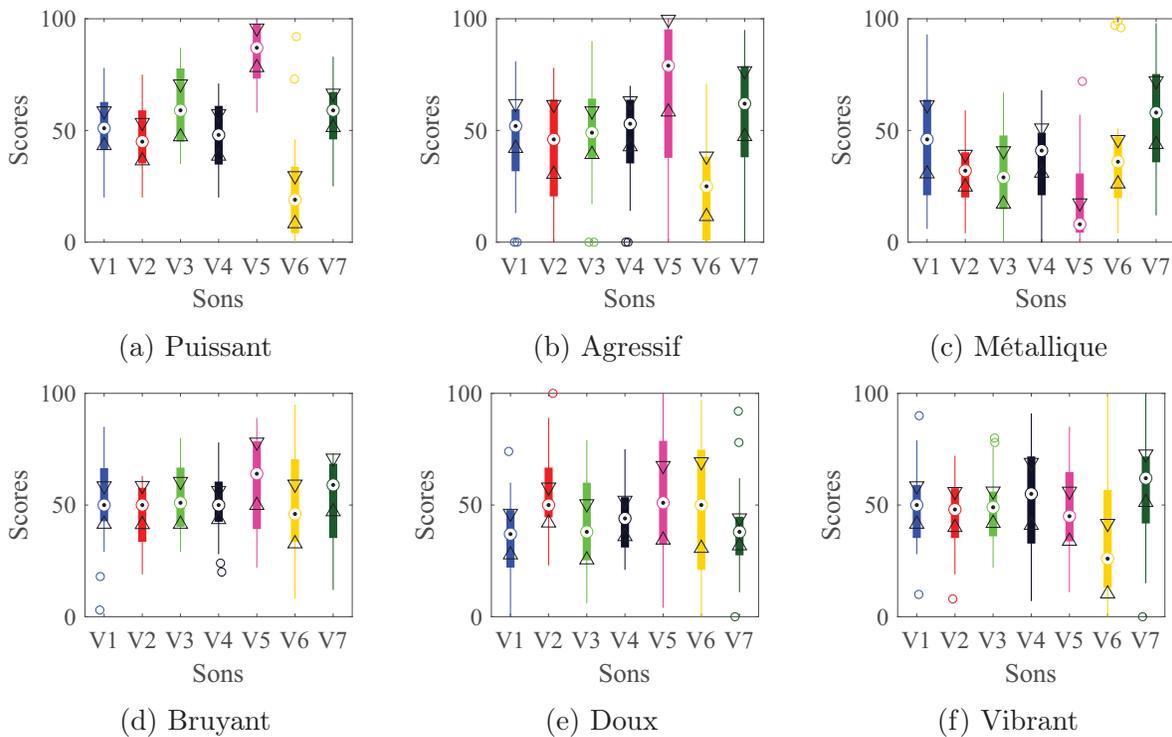
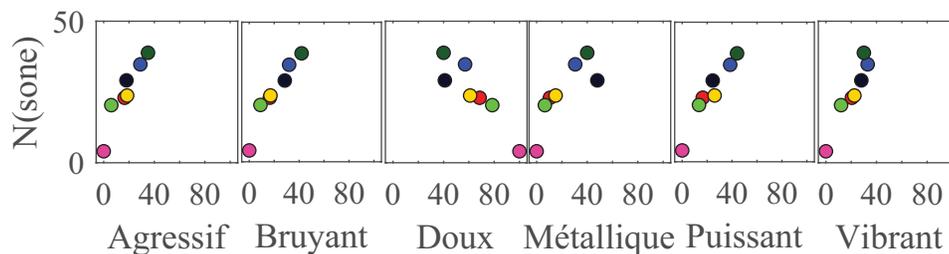


Figure D.5 Diagrammes en boîte des scores des attributs pour la condition d'accélération rapide, pour le test EQ.

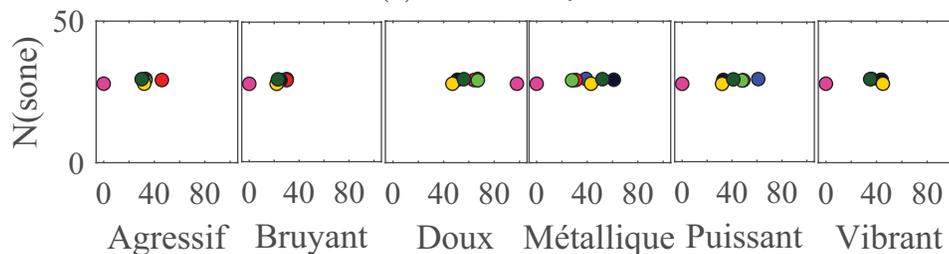
ANNEXE E

EFFET DE L'ÉGALISATION DE LA SONIE GLOBALE DES SONS POUR LE RALENTI ET L'ACCÉLÉRATION RAPIDE

Cette annexe présente les graphiques des nuages de points des scores médians des attributs perceptifs, de l'envie d'achat et de la sonie globale des sons pour les conditions du ralenti et d'accélération rapide. L'annexe E complète la section 3.3 qui présente l'essentiel des résultats.



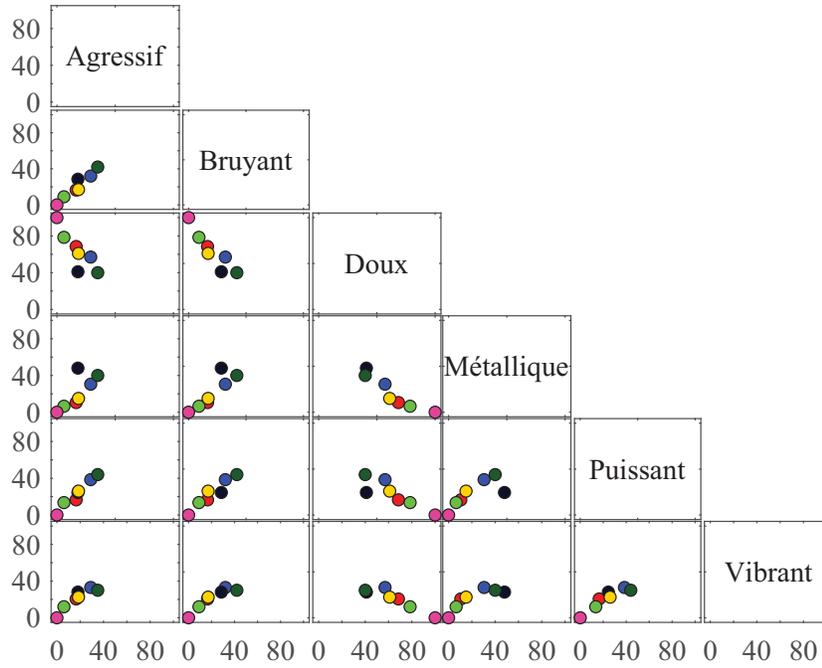
(a) Test NOEQ.



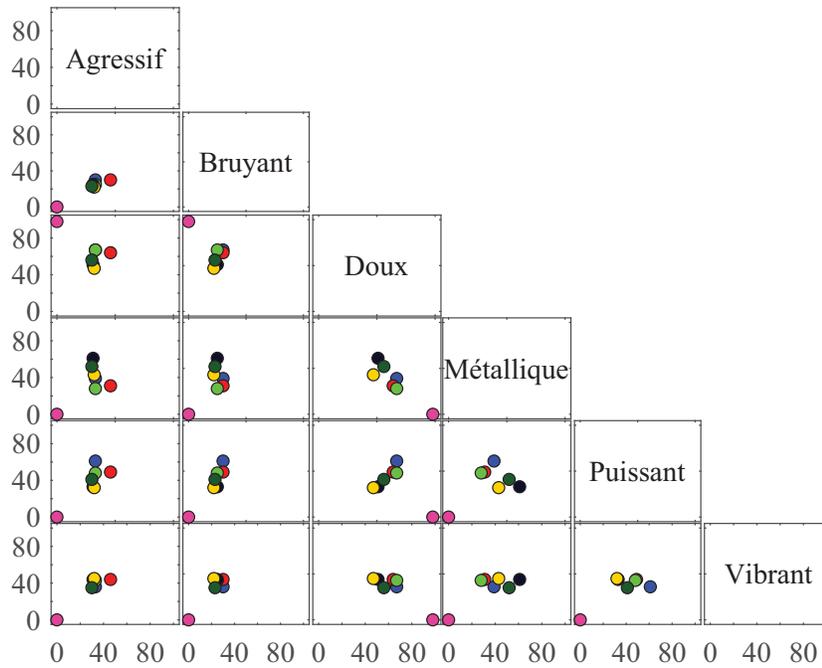
(b) Test EQ.

Figure E.1 Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs (en %) et de la sonie globale des sons (en sone) pour la condition du ralenti. Légende :

● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.



(a) Test NOEQ.



(b) Test EQ.

Figure E.2 Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs pour la condition du ralenti. Les nuages de points correspondent aux scores médians (% pour chaque attribut) pour chacun des sept sons. Les noms des variables affichées le long de la diagonale de la matrice sont également les noms des colonnes pour l'étiquetage des axes x et y. Par exemple, le graphique en haut à gauche est une comparaison entre Agressif et Bruyant, et ainsi de suite. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

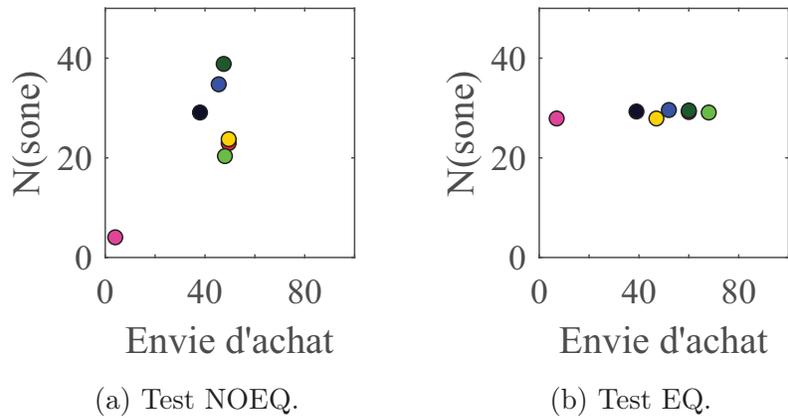


Figure E.3 Nuages de points des scores médians de l'envie d'achat (en %) et de la sonie globale des sons (en sone) pour la condition du ralenti. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

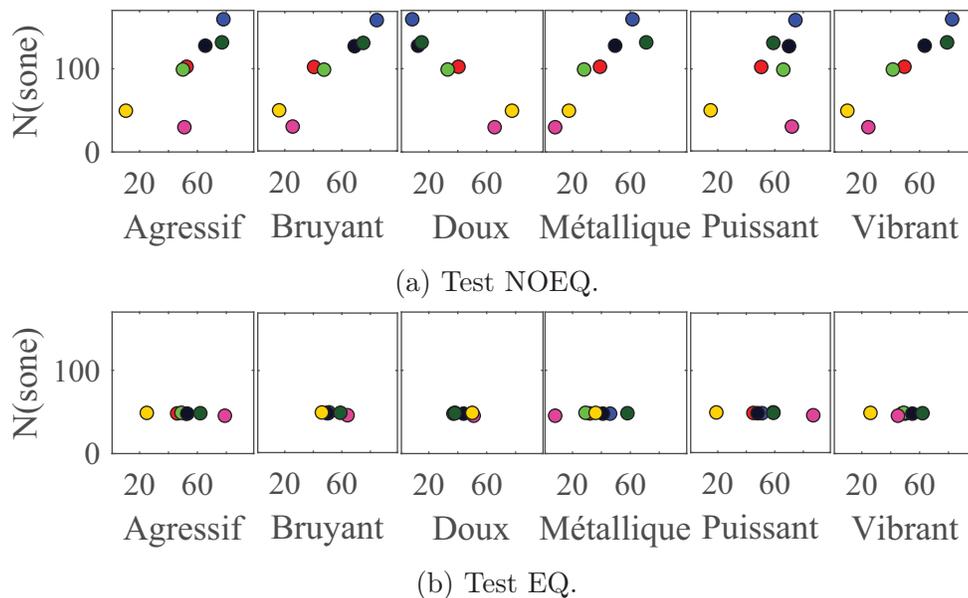


Figure E.4 Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs (en %) et de la sonie globale des sons (en sone) pour la condition d'accélération rapide. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

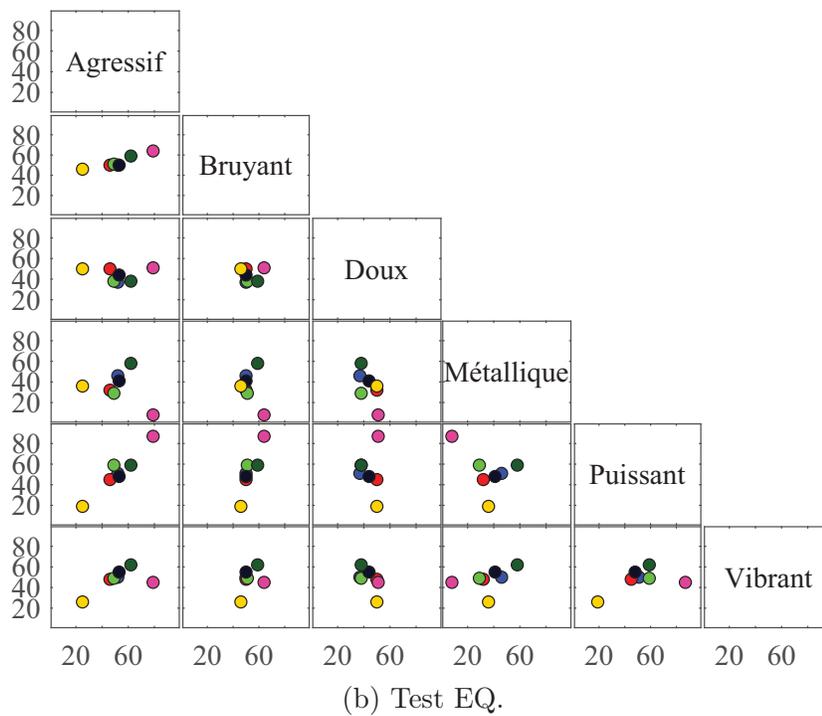
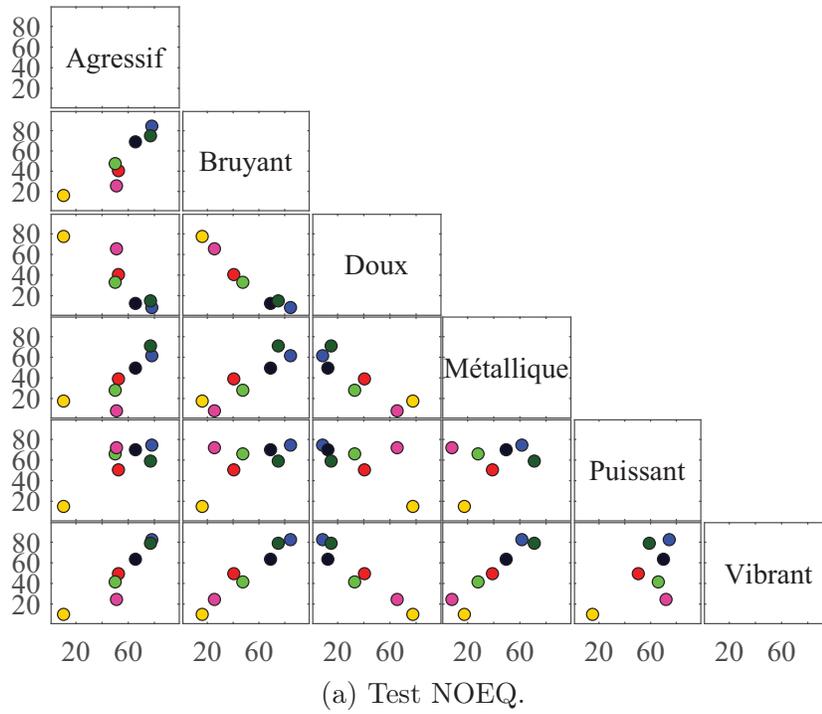


Figure E.5 Nuages de points des scores médians des attributs perceptifs pour la condition d'accélération rapide. Les nuages de points correspondent aux scores médians (% pour chaque attribut) pour chacun des sept sons. Les noms des variables affichées le long de la diagonale de la matrice sont également les noms des colonnes pour l'étiquetage des axes x et y. Par exemple, le graphique en haut à gauche est une comparaison entre Agressif et Bruyant, et ainsi de suite. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

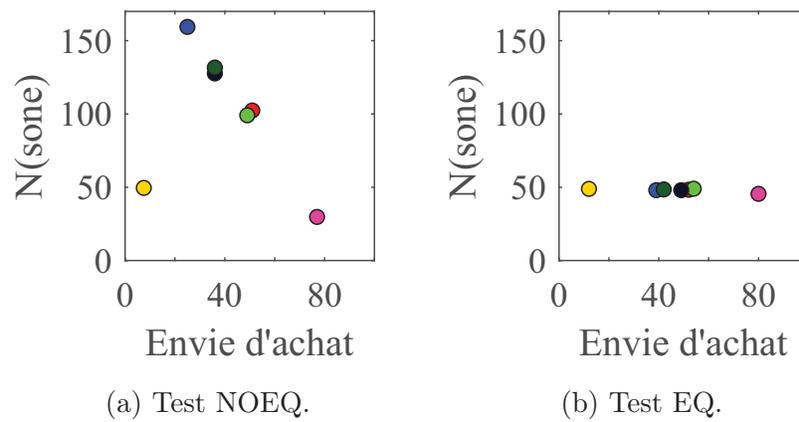


Figure E.6 Nuages de points des scores médians de l'envie d'achat (en %) et de la sonie globale des sons (en sone) pour la condition d'accélération rapide. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

ANNEXE F

RÉSULTATS DE L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES POUR LE RALENTI ET L'ACCÉLÉRATION RAPIDE

L'annexe F complète la section 3.5 du corps de la thèse. Cette annexe présente les graphiques des résultats de l'analyse en composantes principales (ACP) pour les conditions du ralenti et d'accélération rapide pour les résultats des tests d'écoute avec des sons non-égalisés en sonie globale (NOEQ) et des tests d'écoute avec des sons égalisés en sonie globale (EQ).

À partir des figures de cette annexe, on peut conclure que :

- pour le ralenti :
 - une seule composante principale (PC) sera utilisée dans le modèle ACP ;
 - la première composante principale (PC1) peut être interprétée par l'axe observé entre doux et la combinaison de tous les autres attributs.
- pour l'accélération rapide :
 - les attributs : puissant, agressif et bruyant se regroupent (ou corrélés) dans le plan PC1-PC2 pour le cas égalisé en sonie (EQ) ;
 - seulement les deux premiers axes PC seront utilisés dans le modèle PCA pour le cas égalisé en sonie (EQ) ;
 - PC1 peut être interprétée principalement par l'axe observé entre métallique et le groupe des 3 attributs corrélés : puissant, agressif et bruyant ;
 - PC2 peut être interprétée par l'axe observé entre doux et vibrant/métallique.

Tableau F.1 Valeurs propres (VP) de la matrice de covariance des évaluations subjectives des six attributs, valeurs de variance expliquée (VE) en % et les valeurs de variance cumulée (VC) en % de chaque composante principale (PC), pour la condition du ralenti dans les tests NOEQ et EQ.

(a) Test NOEQ

PC	VP	VE (%)	VC (%)
PC1	5.0975	84.9586	84.9586
PC2	0.3013	5.0212	89.9798
PC3	0.1771	2.9512	92.931
PC4	0.1644	2.7402	95.6713
PC5	0.1538	2.5633	98.2346
PC6	0.1059	1.7654	100

(b) Test EQ

PC	VP	VE (%)	VC (%)
PC1	4.6078	76.7965	76.7965
PC2	0.6756	11.2597	88.0562
PC3	0.2730	4.5501	92.6064
PC4	0.1812	3.0208	95.6272
PC5	0.1457	2.428	98.0553
PC6	0.1166	1.9447	100

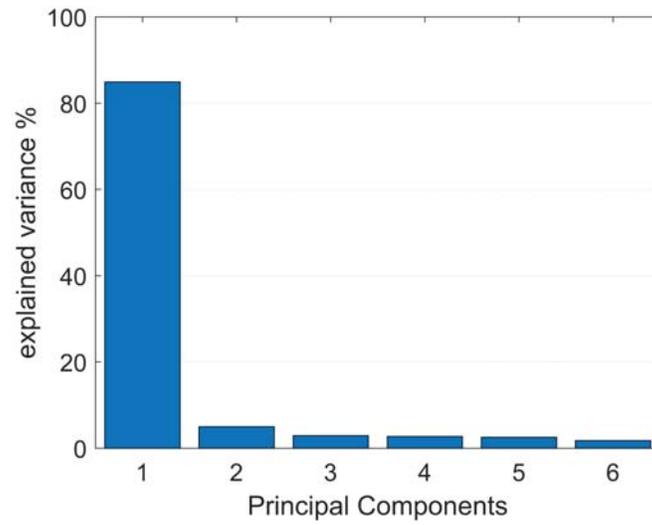
Tableau F.2 Valeurs propres (VP) de la matrice de covariance des évaluations subjectives des six attributs, valeurs de variance expliquée (VE) en % et les valeurs de variance cumulée (VC) en % de chaque composante principale (PC), pour la condition d'accélération rapide dans les tests NOEQ et EQ.

(a) Test NOEQ

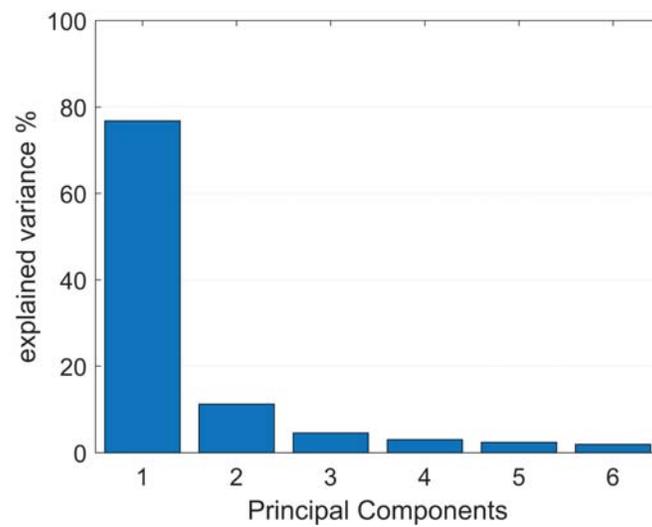
PC	VP	VE (%)	VC (%)
PC1	4.8222	80.3693	80.3693
PC2	0.7189	11.982	92.3514
PC3	0.2223	3.705	96.0564
PC4	0.1044	1.7397	97.796
PC5	0.0791	1.3192	99.1152
PC6	0.0531	0.8848	100

(b) Test EQ

PC	VP	VE (%)	VC (%)
PC1	2.6027	43.3789	43.3789
PC2	1.7225	28.7079	72.0868
PC3	0.7488	12.4807	84.5675
PC4	0.4538	7.5637	92.1312
PC5	0.3498	5.8301	97.9613
PC6	0.1223	2.0387	100

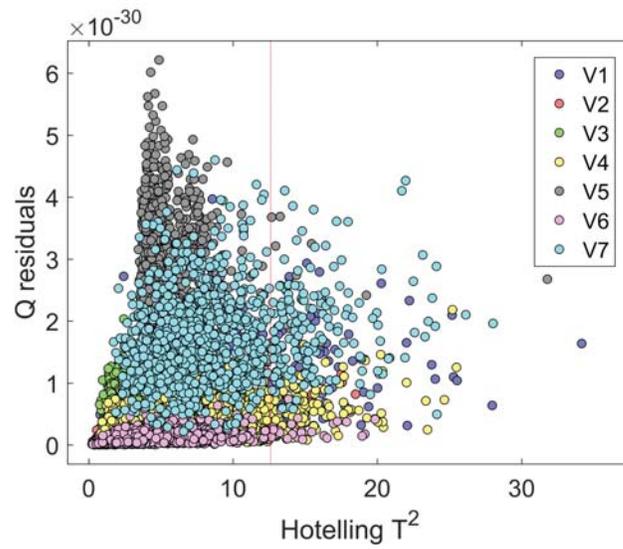


(a) Test NOEQ

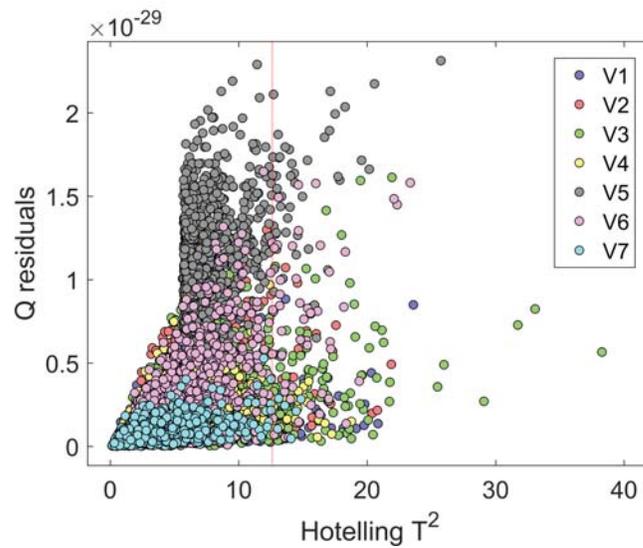


(b) Test EQ

Figure F.1 Variance expliquée par chaque axe PC pour le ralenti dans les tests NOEQ et EQ.

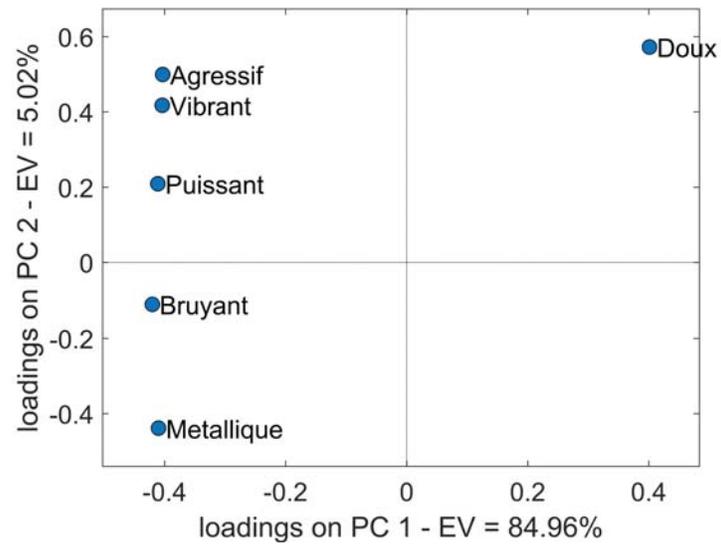


(a) Test NOEQ.

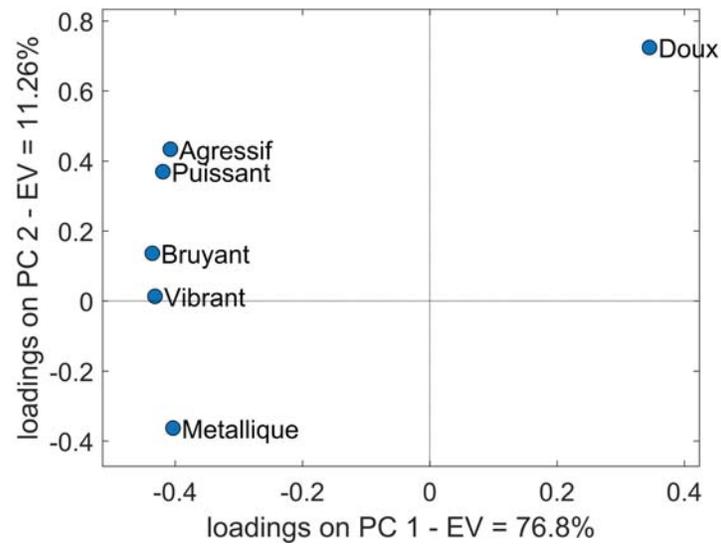


(b) Test EQ.

Figure F.2 Graphe d'influence pour la condition du ralenti dans les tests NOEQ et EQ.

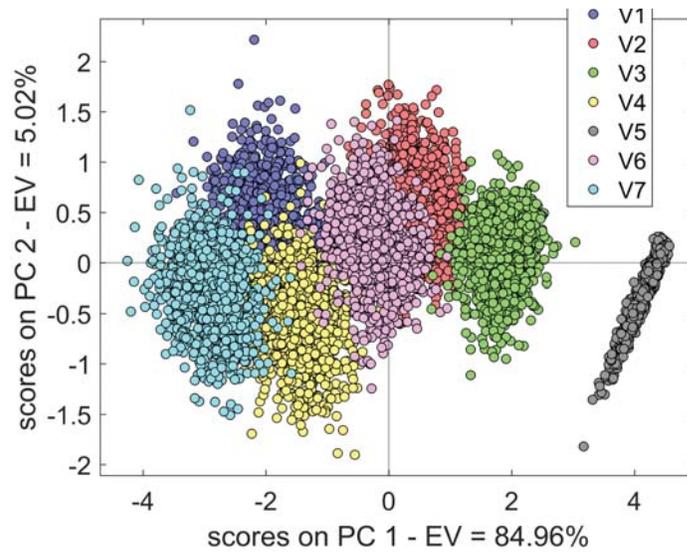


(a) Test NOEQ.

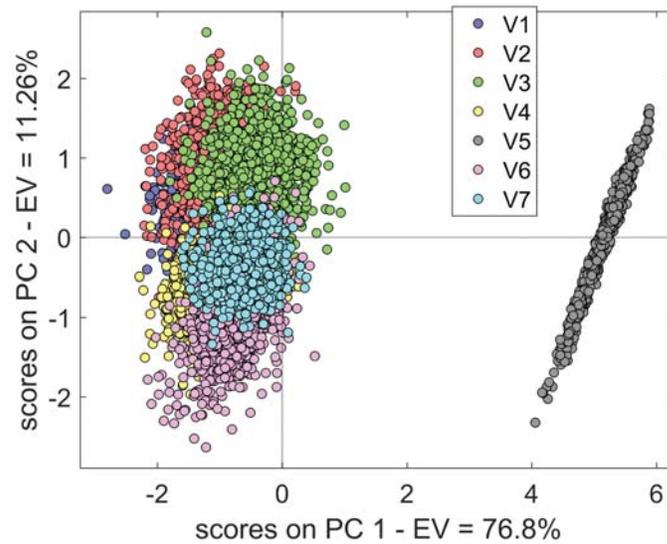


(b) Test EQ.

Figure F.3 *Loadings* sur PC1-PC2 pour la condition du ralenti.

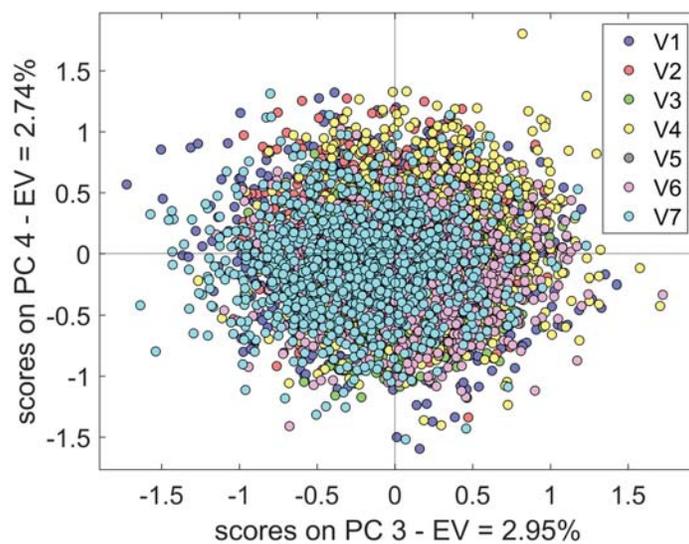


(a) Test NOEQ.

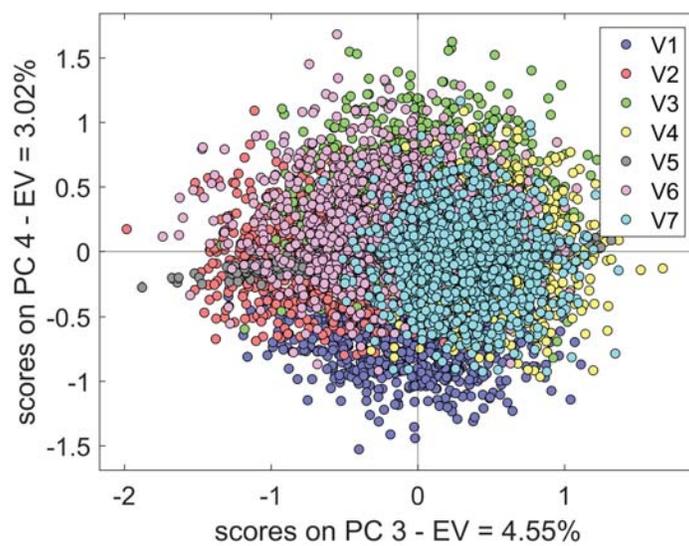


(b) Test EQ.

Figure F.4 Scores sur PC1-PC2 des données *bootstrap* pour la condition du ralenti. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

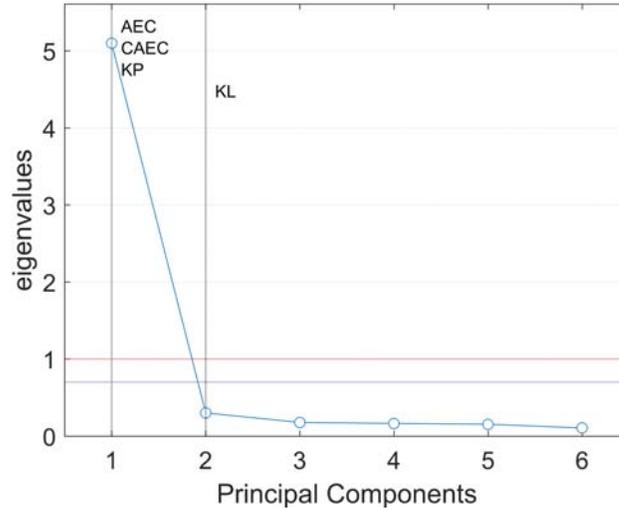


(a) Test NOEQ.

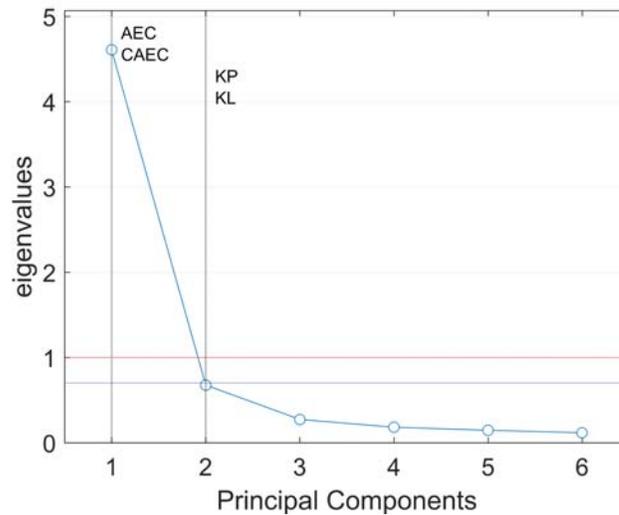


(b) Test EQ.

Figure F.5 Scores sur PC3-PC4 des données *bootstrap* pour la condition du ralenti. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

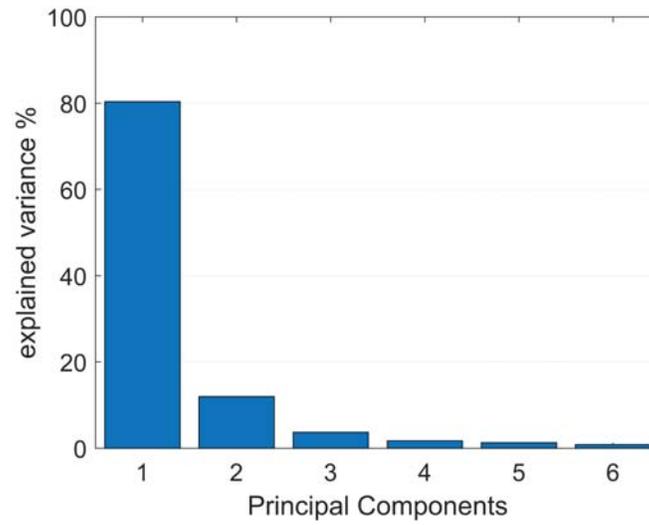


(a) Test NOEQ.

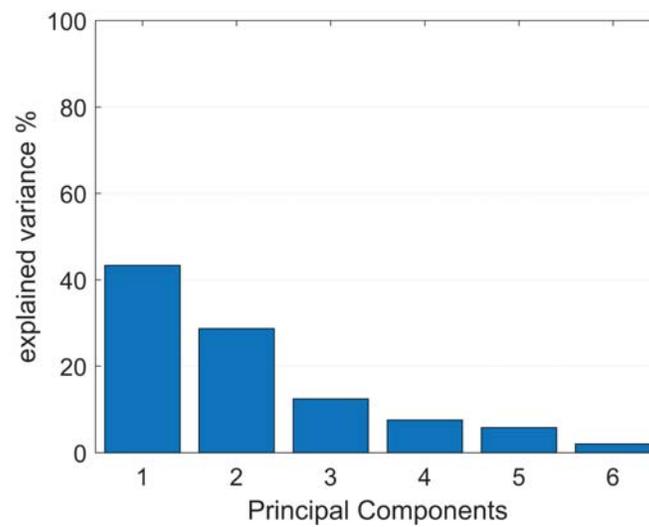


(b) Test EQ.

Figure F.6 Valeurs propres pour le ralenti et choix de la troncature selon quatre critères (AEC, CAEC, KP, KL). AEC : critère de la valeur propre moyenne (critère de Kaiser). Ce critère n'accepte comme significatifs que les composantes dont la valeur propre est supérieure à la valeur propre moyenne. CAEC : critère de la valeur propre moyenne corrigée. Ce deuxième critère est le même que l'AEC, mais diminue simplement le seuil de rejet en multipliant la valeur propre moyenne par 0.7. KL : cette indice donne le nombre maximal de composantes principales théoriques significatives, en supposant que l'information contenue dans les données est distribuée de façon linéaire. KP : cette indice estime le nombre minimal le plus sûr de composantes importantes en supposant que l'information contenue dans les données diminue plus rapidement. Voir la sous-section 2.3.10 pour plus de détails.

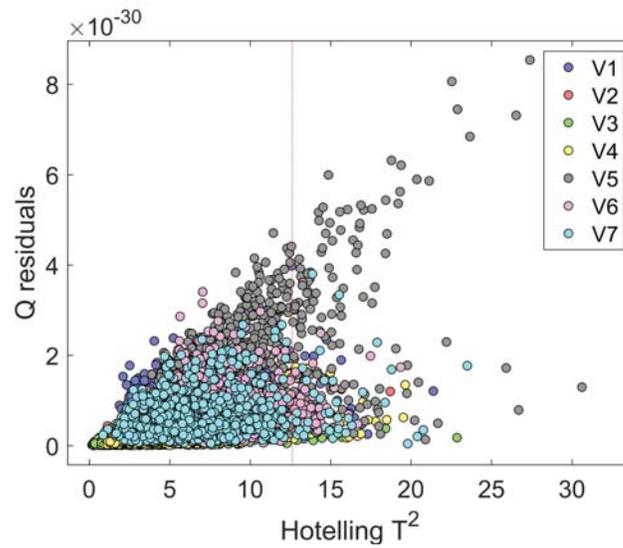


(a) Test NOEQ

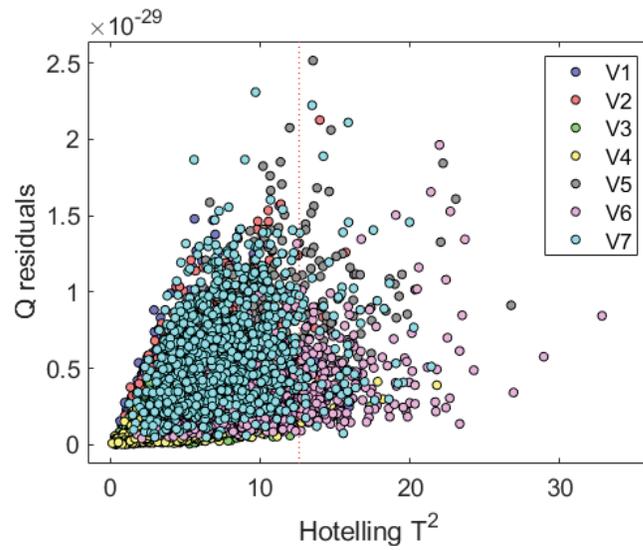


(b) Test EQ

Figure F.7 Variance expliquée par chaque axe PC pour l'accélération rapide, dans les tests NOEQ et EQ.

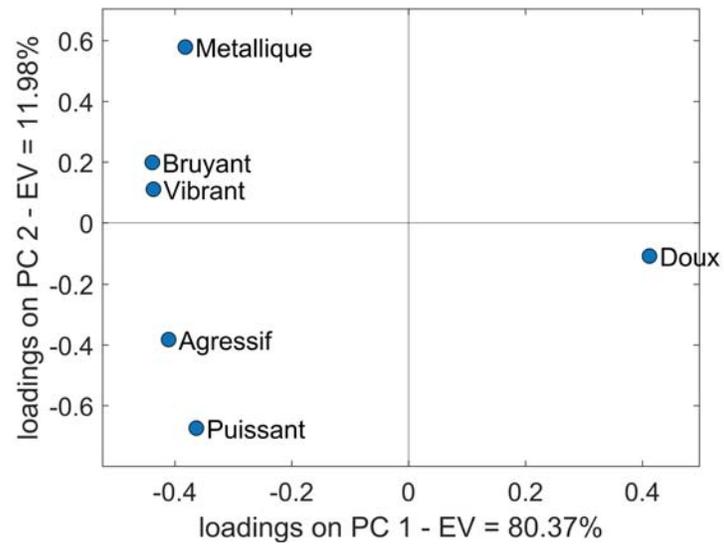


(a) Test NOEQ.

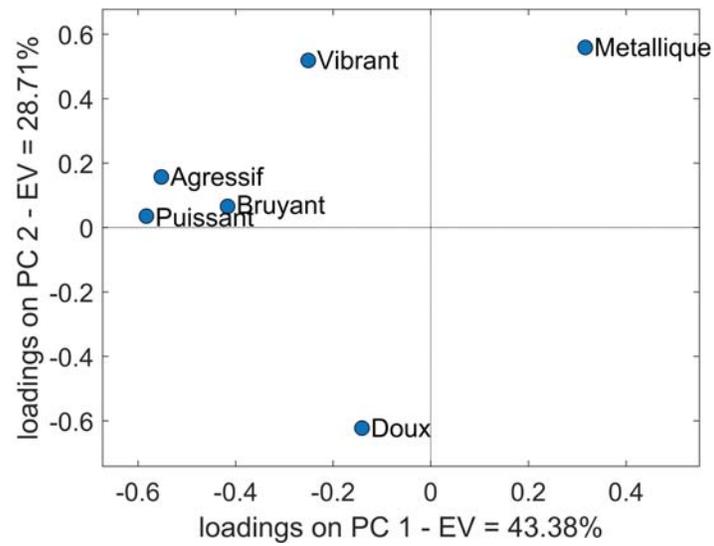


(b) Test EQ.

Figure F.8 Graphe d'influence pour la condition de l'accélération rapide.

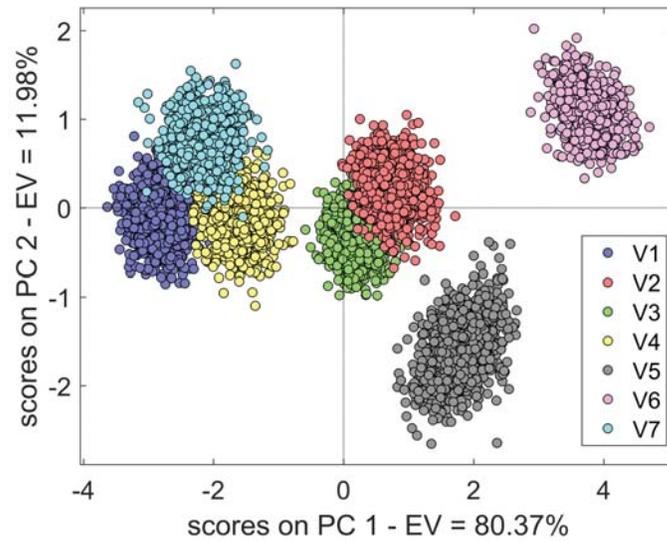


(a) Test NOEQ.

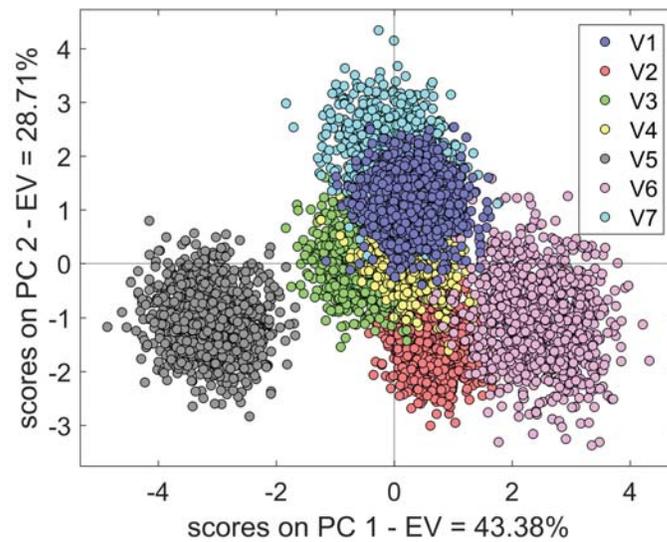


(b) Test EQ.

Figure F.9 *Loadings* sur PC1-PC2 pour la condition de l'accélération rapide.

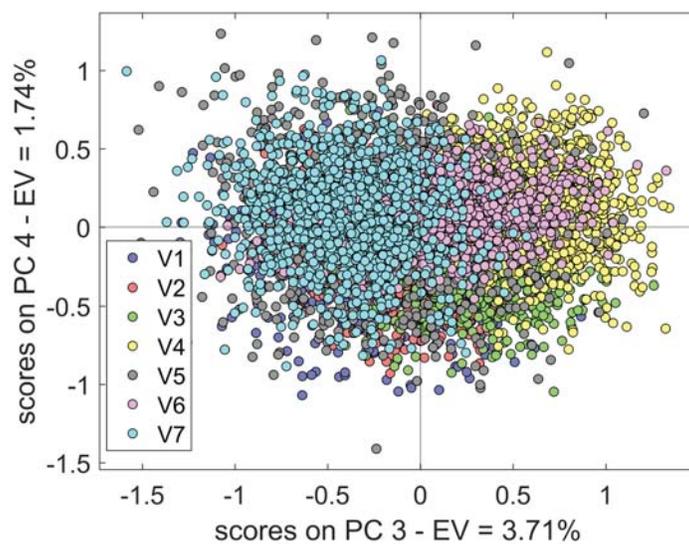


(a) Test NOEQ.

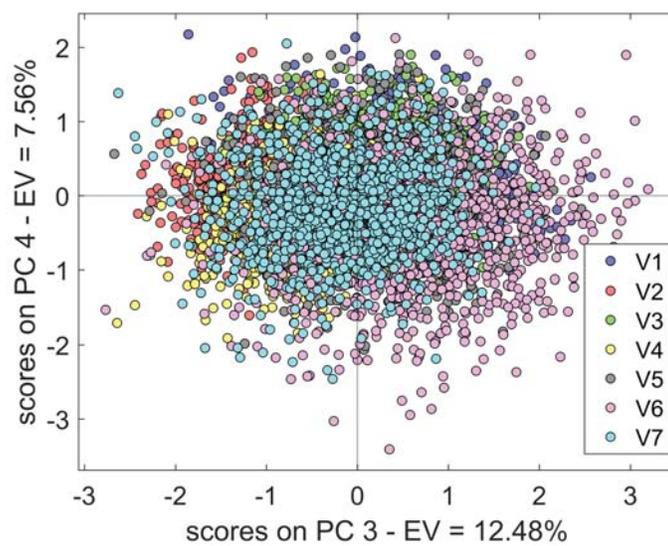


(b) Test EQ.

Figure F.10 Scores sur PC1-PC2 des données *bootstrap* pour la condition de l'accélération rapide. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.

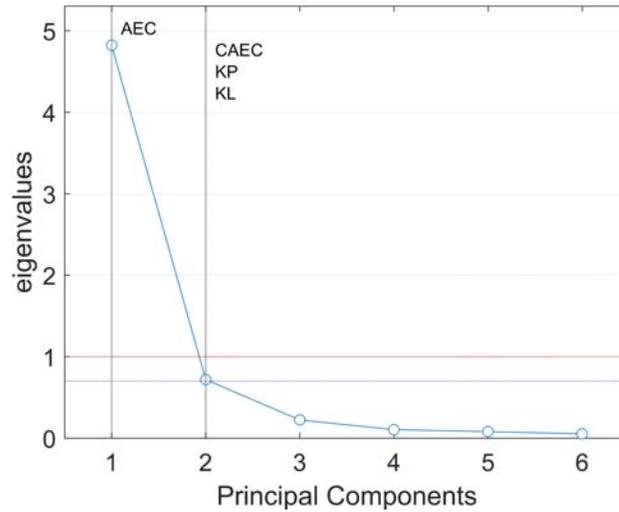


(a) Test NOEQ.

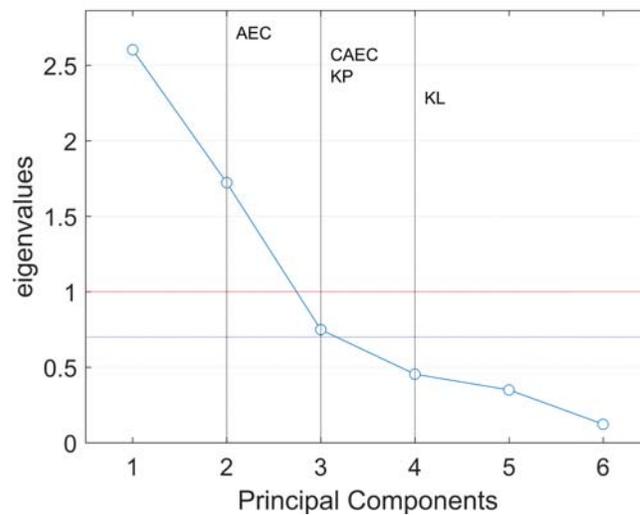


(b) Test EQ.

Figure F.11 Scores sur PC1-PC3 des données *bootstrap* pour la condition de l'accélération rapide. Légende : ● V1, ● V2, ● V3, ● V4, ● V5, ● V6, ● V7.



(a) Test NOEQ.



(b) Test EQ.

Figure F.12 Valeurs propres pour l'accélération rapide et choix de la troncature selon quatre critères (AEC, CAEC, KP, KL). AEC : critère de la valeur propre moyenne (critère de Kaiser). Ce critère n'accepte comme significatifs que les composantes dont la valeur propre est supérieure à la valeur propre moyenne. CAEC : critère de la valeur propre moyenne corrigée. Ce deuxième critère est le même que l'AEC, mais diminue simplement le seuil de rejet en multipliant la valeur propre moyenne par 0.7. KL : cette indice donne le nombre maximal de composantes principales théoriques significatives, en supposant que l'information contenue dans les données est distribuée de façon linéaire. KP : cette indice estime le nombre minimal le plus sûr de composantes importantes en supposant que l'information contenue dans les données diminue plus rapidement. Voir la sous-section 2.3.10 pour plus de détails.

ANNEXE G

LES MODÈLES PRÉDICTIFS POUR LE RALENTI ET L'ACCÉLÉRATION RAPIDE

Cette annexe présente : 1) les modèles prédictifs pour le ralenti, 2) les modèles prédictifs pour l'accélération rapide et 3) les description des métriques sélectionnées dans les modèles de prédiction générés dans cette thèse. L'annexe G complète la section 4.2 du corps de la thèse.

G.1 Modèles prédictifs pour le ralenti

Cette section présente la modèles prédictifs de qualité sonore générées pour la condition du ralenti à partir de tout les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques).

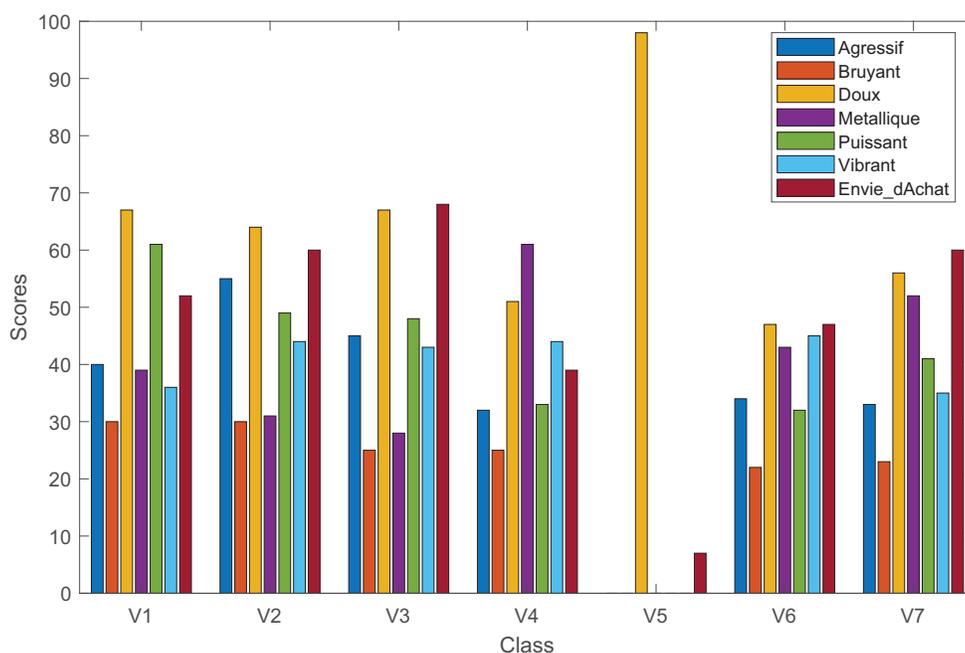


Figure G.1 Réponses à prédire pour les scores d'attributs perceptifs de sons de VRM en condition de ralenti. L'axe horizontal représente les 7 véhicules et l'axe vertical les valeurs médianes par attribut. La légende indique les barres d'attributs en couleurs.

Linear regression model:
 Puissant ~ 1 + SpecLoudnessBarkScale10 + SpecLoudnessBarkScale11

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	37.7143	2.3402	16.1158	0.0001
SpecLoudnessBarkScale10	5.6616	7.9789	0.7096	0.5171
SpecLoudnessBarkScale11	13.2972	7.9789	1.6665	0.1709

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 6.1916
 R-squared: 0.93225, Adjusted R-Squared: 0.89838
 F-statistic vs. constant model: 27.5211, p-value = 0.0045898

Figure G.2 Modèle de prédiction de l'attribut puissant pour le ralenti en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

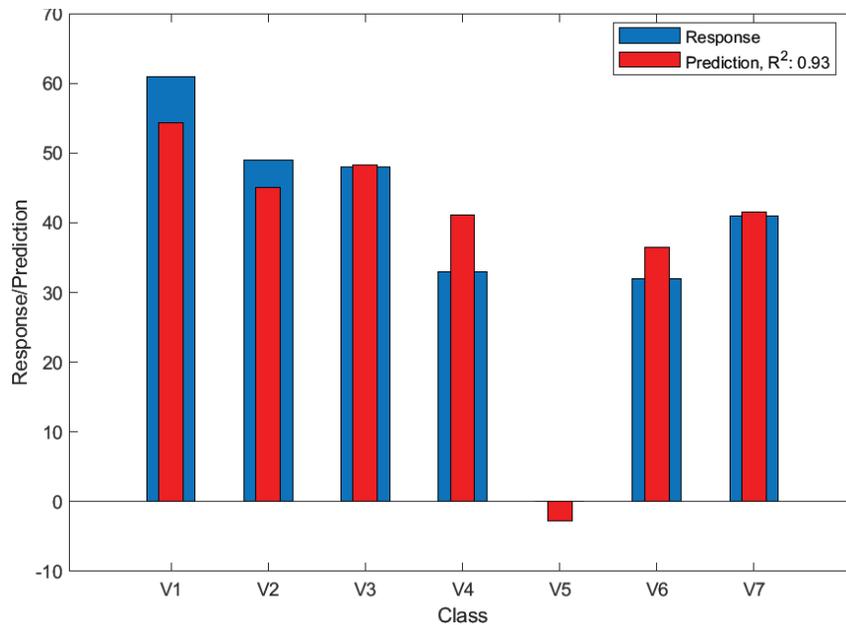


Figure G.3 Prédiction des réponses de l'attribut puissant pour le ralenti. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:				
Agressif ~ 1 + SpecLoudnessBarkScale1				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	34.1429	2.1191	16.1121	1.6780e-05
SpecLoudnessBarkScale1	16.3386	2.2889	7.1383	8.3771e-04

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 5				
Root Mean Squared Error: 5.6066				
R-squared: 0.91064, Adjusted R-Squared: 0.89277				
F-statistic vs. constant model: 50.9549, p-value = 0.00083771				

Figure G.4 Modèle de prédiction de l'attribut agressif pour le ralenti en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seule une des 127 métriques potentielles est retenue.

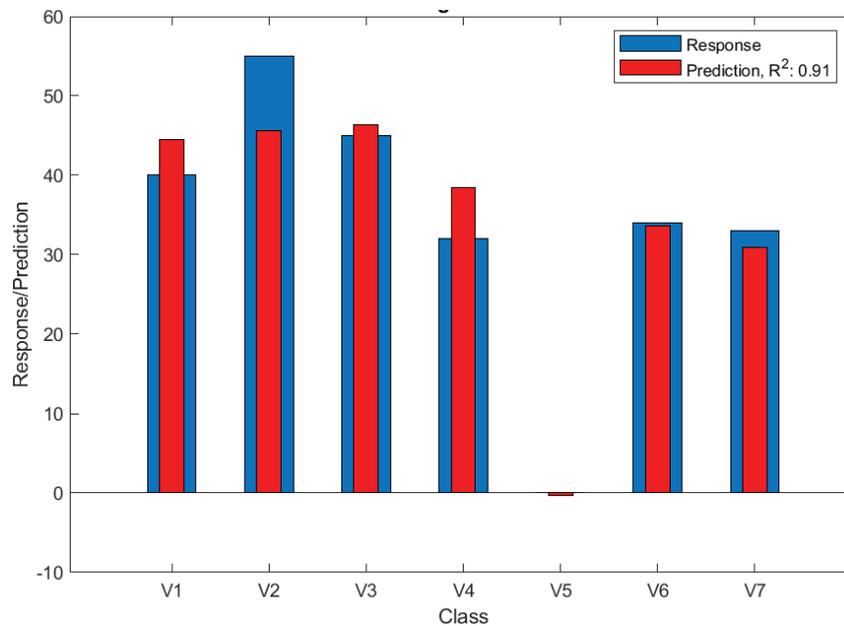


Figure G.5 Prédiction des réponses de l'attribut agressif pour le ralenti. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:
 Métallique ~ 1 + SpecLoudnessBarkScale16 + spectral_rolloff95_Std

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	36.2857	0.9444	38.4235	0.0000
SpecLoudnessBarkScale16	6.1415	2.1240	2.8915	0.0445
spectral_rolloff95_Std	13.9619	2.1240	6.5735	0.0028

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 2.4985
 R-squared: 0.98925, Adjusted R-Squared: 0.98388
 F-statistic vs. constant model: 184.0906, p-value = 0.00011551

Figure G.6 Modèle de prédiction de l'attribut métallique pour le ralenti en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

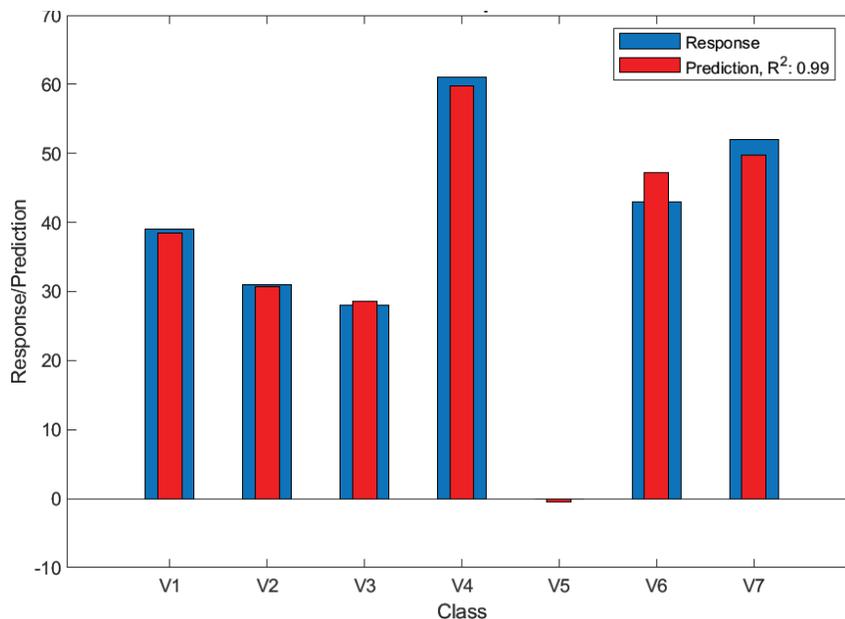


Figure G.7 Prédiction des réponses de l'attribut métallique pour le ralenti. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:				
Doux ~ 1 + ThirdOctBandAt40 + spectral_rolloff95_Std				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	64.2857	1.9168	33.5384	0.0000
ThirdOctBandAt40	-7.4122	3.8864	-1.9072	0.1292
spectral_rolloff95_Std	-9.5332	3.8864	-2.4530	0.0702
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4				
Root Mean Squared Error: 5.0713				
R-squared: 0.93932, Adjusted R-Squared: 0.90898				
F-statistic vs. constant model: 30.9615, p-value = 0.0036817				

Figure G.8 Modèle de prédiction de l'attribut doux pour le ralenti en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

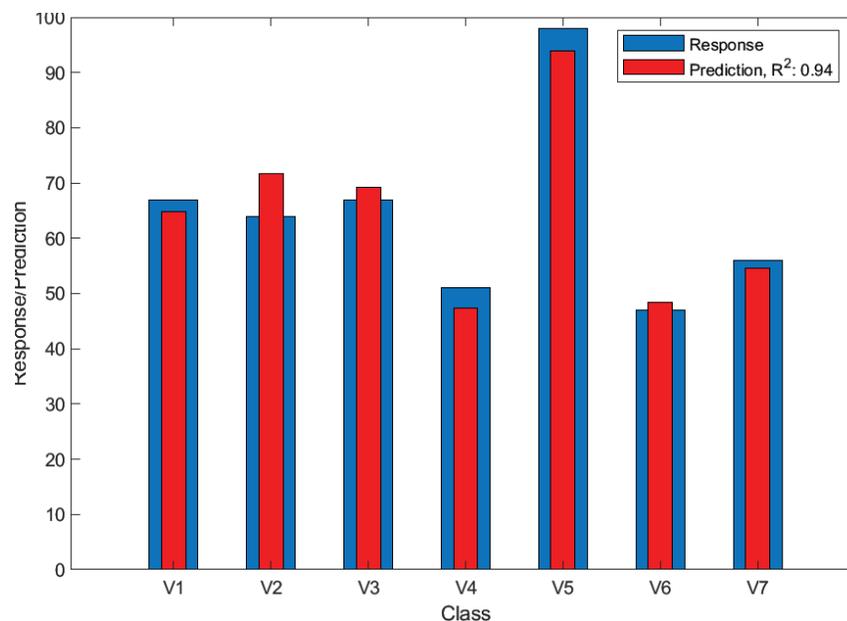


Figure G.9 Prédiction des réponses de l'attribut doux pour le ralenti. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:
Vibrant ~ 1 + ThirdOctBandAt4000 + spectral_spread_Mean

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	35.2857	1.4729	23.9569	0.0000
ThirdOctBandAt4000	5.5427	3.2414	1.7100	0.1624
spectral_spread_Mean	-10.6965	3.2414	-3.2999	0.0299

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 3.8969
 R-squared: 0.96085, Adjusted R-Squared: 0.94127
 F-statistic vs. constant model: 49.0818, p-value = 0.001533

Figure G.10 Modèle de prédiction de l'attribut vibrant pour le ralenti en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

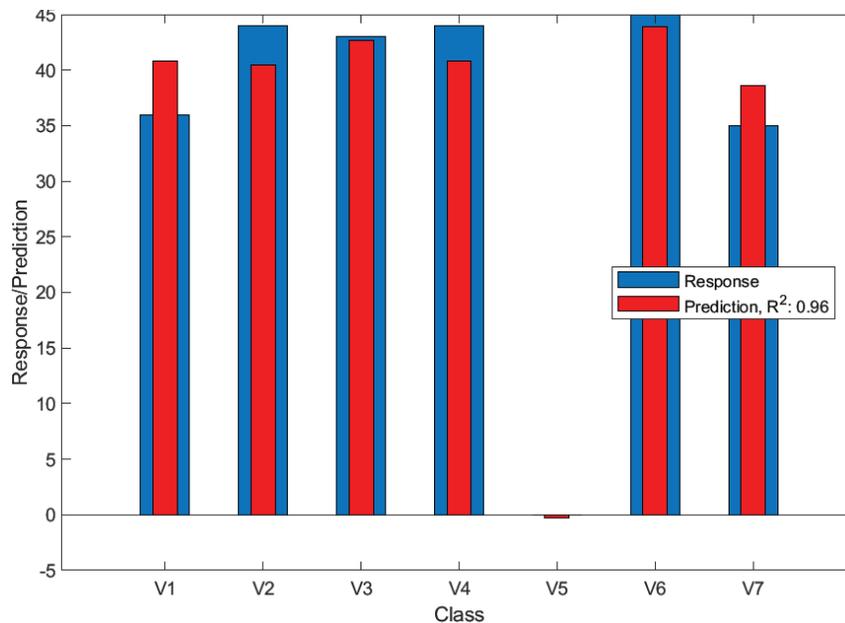


Figure G.11 Prédiction des réponses de l'attribut vibrant pour le ralenti. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:

Bruyant ~ 1 + SpecLoudnessBarkScale11 + ThirdOctBandAt1250

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	22.1429	0.8055	27.4902	0.0000
SpecLoudnessBarkScale11	3.3721	8.3904	0.4019	0.7083
ThirdOctBandAt1250	6.7452	8.3904	0.8039	0.4665

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 2.1311
 R-squared: 0.9712, Adjusted R-Squared: 0.95681
 F-statistic vs. constant model: 67.4533, p-value = 0.00082923

Figure G.12 Modèle de prédiction de l'attribut bruyant pour le ralenti en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

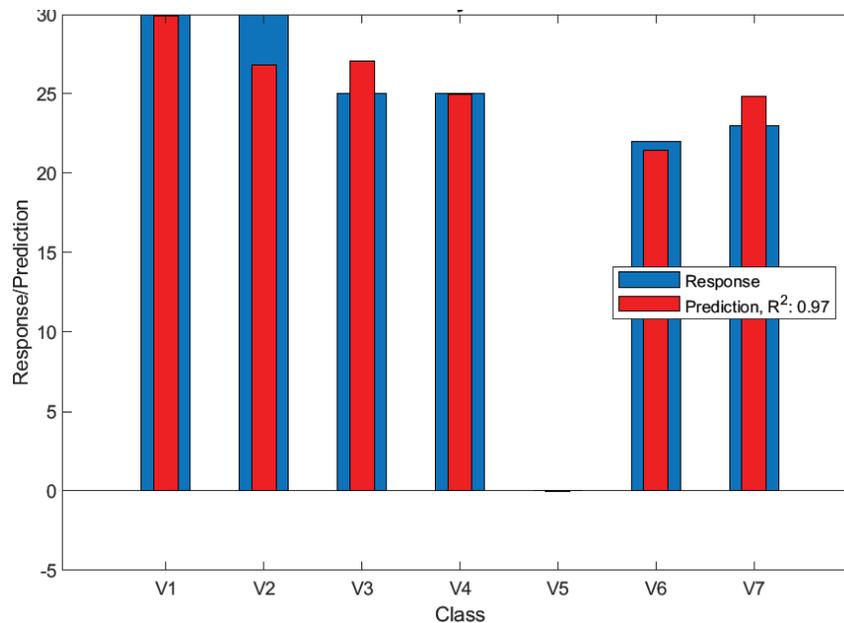


Figure G.13 Prédiction des réponses de l'attribut bruyant pour le ralenti. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:
 Envie d'achat ~ 1 + spectral_brightness_Mean + SpecLoudnessBark2

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	47.5714	2.1520	22.1062	0.0000
spectral_brightness_Mean	-8.8674	4.6247	-1.9174	0.1277
SpecLoudnessBark2	11.5558	4.6247	2.4987	0.0669

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 5.6935
 R-squared: 0.94741, Adjusted R-Squared: 0.92112
 F-statistic vs. constant model: 36.032, p-value = 0.0027654

Figure G.14 Modèle de prédiction de l'envie d'achat pour le ralenti en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seuls deux des 127 métriques potentielles sont retenues.

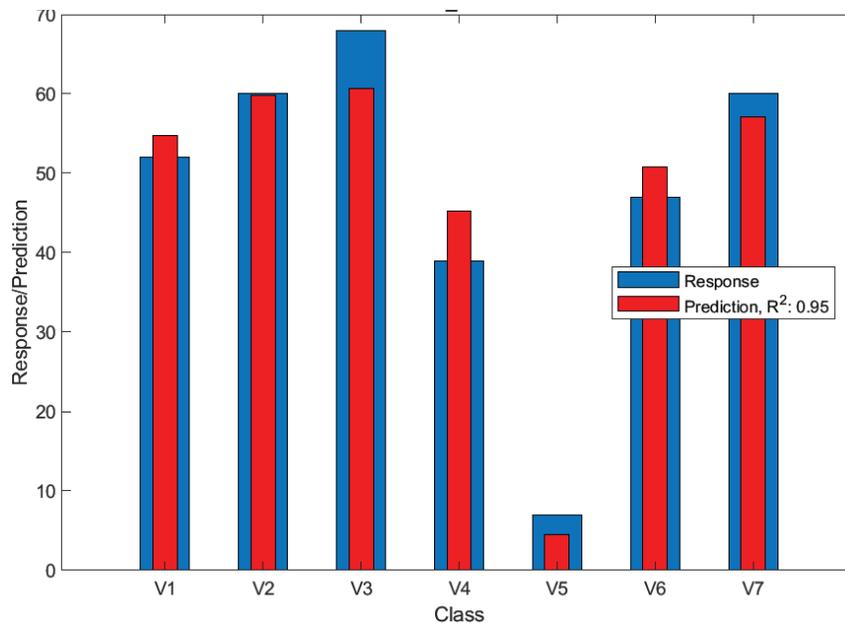


Figure G.15 Prédiction des réponses de l'envie d'achat pour le ralenti. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:				
PC1_Mean ~ 1 + TotalLoudness				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	0.0000	0.1079	0.0000	1.0000
TotalLoudness	-2.2674	0.1165	-19.4633	0.0000
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 5				
Root Mean Squared Error: 0.28535				
R-squared: 0.98697, Adjusted R-Squared: 0.98437				
F-statistic vs. constant model: 378.8207, p-value = 6.6071e-06				

Figure G.16 Modèle de prédiction de l'axe PC1 pour le ralenti en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (127 métriques). Ici, seule une des 127 métriques potentielles est retenue.

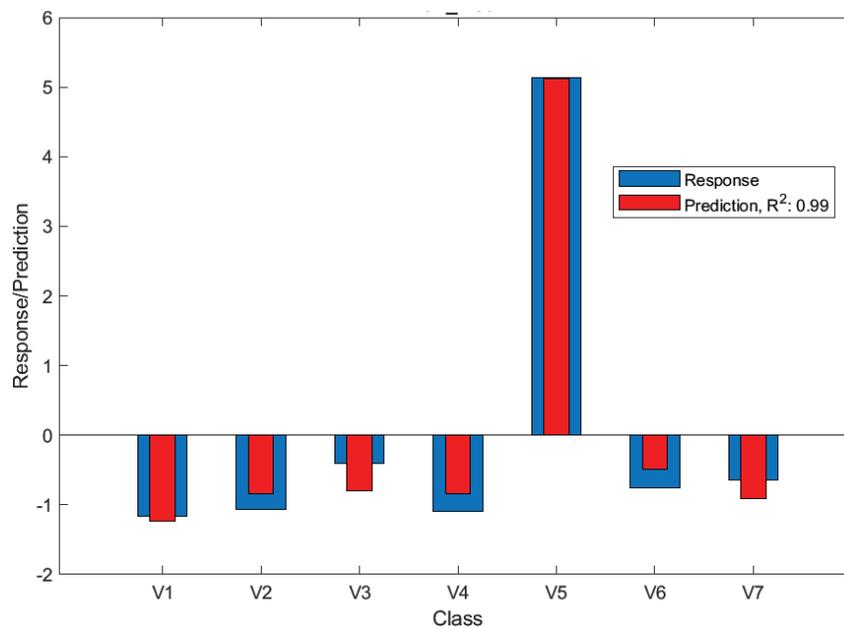


Figure G.17 Prédiction des réponses de l'axe PC1 pour le ralenti. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

G.2 Modèles prédictifs pour l'accélération rapide

Cette section présente la modèles prédictifs de qualité sonore générées pour la condition d'accélération rapide à partir de tout les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques).

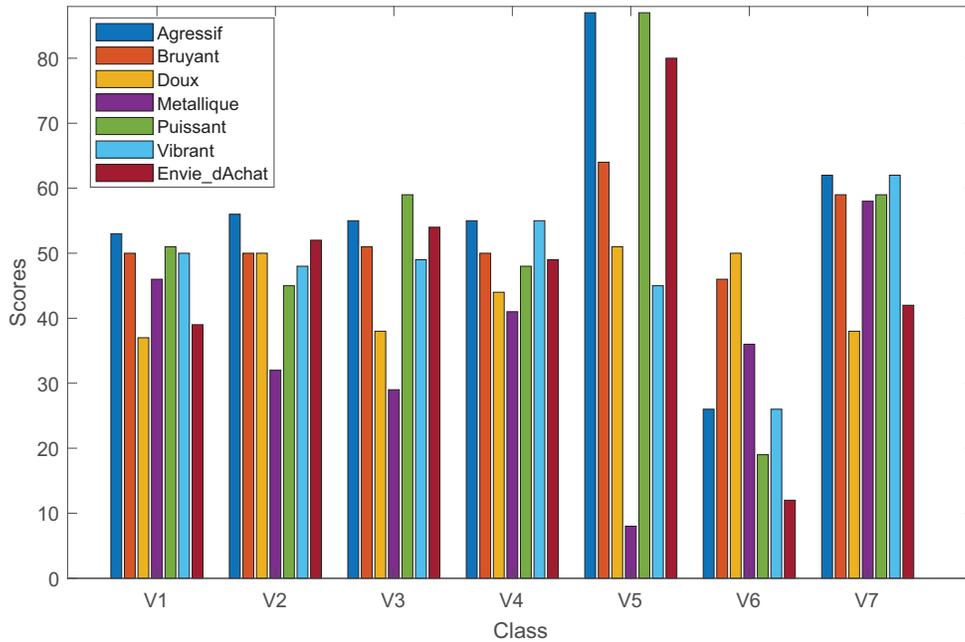


Figure G.18 Réponses à prédire pour les scores d'attributs perceptifs de sons de VRM en condition d'accélération rapide. L'axe horizontal représente les 7 véhicules et l'axe vertical les valeurs médianes par attribut. La légende indique les barres d'attributs en couleurs.

Linear regression model:				
Puissant ~ 1 + specLoudnessBark11_Slope				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	52.5714	2.2927	22.9304	2.9339e-06
specLoudnessBark11_Slope	19.5437	2.4763	7.8922	5.2527e-04
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 5				
Root Mean Squared Error: 6.0658				
R-squared: 0.92569, Adjusted R-Squared: 0.91083				
F-statistic vs. constant model: 62.2861, p-value = 0.00052527				

Figure G.19 Modèle de prédiction de l'attribut puissant pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seule une des 182 métriques potentielles est retenue.

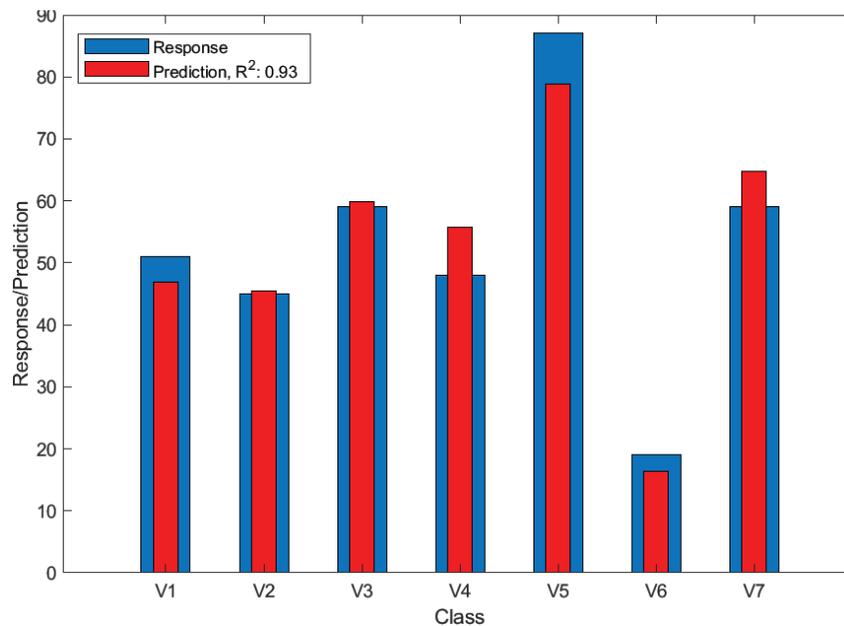


Figure G.20 Prédiction des réponses de l'attribut puissant pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:
Agressif ~ 1 + SpecLoudnessBark11_Slope + SpecLoudnessBark12_Slope

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	56.2857	2.0548	27.3927	0.0000
SpecLoudnessBark11_Slope	4.2181	7.9945	0.5276	0.6257
SpecLoudnessBark12_Slope	13.1765	7.9945	1.6482	0.1747

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 5.4364
 R-squared: 0.93802, Adjusted R-Squared: 0.90703
 F-statistic vs. constant model: 30.2696, p-value = 0.0038412

Figure G.21 Modèle de prédiction de l'attribut agressif pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seuls deux des 182 métriques potentielles sont retenues.

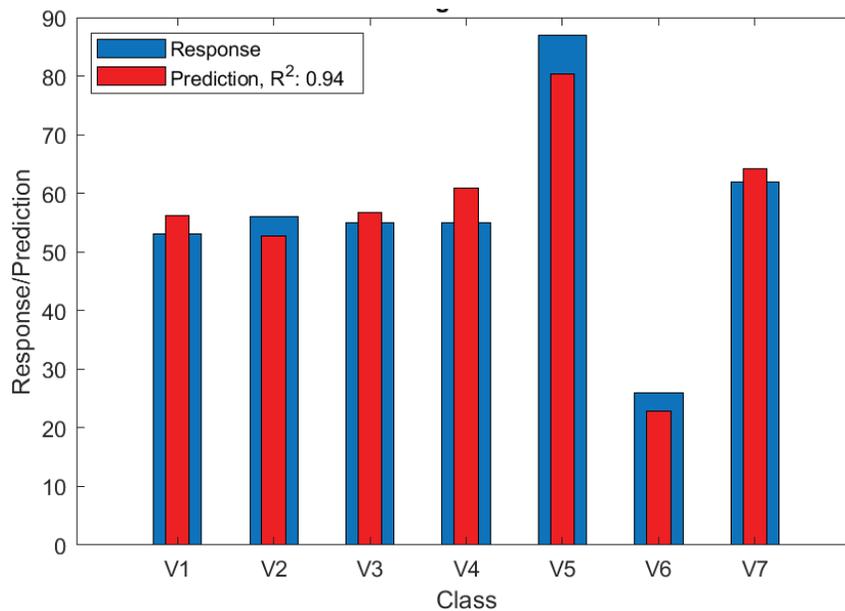


Figure G.22 Prédiction des réponses de l'attribut agressif pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:

Métallique ~ 1 + spectral_rolloff95_Mean + ThirdOctBandAt3150

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	35.7143	2.2359	15.9731	0.0001
spectral_rolloff95_Mean	7.7772	4.3708	1.7794	0.1498
ThirdOctBandAt3150	7.6991	4.3708	1.7615	0.1530

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 5.9156
 R-squared: 0.90395, Adjusted R-Squared: 0.85593
 F-statistic vs. constant model: 18.8235, p-value = 0.0092247

Figure G.23 Modèle de prédiction de l'attribut métallique pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seuls deux des 182 métriques potentielles sont retenues.

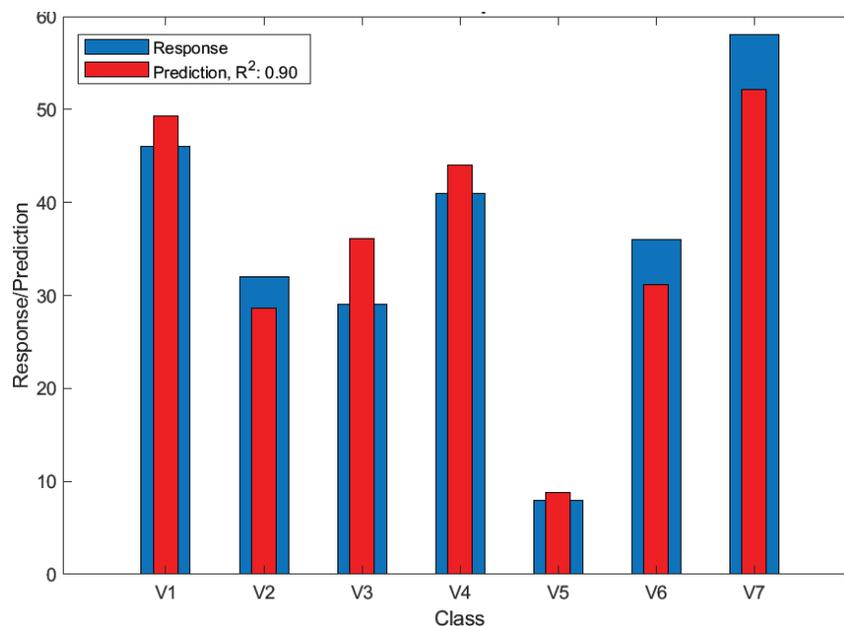


Figure G.24 Prédiction des réponses de l'attribut métallique pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:
Doux ~ 1 + ThirdOctBandAt80 + Sharpness_Std

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	44.0000	0.5138	85.6304	0.0000
ThirdOctBandAt80	2.9004	1.8421	1.5745	0.1905
Sharpness_Std	-3.4262	1.8421	-1.8599	0.1364

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 1.3595
 R-squared: 0.96945, Adjusted R-Squared: 0.95418
 F-statistic vs. constant model: 63.4694, p-value = 0.00093322

Figure G.25 Modèle de prédiction de l'attribut doux pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seuls deux des 182 métriques potentielles sont retenues.

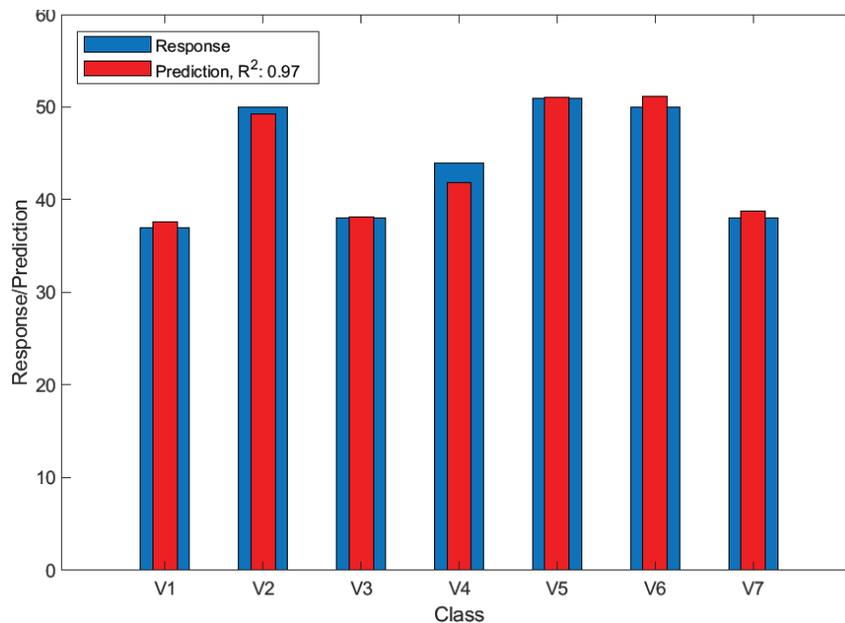


Figure G.26 Prédiction des réponses de l'attribut doux pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:				
Vibrant ~ 1 + specLoudnessBark6_Slope				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	47.8571	1.7251	27.7420	0.0000
specLoudnessBark6_Slope	10.3175	1.8633	5.5372	0.0026
Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 5				
Root Mean Squared Error: 4.5641				
R-squared: 0.85979, Adjusted R-Squared: 0.83175				
F-statistic vs. constant model: 30.6608, p-value = 0.0026358				

Figure G.27 Modèle de prédiction de l'attribut vibrant pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seule une des 182 métriques potentielles est retenue.

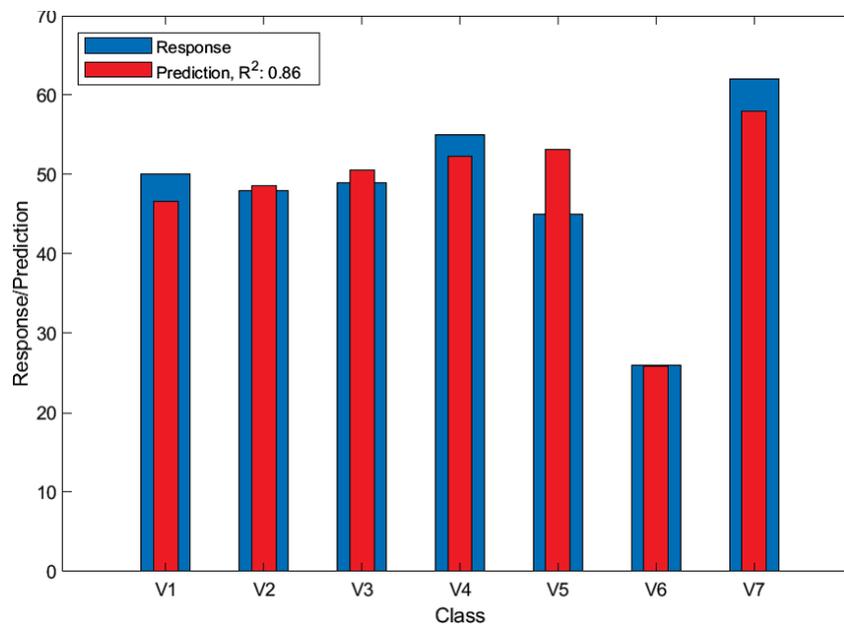


Figure G.28 Prédiction des réponses de l'attribut vibrant pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:
Bruyant ~ 1 + specLoudnessBark14_Std

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	52.8571	1.1749	44.9876	0.0000
specLoudnessBark14_Std	5.6057	1.2691	4.4172	0.0069

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 5
 Root Mean Squared Error: 3.1086
 R-squared: 0.79601, Adjusted R-Squared: 0.75522
 F-statistic vs. constant model: 19.5114, p-value = 0.0069102

Figure G.29 Modèle de prédiction de l'attribut bruyant pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seule une des 182 métriques potentielles est retenue.

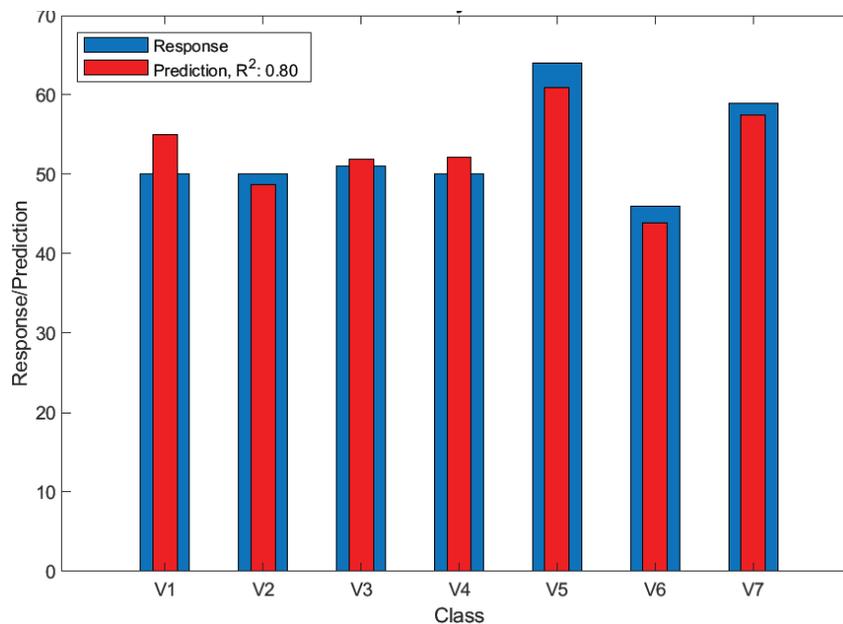


Figure G.30 Prédiction des réponses de l'attribut bruyant pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:
 Envie_dAchat ~ 1 + specLoudnessBark11_Slope + specLoudnessBark12_Slope

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	46.8571	3.8776	12.0840	0.0003
specLoudnessBark11_Slope	7.0823	15.0878	0.4694	0.6632
specLoudnessBark12_Slope	11.6201	15.0878	0.7702	0.4842

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 10.2592
 R-squared: 0.8303, Adjusted R-Squared: 0.74545
 F-statistic vs. constant model: 9.7854, p-value = 0.028799

Figure G.31 Modèle de prédiction de l'envie d'achat pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seuls deux des 182 métriques potentielles sont retenues.

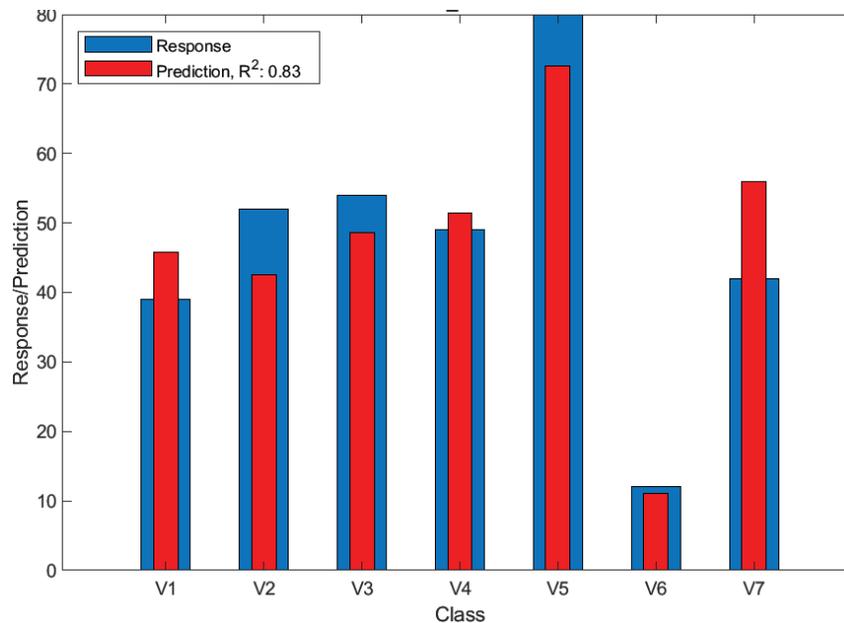


Figure G.32 Prédiction des réponses de l'envie d'achat pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:				
PC1_Mean ~ 1 + specLoudnessBark11_Slope				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	-0.0000	0.2621	-0.0000	1.0000
specLoudnessBark11_Slope	1.5414	0.2831	5.4442	0.0028

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 5				
Root Mean Squared Error: 0.69352				
R-squared: 0.85566, Adjusted R-Squared: 0.82679				
F-statistic vs. constant model: 29.6397, p-value = 0.0028391				

Figure G.33 Modèle de prédiction de l'axe PC1 pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seule une des 182 métriques potentielles est retenue.

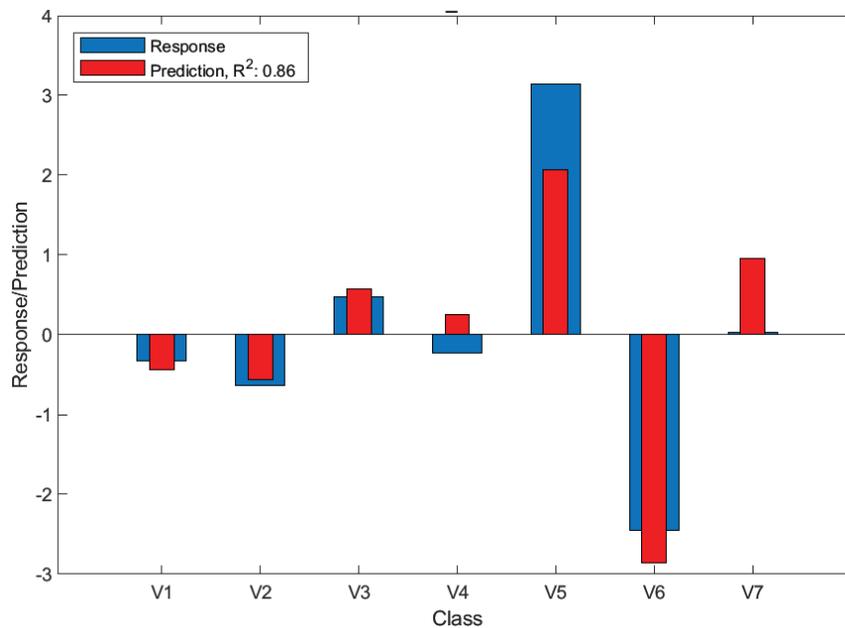


Figure G.34 Prédiction des réponses de l'axe PC1 pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

Linear regression model:

PC2_Mean ~ 1 + SpecLoudnessBark16_Std + spectral_flatness_Slope

	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	0.0000	0.1305	0.0000	1.0000
SpecLoudnessBark16_Std	0.5873	0.2720	2.1590	0.0970
spectral_flatness_Slope	0.6996	0.2720	2.5716	0.0619

Number of observations: 7, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 0.34533
 R-squared: 0.95082, Adjusted R-Squared: 0.92623
 F-statistic vs. constant model: 38.6693, p-value = 0.0024184

Figure G.35 Modèle de prédiction de l'axe PC2 pour l'accélération rapide en utilisant toutes les métriques comme prédicteurs potentiels (182 métriques). Ici, seuls deux des 182 métriques potentielles sont retenues.

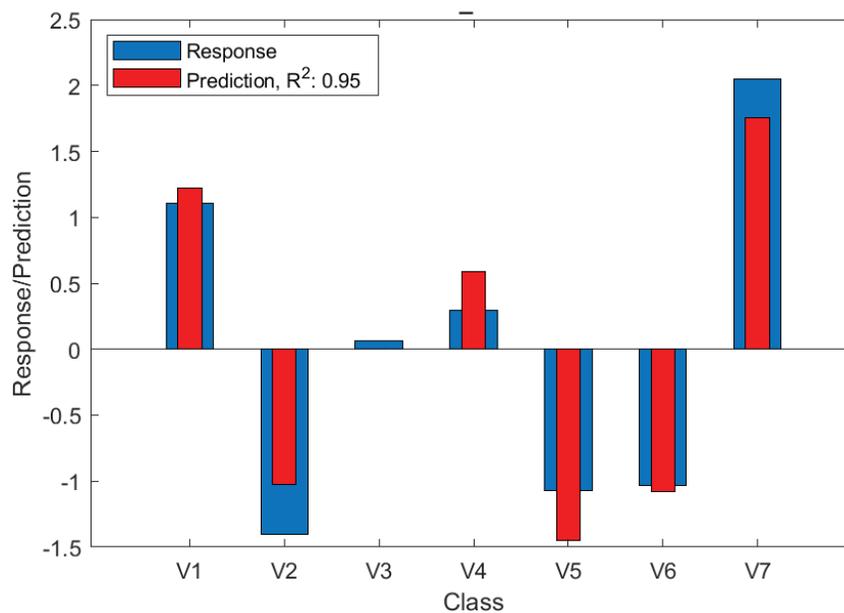


Figure G.36 Prédiction des réponses de l'axe PC2 pour l'accélération rapide. Les barres larges (en bleu) indiquent les réponses et les barres plus fines (en rouge) indiquent les prédictions du modèle. Le R^2 est indiqué dans la légende.

G.3 Description des métriques

La table G.1 présente la description de chacune des métriques retenues dans les modèles prédictifs pour les trois conditions de conduite.

Tableau G.1 Description des métriques.

Métrique	Description
N' B1	Sonie spécifique de la bande de Bark 1 (20Hz à 100Hz)
N' B2	Sonie spécifique de la bande de Bark 2 (100Hz à 200Hz)
N' B4	Sonie spécifique de la bande de Bark 4 (300Hz à 400Hz)
N' B5	Sonie spécifique de la bande de Bark 5 (400Hz à 510Hz)
N' B6	Sonie spécifique de la bande de Bark 6 (510Hz à 630Hz)
N' B10	Sonie spécifique de la bande de Bark 10 (1080Hz à 1270Hz)
N' B11	Sonie spécifique de la bande de Bark 11 (1270Hz à 1480Hz)
N' B12	Sonie spécifique de la bande de Bark 12 (1480Hz à 1720Hz)
N' B14	Sonie spécifique de la bande de Bark 14 (2000Hz à 2320Hz)
N' B16	Sonie spécifique de la bande de Bark 16 (2700Hz à 3150Hz)
N' B17	Sonie spécifique de la bande de Bark 17 (3150Hz à 3700Hz)
L 3oct 40	Niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 40Hz
L 3oct 63	Niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 63Hz
L 3oct 80	Niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 80Hz
L 3oct 200	Niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 200Hz
L 3oct 1000	Niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 1000Hz
L 3oct 1250	Niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 1250Hz
L 3oct 3150	Niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 3150Hz
L 3oct 4000	Niveau en dB par bande de 1/3 d'octave de la bande centrée à 4000Hz
Rollof85	La fréquence à laquelle 85% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence
Rollof95	La fréquence à laquelle 95% de l'énergie totale du spectre est contenue en dessous de cette fréquence
Sharpness	Netteté du son (acuité)
Brightness	Brillance du son
Rhythm Attack	Rapport entre la différence de magnitude au début et à la fin de la période d'attaque, et la différence de temps correspondante
Spectral Spread	La distribution spectrale (Std du spectre)
Mean, Slope, Std	Statistiques : Moyenne, Pente et Écart-type respectivement

ANNEXE H

ROUES DES ATTRIBUTS DES VRM

L'annexe H complète la sous-section 4.2.4 du corps de la thèse. Cette annexe présente les roues des attributs de six VRM : V1, V3, V4, V5, V6 et V7.

Ces données sont ici rapportées pour supporter les observations dans le texte principal, mais sont ici présentées pour alléger le corps du document. Les interprétations posées en sous-section 4.2.4 sont ici aussi applicables.



Figure H.1 Roue des attributs du véhicule V1. Les attributs sont ordonnées pour chaque condition du plus grand au plus petit dans le sens horaire. La taille de chaque métrique est relative à sa contribution dans le modèle de prédiction. Les descriptions des métriques sont indiquées dans le tableau G.1 dans l'annexe G.



Figure H.3 Roue des attributs du véhicule V4. Les attributs sont ordonnés pour chaque condition du plus grand au plus petit dans le sens horaire. La taille de chaque métrique est relative à sa contribution dans le modèle de prédiction. Les descriptions des métriques sont indiquées dans le tableau G.1 dans l'annexe G.

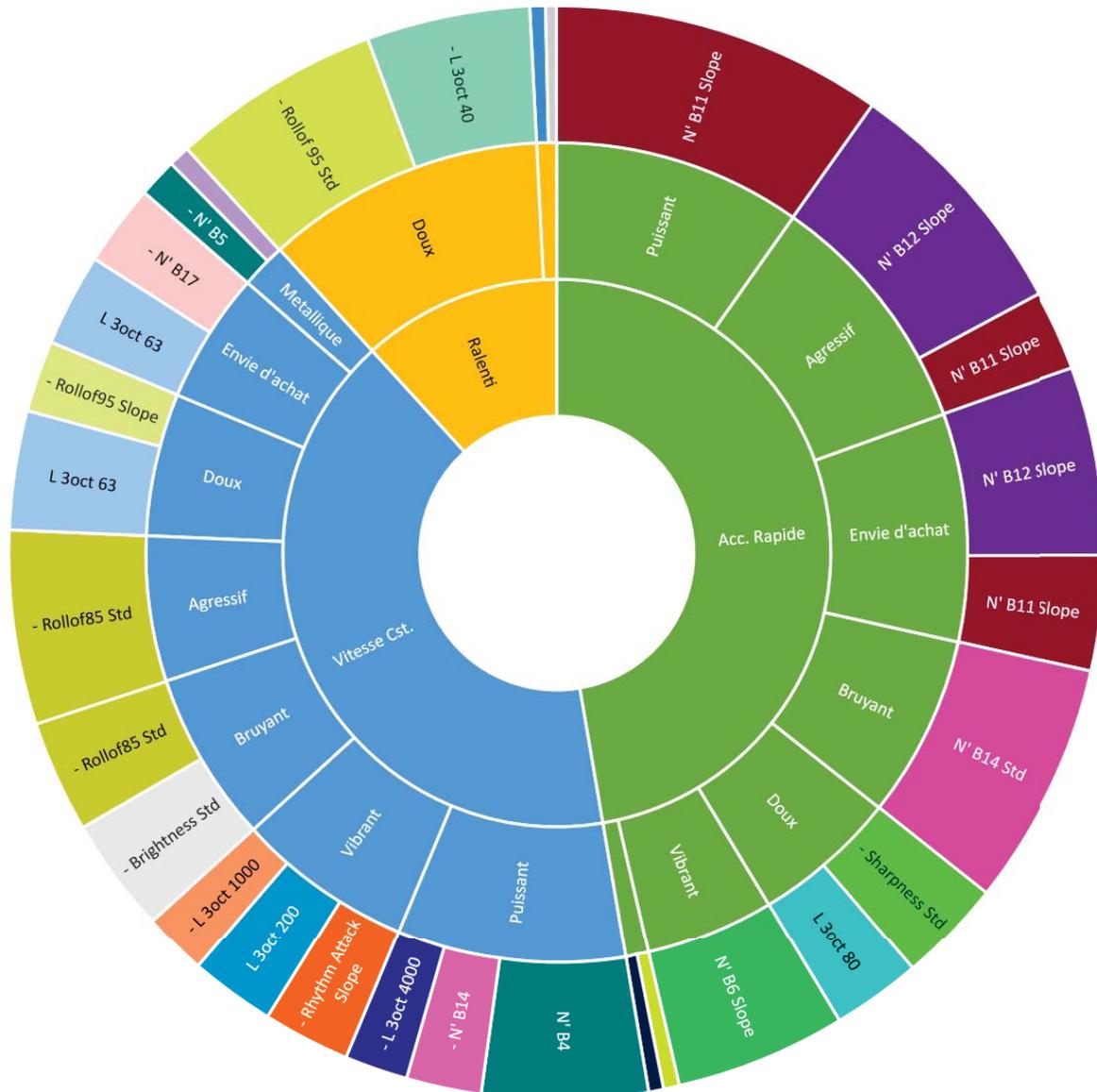


Figure H.4 Roue des attributs du véhicule V5. Les attributs sont ordonnés pour chaque condition du plus grand au plus petit dans le sens horaire. La taille de chaque métrique est relative à sa contribution dans le modèle de prédiction. Les descriptions des métriques sont indiquées dans le tableau G.1 dans l'annexe G.

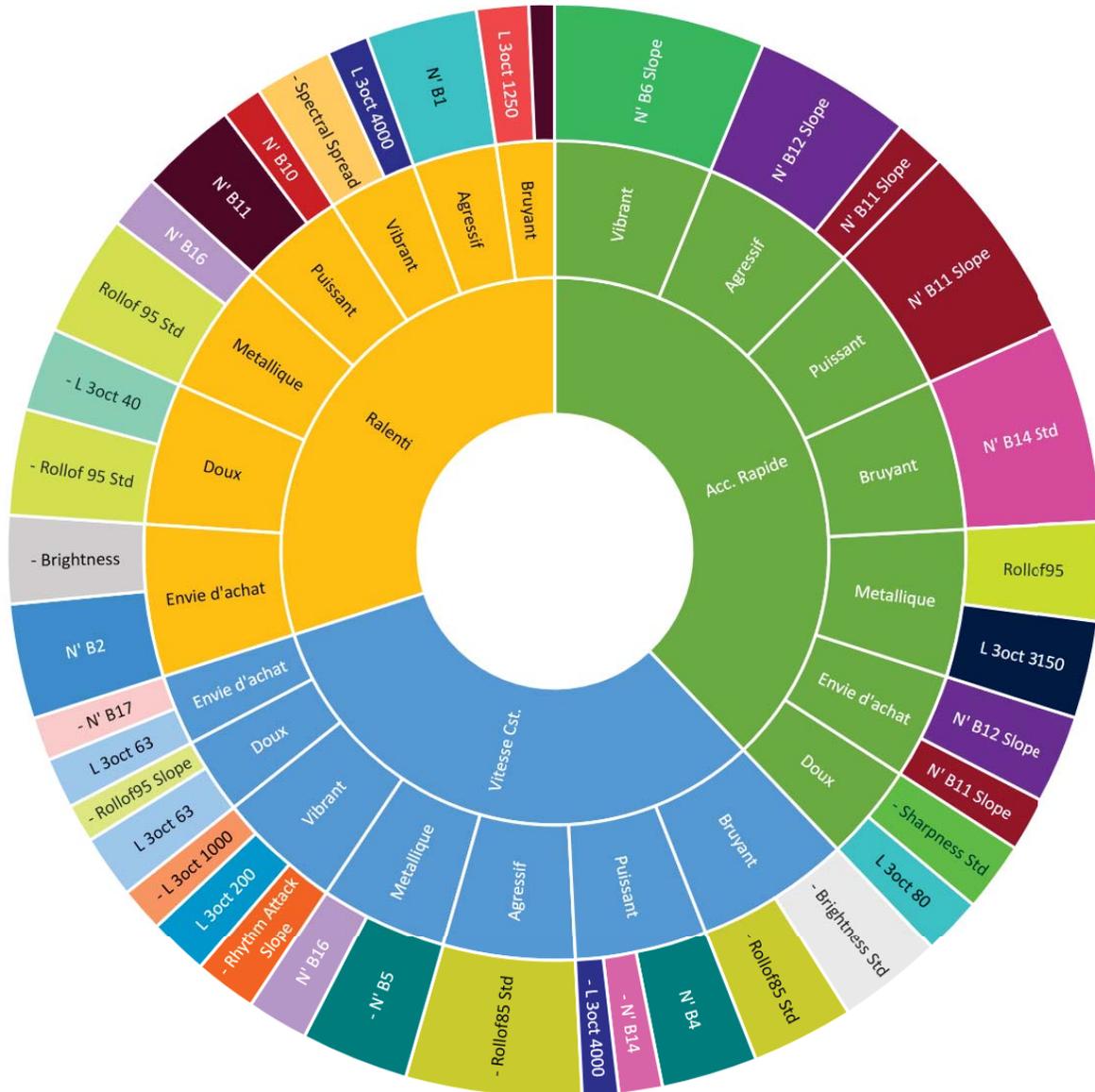


Figure H.6 Roue des attributs du véhicule V7. Les attributs sont ordonnés pour chaque condition du plus grand au plus petit dans le sens horaire. La taille de chaque métrique est relative à sa contribution dans le modèle de prédiction. Les descriptions des métriques sont indiquées dans le tableau G.1 dans l'annexe G.

LISTE DES RÉFÉRENCES

- [1] M. E. ALTINSOY et U. JEKOSCH : The semantic space of vehicle sounds : Developing a semantic differential with regard to customer perception. *Journal of the Audio Engineering Society*, 60(1/2):13–20, 2012.
- [2] W. AURES : 'berechnungsverfahren für den sensorischen wohlklang beliebiger schall-signale' (a model for calculating the sensory euphony of various sounds). *Acustica*, 59(2), 1985.
- [3] C. B. BARBER, D. P. DOBKIN et H. T. HUHDANPAA : The quickhull algorithm for convex hulls. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 22(4):469–483, 1996.
- [4] S. BECH et N. ZACHAROV : *Perceptual Audio Evaluation - Theory, Method and Application*. John Wiley & Sons, 1 édition, 2006.
- [5] A. BENGHANEM : Étude et optimisation de la qualité sonore d'un véhicule récréatif motorisé. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada, 2017.
- [6] J. BERG et F. RUMSEY : Identification of quality attributes of spatial audio by repertory grid technique. *JAES*, 54(5):365–379, mai 2006.
- [7] F. BERGERON : Développement d'un critère synthèse de confort acoustique relatif au bruit de roulement dans une voiture particulière. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke (Canada), 2009.
- [8] G. Von BISMARCK : Timbre of steady sounds : factorial investigation of its verbal attributes. *Acustica*, 30:146—59, 1974.
- [9] J. BLAUERT et U. JEKOSCH : Sound-Quality Evaluation - A Multi-Layered Problem. *Acta Acustica united with Acustica*, 83(5):747–753, 1997.
- [10] D. BLUMENTHAL : *Contribution à la caractérisation de produits complexes non anonymes - application à l'évaluation du confort de l'habitable avant des véhicules automobiles*. phdthesis, Ecole Nationale Supérieure des Industries Alimentaires (EN-SIA) ; Science de l'aliment, Paris, France, 2001.
- [11] D. BOGDANOV, N. WACK, E. GÓMEZ, S. GULATI, P. HERRERA, O. MAYOR, G. ROMA, J. SALAMON, J. R. ZAPATA et X. SERRA : Essentia : an audio analysis library for music information retrieval. In *International Society for Music Information Retrieval Conference (ISMIR'13)*, pages 493–498, Curitiba, Brazil, 04/11/2013 2013.
- [12] R. BRO et A.K. SMILDE : Principal component analysis. *Analytical Methods*, 6(9): 2812—2831, 2014.
- [13] G. CERRATO : Automotive Sound Quality - Accessories, BSR, and Brakes. *Sound & Vibration*, 43(9):10–15, 2009.
- [14] G. CERRATO : Automotive Sound Quality - Powertrain, Road and Wind Noise. *Sound & Vibration*, 43(4):16–24, 2009.

-
- [15] S. CHEN et D. WANG : Vehicle Interior Sound Quality Analysis by Using Grey Relational Analysis. *SAE International Journal of Passenger Cars : Mechanical Systems*, 7(1):355–366, 2014.
- [16] S. CHEN, D. WANG, J. LIANG et M. MCDONNELL : Sound Quality Analysis and Prediction of Vehicle Interior Noise Based on Grey System Theory. *Fluctuation & Noise Letters*, 11(2):1250016–1, juin 2012.
- [17] M. R. CHERNICK et R. A. LABUDDE : An introduction to bootstrap methods with applications to R. *Reference and Research Book News ; Portland*, 26(6), 2011.
- [18] K. CHOI., G. FAZEKAS, K. CHO et M. B. SANDLER : A tutorial on deep learning for music information retrieval. *CoRR*, abs/1709.04396, 2017.
- [19] Microsoft CORPORATION : Microsoft excel. <https://office.microsoft.com/excel>, 2019 (16.0).
- [20] C. J. da SILVEIRA BRIZON et E. BAUZER MEDEIROS : Combining subjective and objective assessments to improve acoustic comfort evaluation of motor cars. *Applied Acoustics*, 73(9):913–920, 2012.
- [21] P. DAVIES : Perception-based engineering : Integrating sound perception into engineering design. In *47th International Congress and Exposition on Noise Control. Inter-Noise*, 2018.
- [22] L. P.R. de OLIVEIRA, K. JANSSENS, P. GAJDATSY, H. Van der AUWERAER, P. S. VAROTO, P. SAS et W. DESMET : Active sound quality control of engine induced cavity noise. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23:476–488, 2009.
- [23] L. EG. DEDENE, R. VALGAEREN, M. VAN OVERMEIRE et P. GUILLAUME : Correlation of subjective sound perception of exhaust systems with sound quality metrics. In *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, volume 2, pages 1007–1013, Santa Barbara, CA, USA, 1 1998.
- [24] J. DELARUE et J.-M. SIEFFERMANN : Sensory mapping using flash profile. comparison with a conventional descriptive method for the evaluation of the flavour of fruit dairy products. *Food Quality and Preference*, 15(4):383–392, 2004.
- [25] F. DEPLEDT : *Évaluation sensorielle Manuel méthodologique*. Sciences and techniques agroalimentaires. LAVOISIER / TEC ET DOC, Paris, France, 3 édition, 2009.
- [26] J. S. DOWNIE : Music information retrieval (Chapter 7). *Annual Review of Information Science and Technology*, 37(1):295–340, 2003.
- [27] C. DUCHESNE : *Multivariate Image Analysis in Mineral Processing*, chapitre 3, pages 85–142. Advances in Industrial Control. Springer London, 2010.
- [28] N. Hamzaoui E. PARIZET et J. JACQUEMOUD : Noise assessment in a high-speed train. *Appl. Acoust.*, 63(10):1109–1124, 2002.
- [29] B. EFRON : Bootstrap methods : Another look at the jackknife. *The Annals of Statistics*, 7(1):1–26, 1979.
- [30] B. EFRON et R. TIBSHIRANI : *An introduction to the bootstrap*. Monographs on statistics and applied probability : 57. New York : Chapman & Hall, c1993., 1993.
-

-
- [31] B. FALK, B. QUATTELBAUM et R. H. SCHMITT : Product quality from the customers' perspective - systematic elicitation and deployment of perceived quality information. *In Proceedings of the 6th CIRP-Sponsored International Conference on Digital Enterprise Technology, DET 2009, Hong Kong, China, December 14.16, 2009*, pages 211–222, 2009.
- [32] B. FALK et R. SCHMITT : Sensory QFD : Matching sensation with measurement. *Procedia CIRP*, 17(Supplement C):248–253, 2014.
- [33] H. FASTL : The Psychoacoustics of Sound-Quality Evaluation. *Acta Acustica united with Acustica*, 83(5):754–764, 1997.
- [34] H. FASTL et E. ZWICKER : *Psychoacoustics : Facts and Models*, volume 22. Springer, Berlin and Heidelberg, 3 édition, 2007.
- [35] M. FILSER : Le marketing sensoriel : La quête de l'intégration théorique et managériale. *Revue Française du Marketing ; Paris*, 194(4):5–11, 2003.
- [36] A. FORTINO, L. ECKSTEIN, J. VIEHÖFER et J. PAMPEL : Acoustic vehicle alerting systems (avas) - regulations, realization and sound design challenges. *SAE International Journal of Passenger Cars : Mechanical Systems*, 9(3):35–43, 2016.
- [37] J. FRIEDMAN, T. HASTIE et R. TIBSHIRANI : A note on the group lasso and a sparse group lasso, 2010.
- [38] M. FRIEDMAN : The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *Journal of the American Statistical Association*, 32(200):675–701, 1937.
- [39] M. GAUTHIER : Identification et hiérarchisation des sources et chemins de transfert vibro-acoustiques d'un véhicule récréatif. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Québec, Canada, 2017.
- [40] P.-A. GAUTHIER, W. SCULLION et A. BERRY : Sound quality prediction based on systematic metric selection and shrinkage : Comparison of stepwise, lasso, and elastic-net algorithms and clustering preprocessing. *Journal of Sound and Vibration*, 400:134–153, 2017.
- [41] K. GENUIT : The sound quality of vehicle interior noise : A challenge for the NVH-engineers. *Int. J. Vehicle Noise and Vibration*, 1(1/2):158–168, 2004.
- [42] K. GENUIT et A. FIEBIG : Sound design of electric vehicles - challenges and risks. *In -*, Melbourne, Australia, 2014. Inter-Noise.
- [43] F. GIANNINI, M. MONTI et G. PODEHL : Aesthetic-driven tools for industrial design. *Journal of Engineering Design*, 17(3):193–215, 2006.
- [44] A. GIBOREAU et L. BODY : *Le marketing sensoriel : de la stratégie à la mise en oeuvre*. Vuibert, Paris, 2007.
- [45] A GONZALEZ, M FERRER, M de DIEGO, G PIÑERO et J. J GARCIA-BONITO : Sound quality of low-frequency and car engine noises after active noise control. *Journal of Sound and Vibration*, 265(3):663–679, 2003.
- [46] MTG : Music Technology GROUP, 2018.
-

-
- [47] H. GUO, Y. LI, Y. XU, Y. JIN, J. XIANG et J. CHEN : Resting-State Brain Functional Hyper-Network Construction Based on Elastic Net and Group Lasso Methods. *Front. Neuroinform.*, 12, 2018.
- [48] R. GUSKI : Psychological methods for evaluating sound quality and assessing acoustic information. *Acta acustica united with acustica*, 83(5):765–774, 1997.
- [49] P. HALL : *The Bootstrap and Edgeworth Expansion*. Springer Series in Statistics. Springer-Verlag, 1992.
- [50] Acoustics HEAD : Conducting listening tests. application note. Rapport technique, HEAD acoustics, 2011.
- [51] H. B. HUANG, M. L. LI, R. X. et Yang, T. C. LIM et W. P. DING : Evaluation of vehicle interior sound quality using a continuous restricted Boltzmann machine-based DBN. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 84:245–267, février 2017.
- [52] Cockos INCORPORATED : Reaper. <https://www.reaper.fm/>, 2020 (6.15).
- [53] ISO : Analyse sensorielle — méthodologie — directives générales pour l'établissement d'un profil sensoriel. Standard, Organisation internationale de normalisation, Genève, Suisse, 2016.
- [54] M. Schedl J. URBANO et X. SERRA : Evaluation in music information retrieval. *J Intell Inf Syst*, 41(3):345–369, 2013.
- [55] P. A. JENNINGS, G. DUNNE, R. WILLIAMS et S. GIUDICE : Tools and techniques for understanding the fundamentals of automotive sound quality. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers : Journal of Automobile Engineering, Part D ; London*, 224(D10):1263–1278, 2010.
- [56] J. Y. JEON, J. YOU et H. Y. CHANG : Sound radiation and sound quality characteristics of refrigerator noise in real living environments. *Applied Acoustics*, 68:1118–1134, 2007.
- [57] J.-E. JEONG, I.-H. YANG, A. bin ABU, K.-J. CHA et J.-E. OH : Development of a new sound quality metric for evaluation of the interior noise in a passenger car using the logarithmic mahalanobis distance. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers – Part D – Journal of Automobile Engineering (Sage Publications, Ltd.)*, 227(10):1363, 2013.
- [58] J. JIANG et Y. ZENG : Subjective and objective quantificational description of vehicle interior noise during acceleration. *Applied Mechanics & Materials*, 518:297–302, mars 2014.
- [59] I. T. JOLLIFFE : *Principal Component Analysis*. Springer Series in Statistics. Springer-Verlag, 2 édition, 2002.
- [60] H.F. KAISER : The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20:141–151, 1960.
- [61] N. KAPLANIS, S. BECH, J. TERVO, S. and Pätynen, T. LOKKI, T. van WATER-SHOOT et S. H. JENSEN : Perceptual aspects of reproduced sound in car cabin acoustics. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 141(3):1459–1469, 2017.
-

-
- [62] N. KAPLANIS, S. BECH, S. TERVO, J. PÄTYNEN, T. LOKKI, T. WATERSCHOOT et S. H. JENSEN : A rapid sensory analysis method for perceptual assessment of automotive audio. *JAES*, 65(1/2):130–146, 2017.
- [63] M. G. KENDALL : Further contributions to the theory of paired comparisons. *Biometrics*, 11:43–62, 1955.
- [64] R. A. KENDALL et E. C. CARTERETTE : Verbal attributes of simultaneous wind instrument timbres. i- von bismarck’s adjectives. *Music Perception*, 4:185–214, 1992.
- [65] T. G. KIM, S.-K. LEE et H. H. LEE : Characterization and quantification of luxury sound quality in premium-class passenger cars. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers – Part D – Journal of Automobile Engineering (Sage Publications, Ltd.)*, 223(3):343, 2009.
- [66] W. J. KRZANOWSKI : *Principles of Multivariate Analysis*. OUP Oxford, 2000.
- [67] G. KWON, H. JO et Y. J. KANG : Model of psychoacoustic sportiness for vehicle interior sound : Excluding loudness. *Appl. Acoust.*, 136:16–25, 2018.
- [68] R. Jansen L. LANGEVELD, R. Egmond et Elif ‘OZCAN : *Product Sound Design : Intentional and Consequential Sounds*, chapitre -. Denis A. Coelho, IntechOpen, 2013.
- [69] T. LAGEAT, S. CZELLAR et G. LAURENT : Engineering hedonic attributes to generate perceptions of luxury : Consumer perception of an everyday sound. *Marketing Letters*, 14(2):97–109, 2003.
- [70] H. T. LAWLESS et H. HEYMANN : *Sensory Evaluation of Food. Principles and Practices*. Food Science Text Series. Springer, 2 édition, 2010.
- [71] H. T. LAWLESS, N. SHENG et S. S. C. P. KNOOPS : Multidimensional scaling of sorting data applied to cheese perception. *Food Quality and Preference*, 6(2):91–98, 1995.
- [72] S. LE BAGOUSSE, M. PAQUIER et C. COLOMES : Categorization of sound attributes for audio quality assessment—a lexical study. *J. Audio Eng. Soc.*, 62(11):736–747, 2014.
- [73] S. LEDAUPHIN : *Analyse statistique d’évaluations sensorielles au cours du temps*. Thèse de doctorat, Université de Nantes, Nantes, France, 2007.
- [74] S.-K. LEE : Objective evaluation of interior sound quality in passenger cars during acceleration. *Journal of Sound and Vibration*, 310(1):149–168, février 2008.
- [75] G. LEMAITRE et P. SUSINI : *Timbre, Sound Quality, and Sound Design*, volume 69 de *Siedenburg K. ; Saitis C. ; McAdams S. ; Popper A., Fay R. Timbre : Acoustics, Perception, and Cognition*. Springer Handbook of Auditory Research, 2019.
- [76] D. LI et Y. HUANG : The discomfort model of the micro commercial vehicles interior noise based on the sound quality analyses. *Applied Acoustics*, 132:223–231, 2018.
- [77] H. LIEB, B. QUATTELBAUM et R. SCHMITT : Perceived quality as a key factor for strategic change in product development. *In 2008 IEEE International Engineering Management Conference*, pages 1–5, 2008.
-

-
- [78] T. LOKKI, J. PÄTYNEN, A. KUUSINEN, H. VERTANEN et S. TERVO : Concert hall acoustics assessment with individually elicited attributes. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 194(2):835–849, 2011.
- [79] G. LORHO : Individual vocabulary profiling of spatial enhancement systems for stereo headphone reproduction. *In Audio Engineering Society Convention 119*, Oct 2005.
- [80] R. H. LYON : Product sound quality : From perception to design. *Sound and Vibration*, pages 18–22, 2003.
- [81] D. MAIBERGER, U. LETENS, R. WEBER et S. van de PAR : Individual influences on the evaluation of vehicle sounds : A typology of premium car drivers with regard to their attitude towards cars and sounds. *Acta Acustica united with Acustica*, 104(3):509–520, 2018.
- [82] E. R. MALINOWSKI et D. G. HOWERY : Factor analysis in chemistry. *International journal of quantum chemistry*, 19:969–969, 1981.
- [83] Z. MASHREGHI : *Méthodes de ré-échantillonnage en méthodologie d'enquête*. Thèse de doctorat, Université de Montréal, 2014.
- [84] V.-V. MATTILA : Semantic analysis of speech quality in mobile communications : descriptive language development and mapping to acceptability. *Food Quality and Preference*, 14(5):441 – 453, 2003. The Sixth Sense - 6th Sensometrics Meeting.
- [85] M. MEILGAARD, G. V. CIVILLE et B. T. CARR : *Sensory evaluation techniques*. Taylor & Francis, Boca Raton, 4 édition, 2007.
- [86] D. C. MONTGOMERY et H. RUSHING : *Design and analysis of experiments*. John Wiley & Sons, Inc., 8 édition, 2013.
- [87] T. NÆS, P. B. BROCKHOFF et O. TOMIC : *Statistics for Sensory and Consumer Science*. John Wiley & Sons Ltd, Chichester, United kingdom, 1 édition, 2010.
- [88] A. NOBLE, R. ARNOLD, J. BUECHSENSTEIN, E. LEACH, J. SCHMIDT et P. STERN : Modification of a standardized system of wine aroma terminology. *Am J Enol Vitic*, 38, 1987.
- [89] A. NYKÄNEN : *Methods for product sound design*. Thèse de doctorat, Luleå University of Technology, 2008.
- [90] Lartillot O. : Mirtoolbox 1.6.1. User's manual, Aalborg University, Denmark, 2014.
- [91] C. E. OSGOOD : The nature and measurement of meaning. *Psychological Bulletin*, 49(3):197–237, 1952.
- [92] N. OTTO, S.t AMMAN, C. EATON et S. LAKE : Guidelines for jury evaluations of automotive sounds. *Sound and Vibration*, pages 1–14, 2001.
- [93] R. PALM : Utilisation du bootstrap pour les problèmes statistiques liés à l'estimation des paramètres. *BASE*, 6(3):143–153, 2002.
- [94] D. Dal PALÛ, B. LERMA, L. Shtrepi L. A. GROSSO, M. GASPARINI, C. De GIORGI et A. ASTOLFI : Sensory evaluation of the sound of rolling office chairs : An exploratory study for sound design. *Applied Acoustics*, 130:195–203, 2018.
-

-
- [95] P. PAULRAJ, A. A. MELVIN et Y. SAZALI : Car cabin interior noise classification using temporal composite features and probabilistic neural network model. *Applied Mechanics and Materials*; Zurich, 471:64, 2013.
- [96] P. PAULRAJ et Y. MELVIN, A. A. and Sazali : Car cabin interior noise classification using temporal composite features and probabilistic neural network model. In *Noise, Vibration and Comfort*, volume 471 de *Applied Mechanics and Materials*, pages 64–68. Trans Tech Publications, 2 2014.
- [97] T. H. PEDERSEN et N. ZACHAROV : How many psycho-acoustic attributes are needed. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 123, 2008.
- [98] G. PEETERS, B. L. GIORDANO, P. SUSINI, N.s MISDARIIS et S. MCADAMS : The timbre toolbox : Extracting audio descriptors from musical signals. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 130(5):2902–2916, 2011.
- [99] L. PERRIN, R. SYMONEAUX, I. MAÎTRE, C. ASSELIN et F. JOURJON : Apport des méthodes spontanées pour l’analyse sensorielle des vins. *Revue suisse Vitic. Arboric. Hortic*, 41(3):183–187, 2009.
- [100] E. POIRSON, J.-F. PETIOT et F. RICHARD : A method for perceptual evaluation of products by naive subjects : Application to car engine sounds. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 40(5):504–516, 2010.
- [101] L. M. POSTE, D. A. MACKIE, G. BUTLER et E. LARMOND : *Méthodes d’analyse sensorielle des aliments en laboratoire*. Numéro 1864/F de Publication (Canada. Agriculture Canada). Direction générale de la recherche, Agriculture Canada, 1991.
- [102] B. RAFAELY : *Fundamentals of spherical array processing*. Springer topics in signal processing : volume 8. Heidelberg : Springer, [2015], 2015.
- [103] F. RUMSEY : Searching, analyzing, and recommending audio content. *JAES*, 57(3): 166–169, 2009.
- [104] Fr. RUMSEY : New Horizons in Listening Test Design. *JAES*, 52(1/2):65–73, janvier 2004.
- [105] S.-i. SATO, J. YOU et J. Y. JEON : Sound quality characteristics of refrigerator noise in real living environments with relation to psychoacoustical and autocorrelation function parameters. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 122(1):314–325, 2007.
- [106] S. S. SHAPIRO et M. B. WILK : An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3/4):591–611, 1965.
- [107] S.-H. SHIN, J.-G. IH, T. HASHIMOTO et S.o HATANO : Sound quality evaluation of the booming sensation for passenger cars. *Applied Acoustics*, 70(2):309–320, 2009.
- [108] D. SIANO et M. A. PANZA : Sound quality analysis of the powertrain booming noise in a Diesel passenger car. *Energy Procedia*, 126:971–978, 2017.
- [109] H. STONE et J. L. SIDEL : 6 - Descriptive Analysis. In *Sensory Evaluation Practices*, Food Science and Technology, pages 201–245. Academic Press, 3 édition, 2004.
- [110] D. STROHMEIER, S. JUMISKO-PYYKKÖ et K. KUNZE : Open Profiling of Quality : A Mixed Method Approach to Understanding Multimodal Quality Perception. *Advances in Multimedia*, 2010.
-

-
- [111] P. SUSINI, O. HOUIX, N. MISDARIIS, B. SMITH et S. LANGLOIS : Instruction's effect on semantic scale ratings of interior car sounds. *Applied Acoustics*, 70(3):389–403, 2009.
- [112] P. SUSINI, O. HOUIX, L. SEROPIAN et G. LEMAITRE : Is loudness part of a sound recognition process? *The Journal of the Acoustical Society of America*, 146(2):EL172–EL176, 2019.
- [113] Z. F. TAN et G. P. TAN : Evaluation method of vehicle sound quality. In *Sustainable Environment and Transportation*, volume 178 de *Applied Mechanics and Materials*, pages 2829–2833. Trans Tech Publications, 9 2012.
- [114] R. TIBSHIRANI : Regression Shrinkage and Selection via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 58(1):267–288, 1996.
- [115] R. J. TIBSHIRANI et J. TAYLOR : The solution path of the generalized lasso. *The Annals of Statistics*, 39(3):1335–1371, 2011.
- [116] R. TODESCHINI : Data correlation, number of significant principal components and shape of molecules. the k correlation index. *Analytica Chimica Acta*, 348(1):419–430, 1997.
- [117] P. VARELA et G. ARES : 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, 2012.
- [118] Y. S. WANG : Sound quality estimation for nonstationary vehicle noises based on discrete wavelet transform. *Journal of Sound and Vibration*, 324(3):1124–1140, 2009.
- [119] Y.S. WANG, G.Q. SHEN et Y.F. XING : A sound quality model for objective synthesis evaluation of vehicle interior noise based on artificial neural network. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 45:255–266, 2014.
- [120] M. WANKLING, B. FAZENDA et W. J. DAVIES : The Assessment of Low-Frequency Room Acoustic Parameters Using Descriptive Analysis. *JAES*, 60(5):325–337, juin 2012.
- [121] L. WITELL, M. LÖFGREN et J. J. DAHLGAARD : Theory of attractive quality and the Kano methodology – the past, the present, and the future. *Total Quality Management & Business Excellence*, 24(11/12):1241–1252, 2013.
- [122] X. ZENG et L. KOEHL : An overview on sensory and multi-sensory analysis and related industrial applications. In *2008 Fourth International Conference on Natural Computation*, volume 7, pages 65–69, Jinan, Shandong, China, 2008. IEEE.
- [123] E. ZHANG, H. LIANG, C. SHEN, Y. SHI et Y. ZHANG : Sound quality prediction of vehicle interior noise and mathematical modeling using a back propagation neural network (bpnn) based on particle swarm optimization (pso). *Measurement Science and Technology*, 27 :015801(1):9, 2016.
- [124] I. ZHEKOVA : *Analyse temps-fréquence et synthèse granulaire des bruits moteur diesel au ralenti : Application pour étude perceptive dans le contexte des scènes auditives*. Thèse de doctorat, Université de la Méditerranée - Aix-Marseille II, Marseille, France, 2007.
-

-
- [125] H. ZOU et T. HASTIE : Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology)*, 67(2): 301–320, 2005.
- [126] E. ZWICKER et H. FASTL : *Psychoacoustics : Facts and models*. Springer-Verlag, 2 édition, 1999.
- [127] E. ZWICKER, H. FASTL, U. WIDMANN, K. KURAKATA, S. KUWANO et S. NAMBA : Program for calculating loudness according to din 45631 (ISO532B). *Journal of the Acoustical Society of Japan (E)*, 12(1):39–42, 1991.
-

