



HAL
open science

Contribution à l'intégration des préférences client en conception de produits : Application au design de formes

Antoine Dagher

► To cite this version:

Antoine Dagher. Contribution à l'intégration des préférences client en conception de produits : Application au design de formes. Génie mécanique [physics.class-ph]. Ecole Centrale de Nantes (ECN), 2008. Français. NNT: . tel-01212020

HAL Id: tel-01212020

<https://hal.science/tel-01212020>

Submitted on 5 Oct 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

École Centrale de Nantes

École Doctorale

SPIGA : Sciences pour l'Ingénieur, Géosciences, Architecture

Année 2008

Thèse de Doctorat

SPÉCIALITÉ : GÉNIE MÉCANIQUE

Présentée et soutenue publiquement par :

ANTOINE DAGHER

Le 28 Novembre 2008

à l'École Centrale de Nantes, Nantes

Titre

**Contribution à l'intégration des préférences client en conception
de produits :
Application au design de formes**

Président :	Améziane AOUSSAT	Professeur, Arts et Métiers PariTech, Paris.
Rapporteurs :	Bernard YANNOU Benoît EYNARD	Professeur, ECP, Chatenay Malabry. Professeur, UTC, Compiègne.
Examineurs :	Jean-François PETIOT Philippe COURCOUX Émilie POIRSON	Professeur, ECN, Nantes. Directeur de Thèse Maître de conf., ENITIAA, Nantes. Maître de conf., ECN, Nantes.
Invité :	David BLUMENTHAL	Chef du groupe Perceptions et Analyse Sensorielle, Renault, Guyancourt.

N° B.U.:

N° ED 498 – 017

Directeur de thèse: Jean-François PETIOT.

Laboratoire: Institut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes.

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein de l'Institut de Recherche en Communications et Cybernétiques de Nantes (IRCCyN, CNRS UMR 6597). Je remercie M. Michel Malabre, directeur du laboratoire, pour m'avoir accueilli et avoir mis à ma disposition les moyens nécessaires au bon déroulement de cette thèse.

Je remercie vivement M. Jean-François Petiot, mon directeur de thèse, avec qui j'ai eu le grand plaisir de travailler. Je lui exprime toute ma reconnaissance pour son soutien permanent et son encadrement professionnel. Ses conseils, son écoute et sa disponibilité m'ont en effet permis de présenter mes travaux de thèse dans les meilleures conditions.

Un grand merci également aux membres du jury : M. Bernard Yannou et M. Benoît Eyraud qui ont assumé la lourde tâche de rapporteur, M. Améziane Aoussat celle du président, ainsi que M. Philippe Courcoux et Mme. Emilie Poirson celle d'examinateurs. Je remercie de même M. David Blumenthal pour ses remarques et ses conseils.

A tout le personnel de l'IRCCyN et spécialement aux membres de l'équipe MCM, je dis un grand merci pour leur accueil chaleureux et pour l'ambiance de travail à la fois calme et rassurante qu'ils m'ont offerte pour donner à ce travail le mieux de moi même.

A mes amis de toujours : Marie-José, Daniel, Youssef, Mazen, Eddie et tous les amis en France et au Liban : merci pour tous les moments passés ensemble au travail et en dehors; merci de m'avoir supporté, dans tous les sens du terme, tout au long de cette thèse.

Je ne saurais oublier ma famille : mon père, ma mère, mon frère et mes soeurs. Merci de m'avoir soutenu tout au long de ces 3 ans, merci pour votre présence malgré la distance, vous étiez toujours là, j'en suis vraiment reconnaissant, et c'est avec vous que j'aimerai partager la joie de ce succès...!

Antoine N. DAGHER

28 - 11 - 2008



Sommaire

Résumé	1
Introduction	3
1 État de l'art en conception orientée client	9
1.1 Introduction	9
1.2 Conception de produits	10
1.3 Méthodes de conception orientée clients	21
1.4 Méthodes issues du marketing et de l'alimentaire	28
1.5 Modélisation numérique de produits	42
1.6 Conclusions	46
2 Génération d'espace produits paramétrés	49
2.1 Introduction	49
2.2 Espace produit et choix des paramètres	51
2.3 Méthode 1 : Différentiel sémantique - Catégorisation	51
2.4 Méthode 2 : Tri libre - Comparaison	65
2.5 Conclusions	76
3 L'analyse conjointe pour la conception de formes	79
3.1 Introduction	79
3.2 Différentes épreuves d'évaluation des préférences	80
3.3 Plans d'expérience - Rappel	87
3.4 Application : Évaluations des préférences des faces avant de voitures	89
3.5 Modélisation des préférences	100
3.6 Conclusions	111
4 Synthèse de formes par cartographie de préférences	113
4.1 Introduction	113
4.2 Méthodologie générale	115

4.3	Application	120
4.4	Conclusions	149
Conclusions et Perspectives		152
Références		157
Liste des publications		165
A	Étude des faces avant des voitures	167
B	Étude du design des montres	171
C	Évaluation des préférences pour la conception de produits	183
D	Synthèse des formes	187
E	Collaboration RENAULT / IRCCyN	193
E.1	Introduction	194
E.2	Description du projet	194
E.3	Test-1: Étude de faisabilité des tissus des sièges automobiles	195
E.4	Test-2: Évaluation des préférences tactiles des tissus	204
E.5	Corrélations entre les évaluations des différentes épreuves	214
E.6	Modèles de préférences	216
E.7	Conclusions	218
E.8	Annexe	219

Table des figures

1.1	Cycle de vie d'un produit	10
1.2	Processus de Conception Orientée Clients	10
1.3	Marketing Unilatéral: orientation produit	12
1.4	Marketing Bilatéral: orientation marché	13
1.5	Marketing Réactif: orientation dynamique	13
1.6	Illustration de la séquentialité des étapes de marketing et de conception	15
1.7	Méthodes générales de recherche de solutions: sans et avec décomposition	16
1.8	Les étapes du processus de planification et de conception [<i>Pahl et Beitz</i>]	17
1.9	Étude de développement d'un nouveau produit	19
1.10	Les étapes essentielles de l'analyse fonctionnelle	20
1.11	La qualité totale d'une entreprise	22
1.12	" <i>House of Quality</i> " pour le processus de développement du produit	22
1.13	<i>kansei kougakou</i> ou Ingénierie Sensorielle	24
1.14	Kansei type 1 appliqué à la <i>Mazda Myata</i>	26
1.15	Méthode générale du Kansei Engineering System (type II)	26
1.16	Principe de <i>Kansei Engineering System</i> (Nagamachi <i>et al.</i> , 1997)	27
1.17	Évaluation de préférence consommateur pour un modèle de voiture	31
1.18	Test de choix discret pour l'analyse conjointe discrète	32
1.19	Modèle vectoriel avec optimum local	37
1.20	Modèle circulaire avec optimum global	37
1.21	Modèle elliptique avec point en selle	38
1.22	Modèle quadratique avec optimum global	39
1.23	Le <i>Phantom Desktop</i> de <i>Sensable</i> ©	43
1.24	3 courbe B-Spline à 4 points chacune raccordées	45
1.25	Courbe de Bézier de degré 3 avec 4 points de contrôle A, B, C et D	45
1.26	Méthode de génération d'espace produits paramétré - (<i>chapitre 2</i>)	46
1.27	Évaluation et modélisation des préférences par analyse conjointe - (<i>chapitre 3</i>)	47
1.28	Synthèse des formes et conception du produit idéal - (<i>chapitre 4</i>)	48

2.1	Schéma de la méthode 1	52
2.2	Différents formes de faces avant définissant l'espace produits initial	53
2.3	Interface Utilisateur utilisée dans la méthode du différentiel sémantique	54
2.4	Position des attributs sémantiques dans le plan factoriel	57
2.5	Position des 13 Produits dans le plan factoriel	58
2.6	CAH : Classification Ascendante Hiérarchique des voitures	59
2.7	Voitures du groupe 1	60
2.8	Voitures du groupe 2	60
2.9	Voitures du groupe 3	60
2.11	Schéma général de la méthode	65
2.12	Interface utilisateur utilisée dans la tâche de tri-libre - (<i>Écran initial</i>)	66
2.13	Interface réponse pour un sujet pour le test de tri-libre - (<i>Résultat</i>)	67
2.14	Dendrogramme de classification ascendante hiérarchique des 48 montres	67
2.16	Prototypes représentants chaque groupe	73
2.18	Assemblage final du prototype de la montre M_{19}	75
3.1	Interface d'évaluation directe utilisée dans les tests de préférences, test-1	91
3.2	Interface de comparaison par paires utilisée dans les tests de préférences, test-2	91
3.3	Scores de préférences moyennes des évaluations directes des produits	93
3.5	Box plot des notes de préférence pour chaque produit - <i>Évaluations</i>	93
3.6	Scores des préférences moyennes à partir des comparaisons par paires	94
3.8	Box plot des scores des préférences pour chaque produit - <i>CPP</i>	95
3.9	Coefficient de corrélation \mathbf{R} (Évaluations / Scores CP) par sujet	95
3.10	Scores de préférences moyennes de CPP simulées à partir des évaluations	97
3.11	Box plot des scores de préférences des produits - <i>CPP à partir des Évaluations</i>	97
3.12	Coefficient de corrélation \mathbf{R}' (Évaluations/CPP des évaluations) par sujet	98
3.13	Scores de préférences moyennes des 2 tests - échelle normalisée	99
3.14	Jeu de validation (HoldOut)	101
3.15	Utilités partielles estimées suivant les 7 plans (Évaluations)	104
3.16	Utilités partielles estimées suivant les 7 plans (CPP)	105
3.17	Copie d'écran du test de choix discret [Sawtooth software ©]	107
3.18	Comparaisons des utilités partielles de l'ACD (<i>test-1 et test-2</i>)	109
4.1	synoptique général de la méthode proposée	116
4.3	Nouveau modèle de paramétrage	122
4.4	Programme de génération de l'espace produit (<i>Produit No. 08</i>)	124
4.5	Espace produits généré avec l'interface	124
4.6	Interface de calcul de la matrice de dissimilarités	125
4.7	Position des voitures dans l'espace perceptif (MDS)	126

4.8	CAH à partir de la matrice de dissemblance perceptive	127
4.10	Inertie, longueurs et angle de la courbe discrétisée	130
4.11	Phares reconstruits avec différentes valeurs de h : $h = 2$, $h = 5$, et $h = 15$	134
4.12	Paraboloïde des préférences simulées	137
4.13	ACP des métriques	142
4.14	Cartographie de préférences avec le point idéal	143
4.15	Produit A satisfaisant $Surface_{opt}$ et $(CGS_x)_{opt}$	148
4.16	Produit A satisfaisant $Surface_{opt}$ et $(I_1/I_2)_{opt}$	148
B.1	Espace produit initial (<i>Photos issues d'un site marchand sur Internet</i>)	171
B.2	Matrice de Présence/Absence des attributs dans l'espace produit (M_1 à M_{24})	172
B.3	Matrice de Présence/Absence des attributs dans l'espace produit (M_{25} à M_{48})	172
B.4	Génération de deux modèles CAO à partir d'une même esquisse	173
B.5	Les 4 prototypes virtuels et leurs déclinaisons	176
B.6	Interface utilisateur utilisée pour le test de préférence	176
B.8	CAH des sujets pour les scores de préférence du prototype virtuel 1	179
E.1	Exemple d'un tissu scanné plaqué sur une modèle CAO d'un siège	195
E.2	Interface d'évaluation de l'écart Visuel/Réel	196
E.3	Graphique des notes moyennes pour le mode 1: Tissu Scanné	197
E.4	Graphique des notes moyennes pour le mode 2: Photo Lumière Rasante	197
E.5	Graphique des notes moyennes pour le mode 3: Scan + CAO	198
E.6	Coefficients normalisés et graphique des moyennes: <i>Question 1</i>	199
E.7	Coefficients normalisés et graphique des moyennes: <i>Question 2</i>	199
E.8	ACP <i>Mode 1</i> et position des tissus dans le plan factoriel	201
E.9	Classification des tissus suivant le premier mode de présentation	201
E.10	ACP <i>Mode 2</i> et position des tissus dans le plan factoriel	202
E.11	Classification des tissus suivant le deuxième mode de présentation	203
E.12	ACP <i>Mode 3</i> et position des tissus dans le plan factoriel	204
E.13	Classification des tissus suivant le troisième mode de présentation	205
E.14	Interface Graphique utilisée dans le test Visuel	208
E.15	Interface Graphique utilisée dans le test Visio-Tactile	209
E.16	Droite de normalisation des données	210
E.17	Préférence moyenne des tissus suivant les 3 tests	214
E.18	ACP <i>Produit</i> \times <i>Sujet</i> pour le test Visuel	227
E.19	ACP <i>Produit</i> \times <i>Sujet</i> pour le test Tactile	227
E.20	ACP <i>Produit</i> \times <i>Sujet</i> pour le test VisioTactile	228

Liste des tableaux

1.1	Les différentes phases de la méthode PREFMAP	40
2.1	Attributs sémantiques expliquant les faces avant des voitures	54
2.2	Évaluations moyennes des produits sur les 7 attributs sémantiques	55
2.3	P_{value} de l'analyse de la variance à 2 facteurs	56
2.4	Caractérisation de chaque groupe et définition des prototypes	59
2.5	Identification des facteurs de design et leurs niveaux associés	63
2.6	Méthode de recherche des attributs	69
2.7	Attributs Définitoires et Spécifiques du groupe 1	72
2.8	Les attributs Définitoires et Spécifiques du Groupe 2	72
2.9	Attributs Définitoires et Spécifiques du groupe 3	72
2.10	Attributs Définitoires et Spécifiques du groupe 4	72
3.1	Plan fractionnaire des 27 produits utilisés pour les tests de préférences	90
3.2	Transformation de l'échelle de catégories en échelle de rapports	92
3.3	Affectation de l'échelle pour la simulation des CPP	96
3.4	Utilités partielles moyennes suivant les 7 plans (Évaluations)	103
3.5	Importance (%) des facteurs de design (Évaluations)	103
3.6	Utilités partielles moyennes suivant les 7 plans (CPP)	104
3.7	Importance des facteurs pour les préférences (CPP)	105
3.8	Comparaison MAE et % de bon choix pour les différents plans (ACT)	106
3.9	Utilités partielles des niveaux et importance des facteurs (ACD - Évaluations)	108
3.10	Utilités partielles des niveaux et importance des facteurs (ACD-CPP)	108
4.1	Les scores de préférence simulés pour les 25 produits modélisés	137
4.2	Métriques les plus corrélées avec les dimensions de la MDS	139
4.3	Coefficient de détermination R^2 des métriques sur l'espace $D_{1,2}$	140
4.4	Coefficients de détermination des métriques sur l'espace (D_1, D_2)	141
4.5	Sélection du modèle et des métriques du point optimal	141
4.6	Sélection du modèle et des coordonnées du point optimal sur (F_1, F_2)	143

4.7	Matrice M des vecteurs propres de l'ACP	144
4.8	Moyennes et écart types des métriques	145
4.9	Coordonnées de V_5 , V_{12} et V_{13} sur le plan factoriel	147
4.10	Valeurs des métriques pour les 2 modèles conçus	149
A.1	Analyse de la variance <i>Produits</i> \times <i>Sujets</i> de l'attribut Agressive	167
A.2	Analyse de la variance <i>Produits</i> \times <i>Sujets</i> de l'attribut Élégante	167
A.3	Analyse de la variance <i>Produits</i> \times <i>Sujets</i> de l'attribut Intrépide	167
A.4	Analyse de la variance <i>Produits</i> \times <i>Sujets</i> de l'attribut Joyeuse	168
A.5	Analyse de la variance <i>Produits</i> \times <i>Sujets</i> de l'attribut Rassurante	168
A.6	Analyse de la variance <i>Produits</i> \times <i>Sujets</i> de l'attribut Sévère	168
A.7	Analyse de la variance <i>Produits</i> \times <i>Sujets</i> de l'attribut Souriante	168
A.8	codes des 81 produits utilisés dans les tests (Plan complet)	169
B.1	Variables des prototypes du groupe 1	174
B.2	Variables des prototypes du groupe 2	174
B.3	Variables des prototypes du groupe 3	175
B.4	Variables des prototypes du groupe 4	175
B.5	Nombre de sujets incohérents ($RC > 20\%$) pour chaque prototype	177
B.6	Préférence moyenne pour chaque prototype et ces modèles correspondants	178
C.1	Notes de préférences issues du test-1: Évaluation directe des produits	184
C.2	Poids de préférences issues des CP test-1 par la méthode RLMC	185
C.3	Poids de préférences issues des CP simulées à partir des évaluations	186
D.1	Valeurs de paramètres de design du Phare	187
D.2	Matrice de dissimilarités entre les produits	189
D.3	Métriques expliquant les modèles des phares (Liées à la forme générale)	188
D.4	Métriques expliquant les modèles des phares (Liées à la courbure)	190
D.5	Matrice de corrélation entre les métriques (Pearson)	191
D.6	Matrice des valeurs du coefficient K	192
E.1	Tableau d'analyse de la variance pour la question Q_1	199
E.2	Tableau d'analyse de la variance pour la question Q_2	200
E.3	Matrice des comparaisons par paires (Plan Optimal)	207
E.4	Tableau d'analyse de la variance modifié	211
E.5	Tableau d'analyse de la variance pour le test visuel	211
E.6	Tableau des notes moyennes suivant le test visuel	212
E.7	Tableau d'analyse de la variance pour le test tactile	212
E.8	Tableau des notes moyennes suivant le test tactile	212

E.9	Tableau d'analyse de la variance pour le test visio-tactile	213
E.10	Tableau des notes moyennes suivant le test visio-tactile	213
E.11	Corrélations linéaires entre les tests	215
E.12	Corrélations linéaires entre les tests	215
E.13	Coefficients de régression R^2 pour les tissus	218



Résumé

Résumé

Les valeurs immatérielles des produits (attentes émotionnelles, esthétiques, symboliques) prennent une place importante dans la décision d'achat. La qualité perçue d'un produit est prépondérante par rapport aux données techniques.

Dans cette thèse, nous nous intéressons à l'impact du design des formes géométriques sur les préférences. La problématique générale consiste à étudier la possibilité de réaliser un design de formes en tenant compte des préférences du client. Deux applications sont proposées pour illustrer les méthodes développées : dans l'industrie automobile et dans l'horlogerie.

Une étude bibliographique sur les méthodes de conception orientées clients a été réalisée. Une procédure comparative pour définir les attributs de design d'un produit pertinents vis à vis des perceptions est ensuite proposée.

La pertinence de l'analyse conjointe pour établir un lien entre les préférences et les attributs de design a été étudiée. Nous comparons deux méthodes de recueil des préférences : les notations hédoniques et les comparaisons par paires ; et deux méthodes de modélisation des préférences : l'analyse conjointe traditionnelle et discrète.

Nous proposons enfin une méthodologie pour la construction de cartographies de préférence permettant de relier les préférences aux variables géométriques des formes. L'analyse multidimensionnelle est utilisée pour définir les dimensions perceptives qui seront expliquées par des métriques. La régression linéaire est utilisée pour construire un modèle explicatif pour la synthèse de formes optimisant les préférences. L'application sur le design des phares d'une voiture présente les points clés et les limites de tels modèles en design industriel.

Mots-clés : Conception orientée client, Analyse conjointe, Comparaisons par paires, Kansei engineering, Cartographie de préférences, Design de formes.

Abstract

In today's highly competitive market, developing new products that satisfy consumers' needs is a very important issue. A successful product must satisfy consumers' requirements. Emotional and aesthetics factors are also very important points for the purchase decision. Perceptual aspects of products dominate the technical specifications.

In this report, we are interested in the impact of geometrical forms on users' preference. The general problem consists of studying the possibility of designing geometrical forms while taking into account user's preference. Two applications are proposed in order to illustrate the proposed methods: The first in automotive industry and another in the design of hand watches.

A brief state of the art was first carried out on user centered design methods. A comparative procedure is then proposed for the definition of design attributes of a product with respect to its perceptions.

Next, we studied the relevance of the conjoint analysis models to establish a relation between users' preferences and design attributes. We compared two methods for preference scores collection: Direct rating and paired comparisons; and two conjoint analysis models (Rating based and Choice based) used for preference modeling.

Lastly, we propose a new methodology for preference mapping allowing the link between user preference and the design variables. The multidimensional scaling is used to define perceptive dimensions that will be explained by perceptive metrics. Linear regression is used to build a model for the synthesis of forms with optimal preference. The cars headlight design application presents the key points and the limits of such models in industrial design.

Key-words : Users' centered design, Conjoint analysis, Pairwise comparison, Kansei engineering, Preference mapping, Design of forms.





Introduction

Dans les dernières décennies, le champ d'application de la qualité s'est agrandi. Selon l'ISO 9000, la qualité est *"l'ensemble des propriétés et caractéristiques d'un produit ou d'un service qui lui confèrent l'aptitude à satisfaire les besoins exprimés ou implicites"*. Aujourd'hui, pour réaliser la "satisfaction des besoins exprimés ou implicites", la conception prend une dimension plus "humaine".

Au XIX^{ème} siècle, la qualité des produits d'artisanat reposait essentiellement sur le savoir faire de l'artisan qui contrôlait lui-même toutes les étapes de conception et de fabrication. Lors de la révolution industrielle, la technologie s'est développée rapidement et l'évolution des machines à engendré une augmentation du nombre de produits fabriqués "en série". La qualité reposait alors essentiellement sur la conformité des produits fabriqués. Dans les années 70, la qualité devient de plus en plus surveillée, et ce, dès la conception du produit. Les entreprises ont donc commencé à s'intéresser aux besoins des clients, pour cerner leurs attentes. Le produit n'est plus un "simple" ensemble de fonctionnalités, mais il contient également des valeurs connotatives qui le différencient d'un autre produit, et qu'il va falloir maîtriser et exprimer. Avec l'ouverture du marché mondial dans les années 90 et l'émergence de pays à bas coûts de production (pays asiatiques), la qualité et l'innovation sont devenus aujourd'hui les facteurs clés de compétitivité des pays occidentaux. Même si la qualité technologique existe aussi dans les produits issus des pays à bas coût de production, la maîtrise de l'innovation et la recherche de marchés de niche, situés au plus près des besoins des clients, restent les facteurs de succès des entreprises occidentales. Une des pistes de l'innovation se situe donc au niveau de la compréhension du besoin du client et de l'image que dégage le produit.

De nos jours, les entreprises montrent un intérêt croissant pour la conception "émotionnelle" ou pour l'ingénierie sensorielle. Les produits doivent évoquer de "bonnes sensations" aux utilisateurs, ce qui constitue un élément pour les différencier dans une offre pléthorique. Pour réaliser une conception "émotionnelle" il est nécessaire d'introduire une entité complexe

dans la boucle de conception : l'humain. Ainsi des disciplines telles que la psychométrie, la sociologie, l'analyse sensorielle sont aujourd'hui introduites dans les équipes de conception. Lorsqu'un sujet perçoit un produit industriel, l'ensemble de ses modalités sensorielles peut être sollicité. C'est justement lorsque le sujet implique l'ensemble de ses sens dans l'interaction avec le produit que le lien affectif entre le sujet et le produit peut être le plus fort. La façon dont un produit est perçu par ses consommateurs a donc une influence déterminante sur le succès commercial du produit. Comme on le voit, pour ce type de conception, que l'on peut qualifier d'*orientée client*, il est primordial de bien comprendre l'utilisateur : ses préférences, ce qu'il ressent, les émotions et les sentiments que le produit lui transmet. Afin de satisfaire au mieux ces besoins, les concepteurs doivent rendre explicite les significations connotatives et dénotatives de leurs produits (Hsu Shang *et al.*, 2000). Ceci constitue le contexte de cette thèse. Nous nous sommes intéressés à la prise en compte des préférences du client utilisateur dans la conception de produit : comment peut-on intégrer les préférences des clients pour développer un produit ?

Ce travail se situe dans la thématique "conception orientée client" de l'IRCCyN, thématique relativement récente et en développement. Il fait suite au travail de thèse d'E. POIRSON sur la prise en compte des perceptions de l'utilisateur en conception de produit, qui avait développé une méthodologie de conception sur les instruments de musique (Poirson, 2005).

De nombreux domaines utilisent des méthodes centrées sur l'utilisateur pour développer leurs produits. Historiquement, l'industrie alimentaire et cosmétique a développé depuis plusieurs dizaines d'années des méthodes de conception particulières. Ainsi, l'analyse sensorielle permet non seulement le contrôle de qualité mais également le développement de produits orienté par les préférences des consommateurs. Limitées au départ au goût et à l'olfaction, les entreprises adaptent et développent maintenant des techniques pour toutes les modalités sensorielles (vue, ouïe, somesthésie) (Depledge et Strigler, 1998) .

Le champ d'application de l'analyse sensorielle est très large, en particulier dans l'automobile. L'industrie automobile est passée d'un modèle de production de masse, destiné d'abord à satisfaire les besoins d'un nombre toujours croissant de consommateurs où prévalaient les performances et les fonctionnalités, à un marché plus concurrentiel. Ce marché se caractérise par une grande segmentation et un besoin accru de personnalisation des véhicules. De même, la réduction du cycle de conception d'un véhicule, la satisfaction des contraintes de sécurité des passagers, la réduction d'émissions de gaz toxiques, d'économie du carburant, sont des défis énormes. Les constructeurs automobiles doivent également faire appel aux clients qui sont de plus en plus exigeants pour des produits de haute qualité. Les notions de performance, de style, de confort et de sécurité sont primordiales dans la décision d'achat du consommateur.



Le toucher est étudié notamment pour la conception de matériaux où le rôle des équipementiers s'est considérablement accru jusqu'à la production de la majeure partie de la valeur du véhicule. Le succès d'une voiture est dû en grande partie à son "intérieur", d'où la nécessité de mettre au point une méthodologie pour définir le besoin du consommateur dans un premier temps et pour évaluer la qualité perçue ensuite. Le design sonore est également étudié (étude des bruits de fermeture de portière, des sons d'avertisseurs, des clignotants ou des moteurs). Le design sonore consiste non seulement à réduire l'intensité des sons, ou à chercher le son le moins gênant ou le plus agréable, mais aussi à donner du sens aux sons générés. Les domaines concernés par le design sonore sont par exemple l'automobile, l'aéronautique, l'électroménager. Ainsi, nous constatons aujourd'hui l'importance de la prise en compte du client dans la conception de produits dans de nombreux domaines industriels.

Dans le cadre de notre thèse, nous nous sommes intéressés à la conception de la forme de produits, de leur géométrie. Cet aspect est encore peu étudié dans la perspective "orientée client". L'approche principale qui aborde cette problématique est le Kansei Engineering, méthode développée au Japon, que nous présenterons en bibliographie. Pour mettre au point une méthode et l'illustrer, il nous a paru nécessaire d'avoir des produits supports. Ainsi, nous avons choisi de travailler sur trois projets particuliers pour expliquer les méthodes proposées dans cette thèse. Le premier concerne le design de montres en horlogerie, produit à haute valeur d'estime pour lequel la forme des éléments est primordiale. Le second concerne la face avant d'une voiture, dont le design joue un rôle très important dans l'image du véhicule et l'identité de la marque. Le troisième s'inscrit dans le cadre d'une collaboration avec l'entreprise *Renault* et s'intéresse aux tissus des sièges automobile et à leur perception par l'utilisateur, ce travail est situé intégralement en annexe E

Les illustrations présentées n'ont pas la vocation de définir la conception opérationnelle d'un produit pour un marché donné mais servent plutôt à expliquer les méthodes présentées.

Le cadre général de cette thèse est d'étudier comment prendre en compte et intégrer les préférences du client pour concevoir la forme de produits. Elle touche à la fois aux procédures d'enquêtes et de recueil de données de préférence, aux méthodes de modélisation des données de préférence, et aux techniques de modélisation virtuelle de formes et de paramétrage en CAO.

Concernant le recueil de la préférence client, les objectifs plus spécifiques sont les suivants :

- Définir comment choisir l'espace produits sur lequel vont porter les tests utilisateurs. En particulier, étudier l'apport de la définition de prototypes à la constitution d'espaces produits.
- Proposer une méthode pour déterminer les attributs principaux d'un produit, dans le but de définir un paramétrage pertinent pour les tests utilisateur.



- Etudier l'influence de la méthode de recueil des préférences sur les résultats. Deux méthodes seront étudiées, la cotation sur une échelle d'intervalle et les comparaisons par paires.

Concernant la modélisation de la préférence client, les objectifs sont :

- D'étudier dans quelle mesure l'analyse conjointe peut permettre de réaliser une conception " orientée client " de formes. Deux méthodes d'analyse conjointe seront comparées : l'analyse conjointe traditionnelle (utilisant l'analyse de la variance pour l'estimation des utilités partielles) et l'analyse conjointe discrète (utilisant le modèle multinomial logit).
- D'étudier dans quelle mesure les cartographies de préférence permettent de réaliser la conception géométrique d'une forme, et de proposer une méthodes spécifique en ce sens.

Enfin, concernant le paramétrage de formes en CAO, il s'agit :

- D'étudier différents paramétrages des formes,
- De définir le meilleur paramétrage pour expliquer les préférences client.
- D'identifier des métriques qui auront un lien direct avec les perceptions de l'utilisateur.

Le premier chapitre de ce rapport est bibliographique. Il présente un bilan des différentes méthodes de conception orientée client : Kansei Engineering et QFD (Quality Function Deployment). Il s'attache aussi à donner au lecteur les points clés des méthodes de modélisation utilisées dans l'étude (analyse conjointe, cartographie de préférences).

Dans le deuxième chapitre, nous détaillons les méthodes proposées pour générer des espaces produits pour les épreuves d'évaluation de préférence (Tests consommateurs). Nous proposons une nouvelle méthode de génération basée sur la recherche des attributs de design principaux de produits.

Le troisième chapitre traite des méthodes utilisées pour la modélisation des préférences consommateurs et présente une comparaison détaillée entre deux différentes méthodes : l'analyse conjointe traditionnelle et l'analyse conjointe discrète. Il compare également deux méthodes de recueil de préférence : la cotation sur une échelle d'intervalle et la comparaison par paires. Cette comparaison s'avère utile pour proposer aux designers la méthode de modélisation la mieux adaptée à leur application.

Le quatrième chapitre présente une méthodologie orientée client pour la synthèse de formes. Elle est basée sur une étude perceptive, la constitution de métriques explicatives des dimensions perceptives, et la création de modèles de préférence reliant les préférences aux variables



de conception de la forme. Elle est illustrée par une application particulière concernant le design de la forme des phares d'une face avant de voiture.

Nous concluons enfin par une synthèse des travaux réalisés et un certain nombre de perspectives qu'ouvre cette étude, en mettant en évidence son apport sur le plan scientifique et industriel.

Le rapport se termine par 5 annexes notées de A à E. Pour une meilleure fluidité dans la lecture du document. Les tableaux des résultats bruts par exemple, se trouvent dans ces annexes. En particulier, l'annexe E présente le rapport de l'étude réalisée avec l'entreprise Renault sur l'étude des perceptions et des préférences consommateurs sur les tissus des sièges automobiles. Cette application utilise des outils et des méthodes expliqués dans les chapitres de ce rapport.





1

État de l'art en conception orientée client

1.1	Introduction	9
1.2	Conception de produits	10
1.2.1	Processus de conception de produits orienté clients	10
1.2.2	Marketing et conception des produits	11
1.2.3	Méthodes rationnelles de conception	15
1.3	Méthodes de conception orientée clients	21
1.3.1	Définition	21
1.3.2	Méthode QFD : Quality Function Deployment	22
1.3.3	Kansei Engineering	24
1.3.4	Conclusions	27
1.4	Méthodes issues du marketing et de l'alimentaire	28
1.4.1	L'analyse conjointe	28
1.4.2	L'évaluation sensorielle	34
1.4.3	Analyse sensorielle et automobile	41
1.5	Modélisation numérique de produits	42
1.5.1	Modélisation 2D et 3D	43
1.5.2	Généralités	44
1.6	Conclusions	46

1.1 Introduction

Comme défini par la norme AFNOR [FDX 50-127], "Partant des besoins exprimés, le processus de conception définit pas à pas le produit qui doit répondre aux besoins et aux attentes, par des choix successifs portant sur des points de vue de plus en plus détaillés."

Plusieurs méthodes définissant une démarche organisée ont été créées pour mener cette activité. Aujourd'hui, pour satisfaire aux mieux les goûts et les besoins des clients, il faut pouvoir identifier parfaitement ses attentes et les suivre tout au long de la démarche. Notre thème de recherche place les clients au centre du processus de conception et du cycle de vie du produit. La première partie de ce chapitre fait un état des lieux des principales méthodes issues des

sciences de la conception et du marketing. La deuxième partie développe le processus de conception orientée clients et présente les points clés de l'analyse sensorielle, du "Kansei Engineering" et du QFD. La troisième partie présente le principe de l'analyse conjointe et de la modélisation des préférences consommateurs et les évaluations sensorielles. La cinquième et dernière partie présente un résumé des méthodes utilisées pour la conception CAO de produits et les méthodes de modélisation des formes.

1.2 Conception de produits

Lors de sa création, un produit suit un développement qui se décompose en plusieurs phases, depuis la détection du besoin, la conception, la production, la mise en marché et le recyclage. Ce développement, appelé "Cycle de vie du produit" est présenté sur la figure 1.1 suivante :

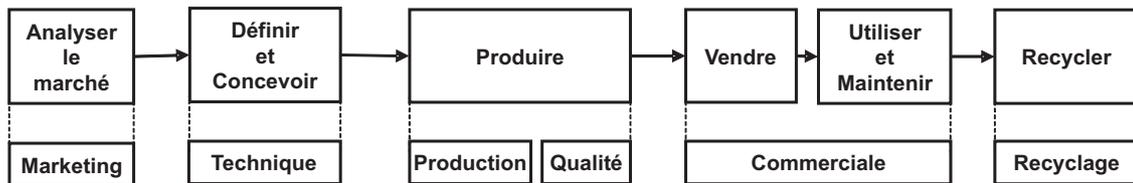


Figure 1.1 – Cycle de vie d'un produit

La pérennité de l'entreprise étant directement liée aux clients qui décident ou non d'acheter ses produits, il est primordial de modéliser la demande des clients d'une façon très précise. Dans la pratique, le service marketing étudie tous les aspects liés aux besoins des consommateurs pour résoudre ce problème.

1.2.1 Processus de conception de produits orienté clients

Le processus de conception d'un produit se définit par les 5 étapes de la figure 1.2 suivante:

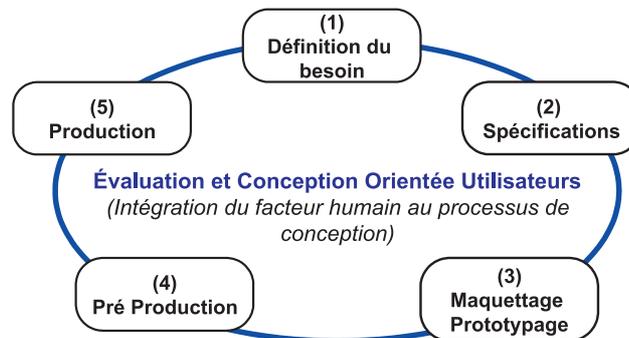


Figure 1.2 – Processus de Conception Orientée Clients

1. **Étape 1 : définition du besoin**

Pour tout nouveau projet, il est nécessaire de définir des objectifs précis et de comprendre les utilisateurs finaux qui doivent être impliqués le plus tôt possible dans le cadre d'une conception participative, c'est à dire réunissant le plus d'informations sur leurs besoins, leurs profils (Analyse d'activité) et évaluer l'environnement concurrentiel (Test utilisateur, Questionnaires) pour améliorer ou re-concevoir un produit existant

2. **Étape 2 : spécifications**

La création doit être basée sur une compréhension des attentes et des usages des utilisateurs. Les spécifications ne doivent pas uniquement concerner l'architecture technique mais doivent également prendre en compte la manière dont raisonnent et procèdent les utilisateurs pour accomplir des tâches au sein d'un processus. Avant de lancer un développement coûteux, il est fortement recommandé de spécifier des fonctionnalités allant dans le sens des connaissances et du raisonnement des utilisateurs.

3. **Étape 3 : maquettage et prototypage**

Le développement commence une fois la structure et les fonctionnalités du produit spécifiées. Durant la phase de maquettage et de prototypage, il est recommandé de poursuivre la conception selon une méthode itérative pour évaluer le prototype fonctionnel.

4. **Étape 4 : pré-production**

Le premier prototype du produit en pré production. En confrontant ce nouveau produit à un échantillon d'utilisateurs, appartenant au cœur de la cible, qui vont évaluer ce produit, il sera possible de faire l'inventaire de leurs comportements envers ce nouveau produit et effectuer des corrections.

5. **Étape 5 : production**

Après intégration des recommandations issues des précédentes phases, il est maintenant possible de lancer la production du nouveau produit et d'envisager les évolutions des prochaines versions. Il faudra alors analyser les ventes et les retours d'expérience des utilisateurs par des questionnaires et comprendre l'environnement concurrentiel

L'intervention des clients utilisateurs se fait donc dans les 4 premières étapes du processus de conception du produit, donc dans la définition du besoin, la définition des spécifications, l'évaluation des prototypes et des maquettes et finalement dans l'étape de pré-production pour faire les corrections nécessaires.

1.2.2 Marketing et conception des produits

Étant la première partie du cycle de vie du produit, la phase du marketing se situe en amont de la conception dans le but de cerner les besoins du client-cible. Ce chapitre présente la



façon dont le client est pris en compte dans cette phase de marketing.

1.2.2.1 Définition

La marketing est "la conquête, méthodique et *permanente*, d'un marché rentable, impliquant la conception et la commercialisation d'un produit ou d'un service conforme aux attentes des consommateurs visés" (Vermette, 2001). Les missions du service marketing se résument par les suivantes :

- Mettre en œuvre des techniques qui dirigent le flux des biens et des services vers les consommateurs,
- Détecter les besoins des consommateurs pour réaliser le produit adéquat pour faciliter les ventes (identification des besoins et des préférences des clients afin de les convertir en spécifications),
- Conquérir le marché rentable par l'utilisation des méthodes scientifiques,
- Mobiliser des moyens pour la communication avec le consommateur (Publicité, Design,...)

Il existe trois conceptions du marketing :

1. Marketing unilatéral, orienté produit, (figure 1.3) : suivant les évolutions technologique, le produit est d'abord conçu, le type d'acheteur potentiel est recherché pour orienter la publicité vers cette population. Le risque de ne pas trouver cette population reste assez grand parce qu'il n'y a pas d'analyse de risque préalablement faite. Dans cette méthode, c'est la technologie qui guide la conception et qui définit le produit, il n'y a pas d'intervention de la part des clients et donc pas d'interrogation pour les besoins.

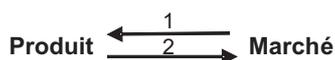


1: "Voici un nouveau produit. Qui est intéressé?"

Figure 1.3 – *Marketing Unilatéral: orientation produit*

2. Marketing bilatéral, orienté marché, (figure 1.4) : le responsable marketing fournit aux ingénieurs un cahier des charges avec les exigences des consommateurs, qui vont traduire le maximum des demandes de l'utilisateur. Dans cette méthode, l'entreprise fournit des produits qui répondent aux exigences des consommateurs, il est rare que le client et le concepteur s'entendent parfaitement sur l'expression du besoin, il n'y aura un échange que sur la faisabilité technique du produit en fonction des demandes; donc dans le marketing bilatéral, on ne prévoit qu'un aller retour sur l'information.

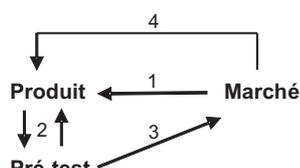




1 : "Voilà ce que j'attends du produit."
 2 : "Voici le produit qui répond à vos attentes"

Figure 1.4 – *Marketing Bilatéral : orientation marché*

3. Marketing réactif avec une orientation dynamique, (figure 1.5) : la conception du produit basée sur un cahier des charges clients est élaborée progressivement en testant à chaque fois la concordance avec la demande du consommateur. Le retour "feedback" du marché est étudié et pris en compte dans les démarches de conception futures.



1: "Voilà ce que j'attends du produit."
 2: "Ce produit correspond-il à vos attentes?"
 3: "Voici le produit qui correspond à vos attentes."
 2: "Vos besoins sont-ils toujours les mêmes ?"

Figure 1.5 – *Marketing Réactif : orientation dynamique*

Cette méthode semble la plus adaptée pour coller au mieux aux besoins des clients étant donné qu'elle valide chaque étape par une demande au consommateur. Cependant, les tests nécessaires sont souvent coûteux en terme de temps et d'argent. Il faut donc trouver un compromis entre ces différentes méthodes pour prendre en compte le client dans un temps modéré.

1.2.2.2 Consommateur et segmentation du marché

Le marché ne peut pas être considéré comme composé de consommateurs ayant un comportement identique, les clients sont différenciés par de nombreuses caractéristiques individuelles. Une entreprise a donc intérêt à identifier des segments du marché potentiels plutôt que de commercialiser ses produits globalement à l'ensemble des individus. Il faut donc définir une "cible", évaluer les risques financiers et les possibilités des ressources humaines. Pour identifier au mieux les besoins effectifs, il faudra découper le marché en groupes de consommateurs homogènes selon des critères particuliers (age, sexe, catégorie socio-professionnelle, localisation géographique, revenus, etc...) et étudier l'individu dans son environnement social (Sa personnalité, son style de vie, ses valeurs...). Ce découpage du marché s'appelle segmentation et les groupes ainsi formés, des segments. Cette segmentation a pour objectifs :

- De constituer des groupes d'individus (segments) aussi semblables que possible à l'in-

térieur d'un même groupe et aussi différents que possible d'un groupe à l'autre.

- De choisir, parmi les variables explicatives caractéristiques du groupe, la ou les variables qui différencient le plus le comportement à expliquer.

Le choix du critère de segmentation se fait en fonction du produit visé. Pour un livre par exemple, le critère s'orientera vers le niveau d'instruction; pour les médias, l'âge des consommateurs sera le premier critère. Ensuite il faut choisir la cible, adapter ce produit à cette cible et vérifier les résultats. La dernière étape de cet outil est de positionner le produit sur le marché. En effet, il faut singulariser le produit pour éviter le risque de la mise en vente d'un produit qui est déjà fabriqué par des concurrents.

1.2.2.3 Positionnement du produit par rapport aux attributs perçus

Pour expliquer le fait qu'ils aient acheté ou non un produit, les consommateurs parlent "d'attributs perceptifs" comme la couleur, l'esthétique, le confort (...), alors que l'équipe Marketing parle en termes d'objectifs du marché qui sont essentiels pour elle. La demande est donc formulée d'une manière perceptive et l'offre d'une manière objective. Il faut alors sélectionner les attributs perceptifs qui maximisent l'objectif de l'entreprise : c'est l'étape du positionnement du produit. Le choix d'un bon positionnement procure les avantages suivants :

- Différentiation par rapport aux concurrents sur des marchés encombrés, recherche de la distance idéale par rapports aux concurrents.
- Stimulation de l'innovation par la découverte de créneaux inexploités.
- Aide à la gestion d'un portefeuille des marques

La figure 1.6 suivante montre le positionnement du marketing en amont de la phase de conception, sans interactivité.

Dans la plupart des cas, le positionnement et la conception d'un produit sont résolus indépendamment alors qu'ils sont directement liés. Le client compare les produits par rapport à leurs attributs perceptifs ce qui est loin de leurs définitions techniques comparées par les ingénieurs. La relation entre les attributs perceptifs et les caractéristiques techniques n'est pas immédiate. Un produit jugé efficace dans l'espace des attributs l'est également dans l'espace des caractéristiques, mais l'inverse n'est pas vrai (Hauser et Simmie, 1981). Or, c'est au concepteur que revient la tâche de passer des attributs perceptifs aux variables de conception (taille, matériau utilisé, composants employés...).

Les attributs perceptifs définis dans la partie marketing fournissent des contraintes pour l'équipe de conception qui doit déterminer les variables de conception du produit, mais ce n'est qu'à la fin de l'étape de conception que les clients peuvent enfin évaluer le produit, ce



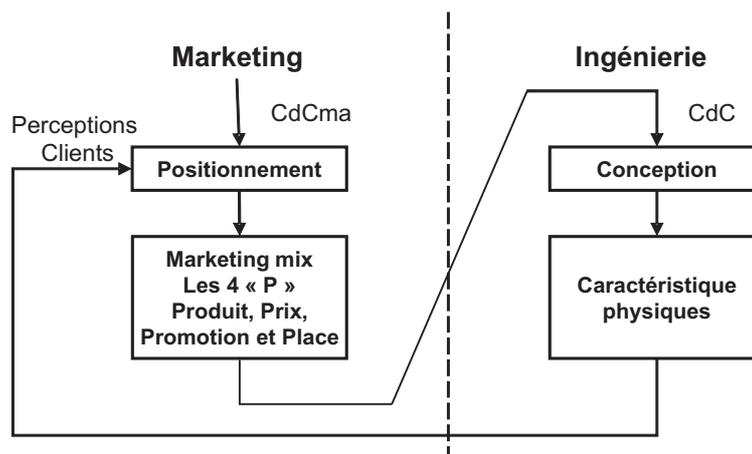


Figure 1.6 – Illustration de la séquentialité des étapes de marketing et de conception

qui nécessite donc un bouclage sur l'étape de marketing pour repositionner le produit (figure 1.6). Le besoin d'interaction entre le marketing et la conception se fait sentir alors car le temps nécessaire au bouclage est considérable. Des études cherchent à intégrer le marketing dans la démarche de conception (Gupta et Samuel, 2001). La prise en compte des attentes perçues des clients nécessite une évolution au sein même du processus de conception, et non uniquement une amélioration des techniques du marketing.

Dans la suite, on présentera les deux méthodes classiques utilisées pour rationaliser la conception : la conception algorithmique et l'analyse fonctionnelle. Nous verrons leurs limites par rapport à la prise en compte du clients et on abordera d'autres méthodes visant à intégrer le client au cœur de la démarche de conception.

1.2.3 Méthodes rationnelles de conception

1.2.3.1 Conception algorithmique

D'après plusieurs auteurs, la conception est une activité de résolution de problèmes puisqu'elle peut être formalisée en trois étapes : collecte d'informations, élaboration d'une solution (création) et validation de la solution, ce qui implique une analyse pas à pas du problème/besoin. Pour cela, Pahl et Beitz (Pahl et Beitz, 1996) proposent une approche systématique de la conception, dite algorithmique. L'activité de conception est découpée en différentes phases qui se déroulent successivement pour former un processus séquentiel. Pour passer à une nouvelle étape, il faut avoir validé la précédente ce qui permet de formaliser les résultats de chaque phase et de les rendre compréhensibles et exploitables pour les acteurs suivants. Il est souvent très difficile de trouver un langage commun entre deux métiers ce qui nécessite parfois plusieurs itérations pour avoir un accord. Le découpage en phases permet de boucler entre deux tâches et non pas de repartir de l'origine du problème (voir figure 1.7 suivante).

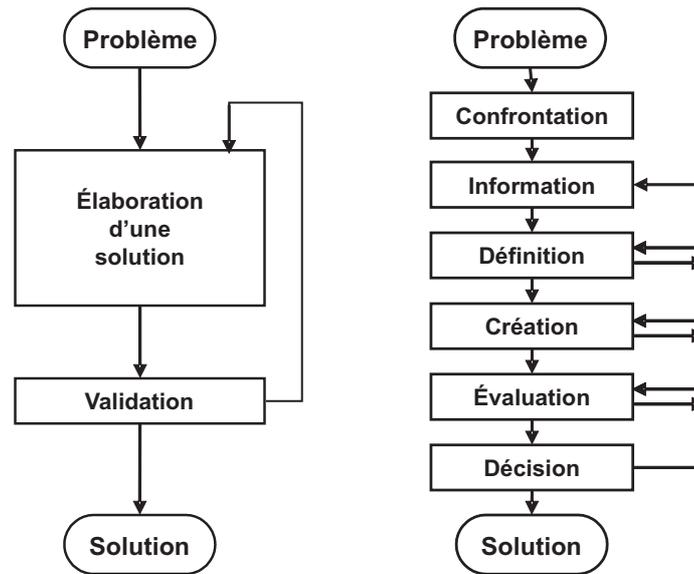


Figure 1.7 – Méthodes générales de recherche de solutions : sans et avec décomposition

Les quatre phases comme définies par Pahl et Beitz ([Pahl et Beitz, 1996](#)) sont les suivantes (figure 1.8) :

- Planning and clarifying of the task
- Conceptual design
- Embodiment design
- Detail design

Cette méthode propose des directives qui doivent être adaptées à chaque situation. Le temps écoulé, les ressources insuffisantes ou l'obtention d'une solution satisfaisante sont les critères d'arrêt des phases. Dans la figure 1.8, seuls les principales actions à réaliser et les étapes décisionnelles apparaissent (les actions *évidentes* comme la vérification des résultats par ex. n'apparaissent pas).

On va maintenant détailler les objectifs des quatre étapes de la méthode :

- **Planning and clarifying of the task** : Planification et clarification du problème. Le fait de découper le problème en plusieurs étapes successives permet de se fixer un planning. Pour réussir ce processus de planification, il faut prendre en compte le marché, le positionnement de l'entreprise et l'économie du moment. Il faut ensuite lister les attentes auxquelles le produit doit répondre : cette étape aboutit donc à une liste de spécifications que doit respecter le produit (*Requirement list*).
- **Conceptual design** : conceptualisation. Les besoins sont tirés par ordre d'importance, les besoins essentiels sont traduits sous forme de fonctions. Une (parfois plusieurs) solutions de principe est finalement proposée, comme un schéma cinématique en mécanique

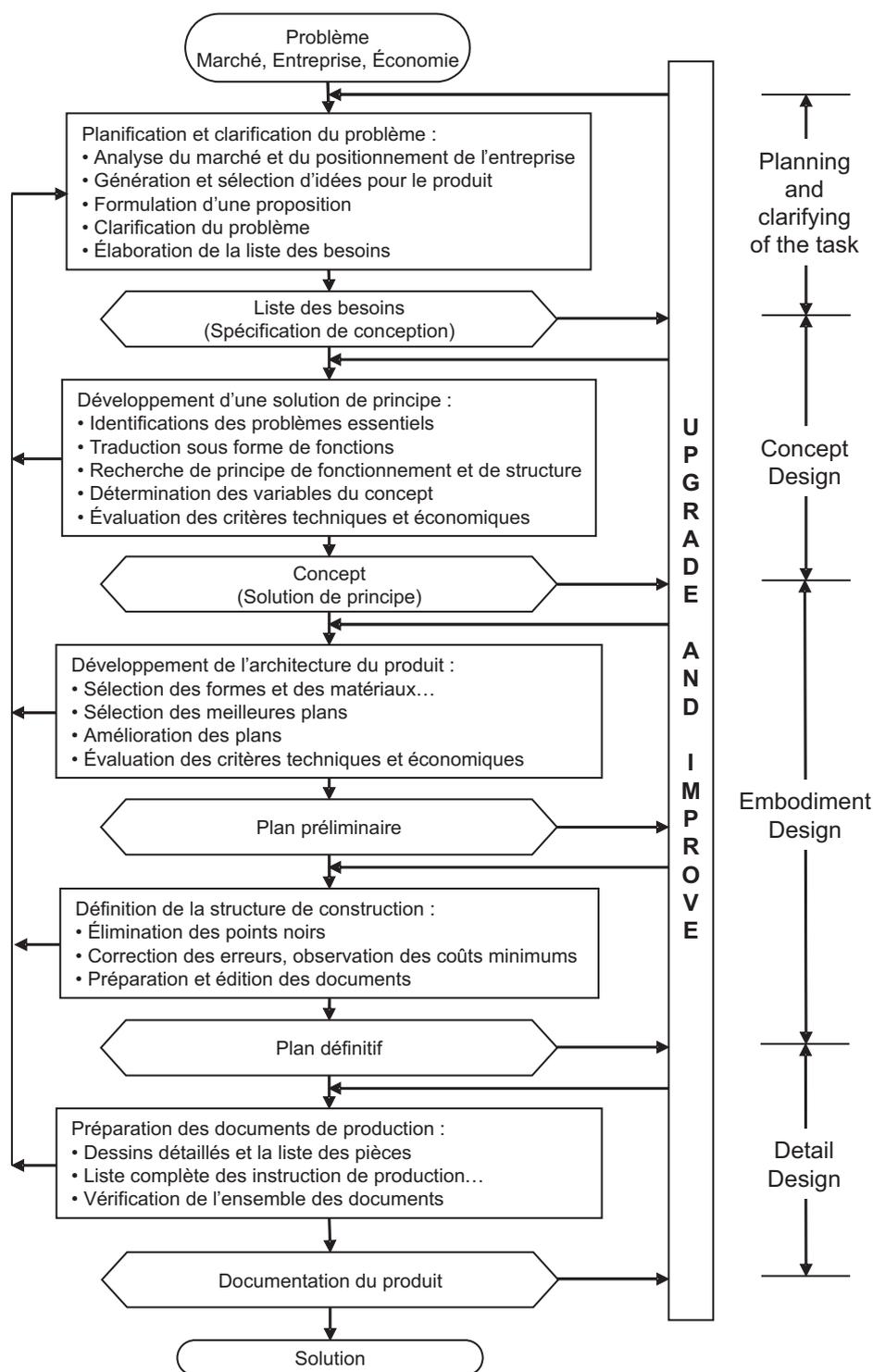


Figure 1.8 – Les étapes du processus de planification et de conception [Pahl et Beitz]

par ex.

- **Embodiment design** : c'est la phase du travail la plus concrète, avec la recherche d'une architecture bien adaptée et la présentation de plans pour le produit. Ces plans sont révisés et détaillés jusqu'à obtenir la meilleure solution. Cette étape peut être assez



longue car chaque nouvelle solution technique proposée soulève de nouvelles questions tant sur la faisabilité que sur le point de vue économique. Le plan devient finalement définitif.

- **Detail design** : c'est la phase de la conception détaillée dans laquelle sont décidés les matériaux utilisés, la forme des pièces, l'estimation des coûts, les plans détaillés de chaque sous-ensemble du produit,...

Chacune de ces quatre phases est décomposée en étapes à suivre et chaque tâche fournit un résultat indispensable au déclenchement de la tâche suivante. Pour chaque tâche, sont précisées des règles de base, des principes à suivre, des directives, des outils à utiliser. Cette organisation de la conception permet l'utilisation d'outils de planification et une meilleure gestion des coûts et des risques. La séquentialité du processus permet de pouvoir faire évoluer le produit le long du processus de conception sans réitérer un très gros nombre d'étapes. En revanche, le client n'est présent que dans la première étape de la méthode, et cette approche n'explique pas comment prendre en compte ses attentes.

1.2.3.2 Analyse fonctionnelle

Ce paragraphe présente l'analyse fonctionnelle et comment cette analyse traite les aspects orientés "clients" du besoin.

Il est devenu indispensable pour les entreprises de mettre en place des démarches "qualité", de certifier les produits pour rassurer le consommateur et orienter son choix. La notion de qualité se décompose en deux parties ([Tassinari, 1992](#)) :

- La qualité *perçue*
- La qualité *fonctionnelle*

La qualité **perçue** regroupe les critères d'ordre esthétique, basés sur le sens visuel, puis le toucher ou l'odorat, soit les sens mis en jeu au premier contact avec le produit. Ainsi, le consommateur se dirigera vers un objet qui a une qualité "apparente". Ces fonctions répondant au désir de l'acheteur et non pas au fonctionnement ou performance du produit, sont appelées *fonctions d'estime*. Cependant, un produit qui attire l'œil du client n'est pas pour autant acheté. Le client s'intéresse également à la qualité **fonctionnelle** du produit.

Il est facile pour les consommateurs de détecter la non-qualité perçue, par contre, il est souvent plus difficile de détecter la non-qualité fonctionnelle d'un produit ayant une bonne qualité apparente, le client se rendra compte au moment de l'utilisation du produit et regrettera son achat. Cette non-qualité fonctionnelle peut être due à l'impossibilité technique de faire mieux, mais souvent elle est la conséquence de la non prise en compte des réels fonctions



attendues par le client. L'analyse fonctionnelle est utilisée dans les premières phases d'un projet pour créer ou améliorer un produit (Fanchon, 1994). L'analyse fonctionnelle propose donc de rechercher, d'ordonner, de caractériser, de hiérarchiser et/ou de valoriser les fonctions attendues par l'utilisateur. L'analyse fonctionnelle se base sur le principe simple qu'un produit n'a de "raison d'être" que s'il satisfait le client. Cette analyse s'inscrit en fait dans une démarche de conception plus large, où le client est interrogé (sondage...) dès le début afin de cerner au mieux ses besoins et ses attentes (figure 1.9).

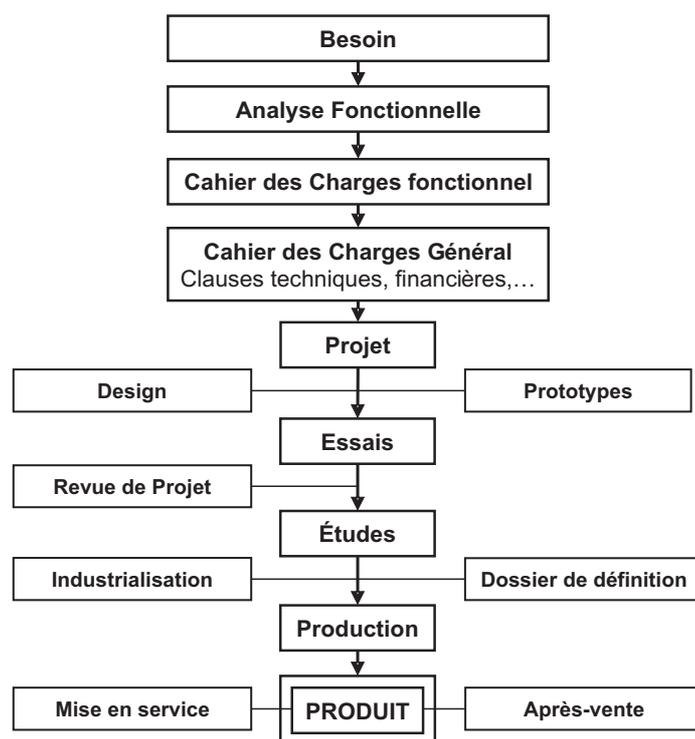


Figure 1.9 – Étude de développement d'un nouveau produit

Les fonctions d'un produit sont classées en deux familles :

- Les fonctions d'usage, répondant aux besoins objectifs (performance, sécurité, durabilité, ...)
- Les fonctions d'estime, répondant aux besoins subjectifs (image de marque, image plus jeune, design,...)

Évidemment, la quantification des besoins subjectifs est difficile. Le besoin est défini comme la perception chez une personne d'un manque ou d'un excès de ce qui lui est nécessaire. Pour percevoir ce besoin, il faut d'abord s'intéresser à l'utilité des produits : "A quoi sert-il vraiment?". Dans un deuxième temps, il faut s'interroger sur la durée de vie commerciale du produit afin de valider le besoin et de le cerner complètement. Ensuite, il faut exprimer le

besoin, c'est-à-dire en analyse fonctionnelle traduire chaque composante du besoin en terme de fonction (figure 1.10), ces fonctions sont classées en quatre grandes catégories :

- Les fonctions principales de service : ce sont celles pour quoi le produit a été conçu (ex : pour une lampe : fournir de la lumière).
- Les fonctions complémentaires de service : elles correspondes à un besoin complémentaire (ex : une table de jardin doit pouvoir permettre le passage du pied de parasol).
- Les contraintes : elles dépendent des conditions d'utilisation du produit (environnement), les technologies de fabrication, le respect des normes (brevets, loi).
- Les fonctions techniques : elles regroupent les fonctions de conception et de construction.



Figure 1.10 – Les étapes essentielles de l'analyse fonctionnelle

A partir des fonctions à satisfaire, l'analyse fonctionnelle doit fournir un cahier des charges fonctionnel (CdCF) qui exprime le résultat attendu sans se soucier des solutions. C'est un document par lequel la maîtrise d'ouvrage exprime son besoin pour le projet. Il est utilisé dans la démarche de conception (figure 1.9) pour définir le cahier des charges techniques et financier pour créer un cahier des charges général. Le problème de l'analyse fonctionnelle est que, si les besoins sont exprimés, les moyens d'action pour les atteindre ne sont nullement abordés. Les besoins sont exprimés dans un cahier des charges qui passe alors dans une autre équipe qui va devoir chercher des solutions aux problèmes et aux demandes des clients. Les solutions vont donc être proposées par des personnes qui n'auront pas été en contact avec les clients.

1.2.3.3 Limites des deux méthodes présentées

L'inconvénient majeur de ses deux méthodes, la *Conception Algorithmique* et l'*Analyse Fonctionnelle* est le manque d'intervention des consommateurs. En effet, s'ils participent à l'élaboration de la liste des besoins dans la partie marketing et donc à la clarification du problème, leurs rôle ne va pas au-delà. Un cahier des charges "sensoriel" est fourni aux ingénieurs qui prennent le relais pour développer un produit lui correspondant, mais certaines difficultés techniques ou financières obligent les concepteurs à trouver un compromis entre la faisabilité et la demande, ce qui rend impossible de capter l'intégralité du besoin à priori, le champ d'incertitude sur la demande du client reste alors trop large. Les ingénieurs sont souvent amenés à faire des choix sans se référer au consommateur ce qui risque d'éloigner le produit

final du besoin du client.

Une autre limite de ces méthodes par étapes est la non prise en compte du côté évolutif de la demande. Le besoin est exprimé au début, puis transmis et interprété de manière séquentielle jusqu'à la production. Le temps écoulé entre l'expression du besoin et la mise sur le marché du produit peut être assez long, et par conséquent, le besoin des clients peut avoir évolué.

Pour repousser ces limites, plusieurs démarches de conception prenant en compte le client tout au long de la méthode ont été proposées. C'est ce qu'on appelle la conception orientée clients, centrée utilisateur, ou encore anthropocentrée.

1.3 Méthodes de conception orientée clients

1.3.1 Définition

Vers la fin des années 70, dû à la grande concurrence entre les compagnies et la demande importante des clients, les entreprises ont commencé à pratiquer une production plutôt orientée vers le client et ont commencé à augmenter les gammes de chaque produit pour offrir un choix plus grand aux clients, mais surtout pour satisfaire au mieux leurs demandes. Ces dernières années voient l'intérêt pour la conception "émotionnelle" ou *l'ingénierie sensorielle* croître d'une façon significative. Aujourd'hui, les produits doivent évoquer de bonnes émotions aux utilisateurs pour les différencier d'autres produits. La conception "émotionnelle" est une méthodologie de conception, qui a comme base les mathématiques et la psychologie.

Pour ce type de conception, il est primordial de bien connaître la préférence de l'utilisateur, ce qu'il ressent, les émotions et les sentiments que lui transmet le produit. Afin de satisfaire les besoins des utilisateurs, les concepteurs doivent rendre explicite les significations *connotatives* et *dénotatives* de leurs produits (Hsu Shang *et al.*, 2000). Mais, cela n'est pas une tâche facile, car ce qu'on essaie de transmettre avec le produit et ce que perçoit le consommateur n'est pas toujours le même. Ceci est dû au fait que le sentiment communiqué à l'utilisateur par le produit est un processus cognitif très complexe et beaucoup de facteurs contribuent à la perception d'une forme de produit (Hsu Shang *et al.*, 2000). Devant cette situation, les produits de consommation doivent être développés avec une grande attention par rapport aux souhaits et aux besoins des consommateurs.

Dans ce paragraphe, nous présenterons les différentes méthodes et techniques connues qui intègrent les besoins et les préférences des clients pour réaliser ce type de conception. D'abord, nous parlerons de la méthode *QFD* qui se base sur la qualité du produit, plus particulièrement à l'outil caractéristique de cette méthode: "la maison de qualité". Nous aborderons ensuite le *Kansei Engineering*, méthode de conception de produits orientée vers les consommateurs. Dans le dernier paragraphe, nous parlerons des méthodes d'*Analyse Sensorielle* en conception de produits.



1.3.2 Méthode QFD : *Quality Function Deployment*

Pour une entreprise, le mot d'ordre pour vendre ses produits est *la qualité*. Le client devient de plus en plus exigeant vis à vis des fonctionnalités et au prix associés au produit ce qui augmente la concurrence entre les entreprises. La qualité doit intervenir alors dans tous les niveaux de l'entreprise, c'est ce qu'on appelle "*la qualité totale de l'entreprise*" (Giordano, 1998) (figure 1.11 suivante), qui se résume par l'écoute du personnel, l'amélioration des conditions du travail et l'adaptation des produits à la demande des clients pour les satisfaire

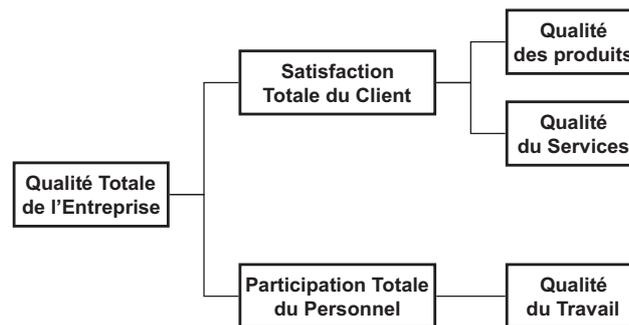


Figure 1.11 – *La qualité totale d'une entreprise*

Il faut comprendre la demande du client pour le satisfaire totalement. Dans cette optique, la méthode QFD *Quality Function Deployment* traduit les besoins des utilisateurs et les relie avec les différentes étapes du cycle de vie d'un produit, c'est donc une méthode pour introduire la qualité dès le stade de la conception, afin de satisfaire le client (Akao, 1993). Cette méthode permet d'identifier explicitement les besoins, de les corrélérer aux caractéristiques techniques données par les ingénieurs et d'évaluer les caractéristiques potentielles du produit par rapport à ceux déjà existants sur le marché (Aungst et al., 2003).

La représentation la plus caractéristique de la méthode QFD est "*The House of Quality*" comme montré sur la figure 1.12 suivante :

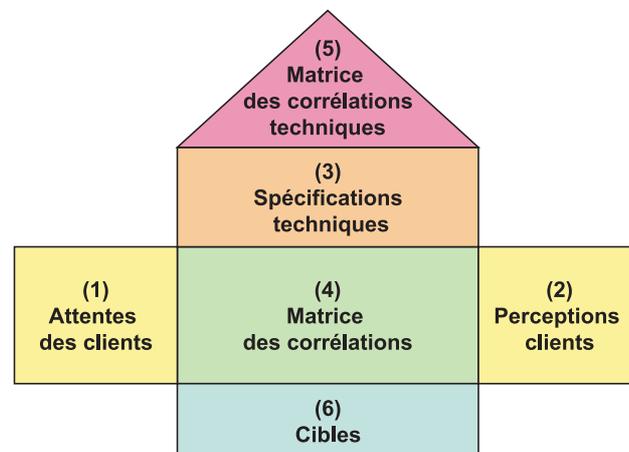


Figure 1.12 – "*House of Quality*" pour le processus de développement du produit

Cette matrice s'adapte à tout type de problème et regroupe des données multidisciplinaires. Elle s'articule autour des 6 points suivants :

1. Les attentes du client, sous forme d'une liste de demandes issues des consommateurs,
2. La perception du produit sous forme d'une liste de paramètres physiques incontournables. Cette matrice définit les perceptions des consommateurs pour les produits existants
3. Les spécifications techniques, fruit de l'observation de l'étude du marché, incluant le positionnement du produit et de l'entreprise par rapport à la concurrence,
4. La matrice des corrélations, exprimant les liens entre les demandes clients et les paramètres techniques du produit
5. La matrice des corrélations techniques, exprime la corrélation entre l'aspect technique du produit et la demande,
6. Les cibles, résument les perceptions des clients en termes de performances pour bien se situer par rapport à la concurrence.

Cette matrice permet de cerner l'incompatibilité demande-faisabilité et d'adapter avec le client les exigences aux contraintes techniques. L'objectif de cette représentation est de définir les caractéristiques techniques du produit (hauteur d'un véhicule par ex.) transformées ensuite en critères physiques (diamètre des roues) en prenant en compte le client. L'avantage d'une telle représentation est que l'on peut lire les données dans tous les sens et relier les paramètres entre eux.

Tous les départements d'une entreprise doivent participer au QFD. En effet, si le secteur production ne donne pas ses contraintes, les "promesses" faites au client seront irréalisables et découvertes au moment de la production, donc trop tard. L'étape de récolte d'informations (client, concepteur, producteur...) est essentielle et doit être associée à l'étape de classement et d'établissement des priorités et des cibles pour le produit. Établir les priorités constitue donc une activité primordiale du QFD. Le point fort du QFD est de résumer sur un diagramme toutes les informations nécessaires à la mise sur le marché d'un produit, ce qui représente un gain de temps dans la recherche d'informations. Cette méthode n'est toutefois pas une procédure générale, les points faibles de cette technique sont tout d'abord la difficulté à récolter les informations pour remplir la matrice puis la "grossièreté" du modèle de dépendance qui relie directement des "perceptions" à des variables de conception, ce qui semble un peu trop direct.

Pour étudier les perceptions des utilisateurs et tenter de les relier à des critères physiques, une méthode venant du Japon, appelée Kansei Engineering, met en avant la pluralité des sensations et tente d'en dresser une liste selon le produit testé, puis de les relier aux variables de conception, cette méthode est détaillée dans le paragraphe suivant.



1.3.3 Kansei Engineering

1.3.3.1 Introduction

Kansei est un terme japonais difficile à traduire exhaustivement : le terme "kan" signifie *sens* et/ou *sentiment* et le terme "sei" se rapporte à la nature. La figure 1.13 montre l'écriture du terme "Kansei kougaku", c'est-à-dire, "Ingénierie Sensorielle" en japonais. C'est une méthode de conception des produits orientée vers les consommateurs (Nagamachi, 1995). La technologie de Kansei se rapporte à la traduction des sentiments des consommateurs au sujet d'un produit dans les éléments perceptuels de conception. Comme il tient compte des perceptions, les émotions et les sensations des clients, parfois, il est connu sous le nom de *l'ingénierie sensorielle* ou de *l'ingénierie émotionnelle*.



Figure 1.13 – *kansei kougakou* ou *Ingénierie Sensorielle*

De plus en plus, le consommateur devient exigeant et désire acheter un produit qui correspond vraiment à sa demande et à ses préférences (Yoshimura et Papalambros, 2004). Le kansei engineering est défini comme une méthode qui met en relation les sentiments des utilisateurs envers un produit avec des paramètres spécifiques de leur conception. Cette méthode a pour but de transférer les "kansei" dans le domaine d'application de l'étude et d'aider la conception. Cela se présente sous la forme de grandes bases de données montrant les correspondances entre les attributs et l'image du produit.

Le kansei engineering se décompose en 4 phases :

1. **Définition des kansei** : capter le subjectif, le sentiment du client par rapport au produit. La principale technique d'extraction des kansei du consommateur est la méthode du différentiel sémantique développée par Osgood (Osgood *et al.*, 1957). Cet outil permet de mesurer les connotations des objets et des images (Mantelet *et al.*, 2004). Le principe est de créer une base de mots la plus large possible, (retours des clients, magazines spécialisés, avis de consommateurs), de sélectionner les termes les plus appropriés pour former la liste d'adjectifs (un terme et son opposé). Chaque terme de la liste est



ensuite évalué par le consommateur, qui donne son impression globale sur le produit. Ces évaluations servent ensuite de données d'entrée pour les outils d'analyse (Analyse factorielle par exemple) aidant à la prise de décision en conception.

2. **Définition des paramètres de conception :** cette étape correspond à l'identification des critères physiques du produit qui influencent les kansei trouvés précédemment. Il ne s'agit pas simplement de mesurer l'objet mais aussi son utilisation (prise en main, poids, équilibre...).
3. **Le traitement des données :** c'est la recherche de règles d'inférence entre les données de l'étape 1 et de l'étape 2. Le résultat de ces traitements est une base de données de renseignements concernant le produit.
4. **L'actualisation des bases de données :** le kansei modélise les comportements des utilisateurs, ce qui l'oblige à être dynamique. Les bases de données ne sont donc pas figées et doivent être mises à jour tous les 3-4 ans.

1.3.3.2 Types de Kansei Engineering

Il y a trois principaux types de procédures de kansei engineering : type *I*, *II* et *III* (Nagamachi, 1995) qui sont les plus utilisés et deux autres types (*IV* et *V*) qui sont des systèmes complexes très peu utilisés :

1. Kansei engineering Type I : classification en catégories :

Ce premier type est une classification. Le Kansei du produit est décomposé en une structure en arbre qui donne des détails sur le design du produit. Grâce à ce système, la compagnie Mazda, a par exemple conçu la " Myata ". Après avoir défini quatre sous concepts importants qui doivent faire sentir la voiture au utilisateur (cf figure 1.14 suivante), les ingénieurs de Mazda ont détaillé ces notions tour à tour à n niveaux jusqu'à arriver à obtenir les caractéristiques que doit avoir la voiture. Ce premier type de Kansei est utilisé par exemple par Nagamachi (Nagamachi *et al.*, 1997) pour étudier et détailler la qualité perçue dans l'espace intérieur d'une voiture. Les dimensions perceptives sensorielles analysées ont été la sensation d'oppressivité (oppressiveness) et la sensation d'espace (roominess).

2. Kansei engineering Type II : Kansei Engineering System (*KES*)

Le type II de Kansei est basé sur des tests. Des outils statistiques mathématiques sont utilisés pour relier le Kansei et les propriétés de produit (figure 1.15). C'est un système assisté par ordinateur en utilisant des moteurs d'inférence (Bouchard *et al.*, 2003) et des bases de données avec des mots de Kansei.



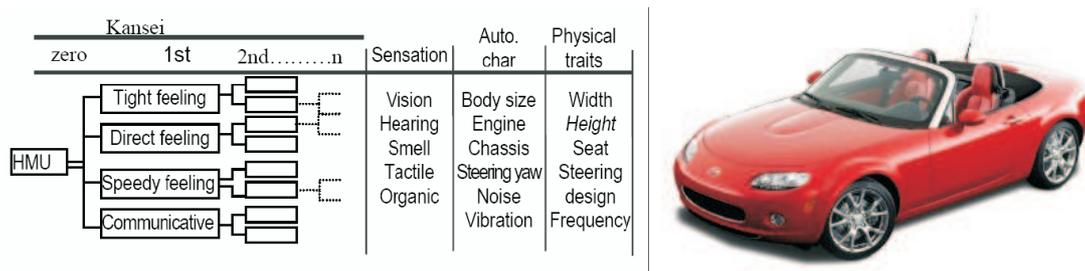


Figure 1.14 – Kansei type 1 appliqué à la Mazda Myata

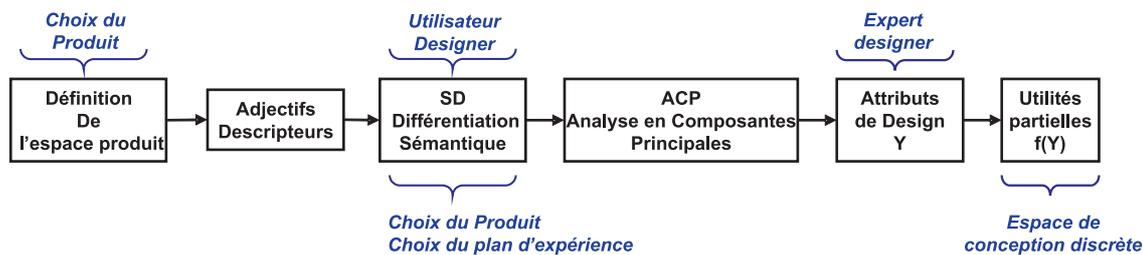


Figure 1.15 – Méthode générale du Kansei Engineering System (type II)

Le Kansei Engineering Type II est appliqué dans de nombreux domaines, surtout au Japon et ce type est composé de 4 bases de données :

- Une base de données Kansei qui représente les sentiments des utilisateurs sur un produit,
- Une base de données d'images faisant correspondre à des mots du kansei des paramètres de conception du système,
- Une base de données des connaissances exprimant le degré de corrélation, les règles d'inférence entre les paramètres de conception et les mots du kansei,
- Une base de données couleurs et formes, les corrélant à des termes du kansei.

Le consommateur rentre alors les images qu'il a du produit et par association des bases, l'ingénieur peut retrouver les variables de conception qui lui correspondent le mieux. Le KES, appelé encore **Forward Kansei Engineering** employé pour convertir le Kansei du consommateur en paramètres de conception, peut être très utile notamment dans la conception de produits nouveaux (voir figure 1.16 suivante)

3. Kansei engineering Type III: Hybrid Kansei Engineering System :

Le kansei engineering type III est également un modèle mathématique basé sur la logique et qui remplace les lourdes bases de données du KES. il peut non seulement

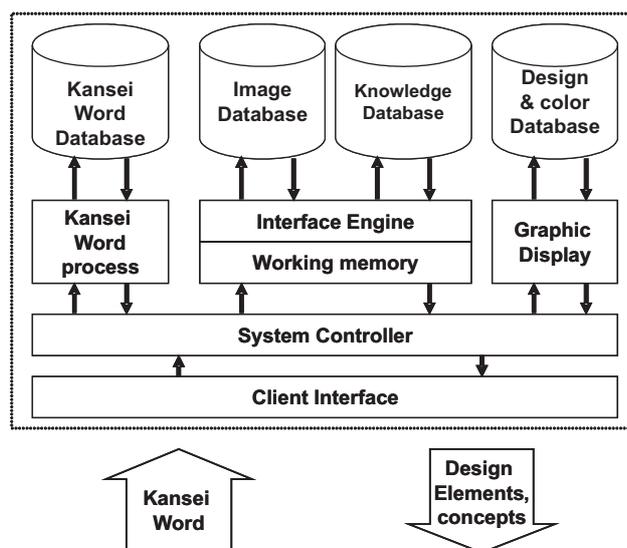


Figure 1.16 – Principe de Kansei Engineering System (Nagamachi et al., 1997)

suggérer les propriétés appropriées d'un produit prévues par le kansei, mais prévoit également le Kansei à partir des propriétés du produit, par exemple en employant un prototype ou une maquette CAO, il s'appelle aussi **Backward Kansei Engineering**. Un exemple d'utilisation est donné par Fukushima (Fukushima et al., 1995) sur l'amélioration d'une image produite par une imprimante couleur. La difficulté qui persiste dans ces techniques est de capter et d'interpréter la réponse perceptive des utilisateurs. Pour cela, l'analyse sensorielle propose de nombreuses méthodes pour étudier les caractéristiques perceptives d'un produit et d'en évaluer sa qualité.

Les deux autres types de kansei sont le type *IV* : *Kansei Engineering Modelling* et le type *V* : *Virtual Kansei Engineering*; Le Kansei Engineering type *IV* établit un modèle mathématique de prévision qui évalue les sentiments humains des séries de mots. Le Kansei Engineering type *V* intègre des techniques de réalité virtuelle (**VR**) avec les systèmes de collecte de données standard. Ce type remplace la présentation des produits réels avec des représentations virtuelles.

1.3.4 Conclusions

Le Kansei Engineering est donc une approche puissante utilisée pour relier les perceptions des consommateurs aux attributs du produit (Nagamachi, 1995). Cette méthode propose de quantifier les perceptions des consommateurs pour un produit et de les traduire en facteurs de design. Le principe étant de définir des évaluations subjectives des utilisateurs et d'analyser ces évaluations en utilisant différentes techniques d'analyses multivariées (Lai et al., 2006; Hsiao, 2002). Alors, le Kansei Engineering est plus approprié au développement de produits grand public ou ayant une place bien établie sur le marché. Mais il est relativement coûteux à

mettre en place, et peu facile à utiliser (Mantelet, 2006). De plus il demande la réactualisation du système très régulièrement, environ tous les 6 mois afin d'intégrer de nouvelles données (nouveaux mots, images en fonction de l'évolution du marché) dans les bases. Le Kansei Engineering doit être appliqué à un stade précoce du processus de conception pour que les concepteurs puissent prendre des décisions conséquentes sur les caractéristiques du produit. Des travaux de recherche visant à prendre en compte des émotions dans ces bases sont en cours, mais le problème réside dans la difficulté à définir, mesurer et quantifier les émotions. La difficulté qui persiste dans cet outil est de capter et d'interpréter la réponse perceptive des consommateurs (Bouchard *et al.*, 2003). Le Kansei Engineering présente donc plusieurs points faibles : l'espace produits considéré est souvent constitué de produits différents (téléphones portables, mp3, voitures...) (Chuang et Ma, 2001) du point de vue fonctionnel et perceptif sans vérifier que les produits appartiennent à la même catégorie perceptive. Kansei Engineering utilise la "théorie de quantification type I" (Hayashi, 1952) pour établir une relation entre les préférences clients et les facteurs de design, cette méthode explique les données de préférences par les facteurs de design. Le Kansei présente donc deux limites :

- La théorie des plans d'expériences n'est pas toujours employée pour vérifier la validité des modèles et la stabilité des résultats ; en particulier, les plans factoriels optimaux ne sont pas souvent utilisés.
- Généralement, les modèles proposés ne prennent pas en compte les interactions entre les facteurs de design (Jindo et Hirasago, 1997; Hsu Shang *et al.*, 2000; Chuang et Ma, 2001) qui sont critiques en design industriel.

D'où l'intérêt de trouver une méthode qui soit basée sur les points forts du Kansei Engineering et qui surmonte ces limites. Les outils statistiques pour le traitement de l'information, utilisés en majorité en marketing, peuvent être utiles à ce stade.

1.4 Méthodes issues du marketing et de l'alimentaire

1.4.1 L'analyse conjointe

1.4.1.1 Introduction

Les fondements de l'analyse conjointe se trouvent dans les travaux de Luce et Tukey (Luce et Tukey, 1964). Elle a été popularisée en marketing par Green et Rao (Green et Rao, 1971). Le consommateur est supposé percevoir un produit ou un service comme un panier d'attributs, eux-mêmes décomposés en modalités, qu'il évalue plus ou moins consciemment.

L'analyse conjointe est une technique multi-variée utilisée pour comprendre les préférences des utilisateurs vis à vis des produits ou des services (Green *et al.*, 1981). L'analyse conjointe



présente une procédure d'extraction des poids relatifs des attributs d'un produit (utilités partielles) à partir de l'évaluation globale des préférences des utilisateurs : c'est une méthode décompositionnelle¹. Un produit est évalué en fonction de ces attributs, appelés facteurs et les valeurs pertinentes de chaque attribut, appelées aussi niveaux. L'analyse conjointe permet donc de définir le produit "idéal" et l'importance relative de ses attributs dans leur ensemble. L'analyse conjointe a été introduite en recherche marketing au début des années 1970 par Green (Green et Rao, 1971). Au-delà du domaine du marketing, les applications se sont étendues aux problèmes de la production industrielle et aux études conduites dans les organismes gouvernementaux. En France, on voit souvent citée la méthode sous le nom de TRADE OFF. Le comportement du consommateur vis-à-vis des produits (ou des services) résulte d'opérations complexes mettant en jeu perceptions et préférences. Pour réussir la conception d'un produit, il faut donc évaluer les préférences et modéliser les applications faites par l'individu. L'analyse des *Mesures Conjointes* résout ce type de problèmes en faisant appel à la technologie des plans d'expériences et aux méthodes d'estimation statistiques.

D'une façon restreinte, l'analyse conjointe peut être considérée comme une méthode statistique explicative permettant d'expliquer la préférence présentée par une variable dépendante Y de nature quantitative ou ordinale (le classement donné par le consommateur aux différentes combinaisons qui lui sont proposées) par plusieurs variables indépendantes nominales (facteurs / niveaux). Essentiellement, l'analyse conjointe est une méthodologie d'étude incluant plusieurs étapes (Green et Srinivasan, 1978, 1990) :

1. Une phase de recueil de données de préférences : Dans cette phase, nous définissons :
 - La méthode de recueil (Trade Off)
 - Les combinaisons qui vont être proposées au consommateur dans le cas des profils complets (plan factoriel complet, plan fractionnaire)
 - La forme sous laquelle vont être proposées aux consommateurs les différentes combinaisons-produits (description variable, formes ou dessins, produits réels, etc,...)
 - La définition de l'échelle de mesure pour la variable dépendante Y (la préférence) : cette phase comporte soit le classement des combinaisons par ordre de préférences soit une notation des différentes combinaisons sur une échelle d'évaluation, comparaison par paires de combinaisons.

2. La phase d'estimation qui est théoriquement liée à l'étape précédente, plusieurs mé-

1. "Conjoint analysis is any decompositional method that estimates the structure of a consumer's preferences (i.e., estimates preference parameters such as part-worth, importance weights, ideal points), given his or her overall evaluations of a set of alternatives that are specified in terms of levels of different attributes" (Green et Srinivasan, 1990).

thodes d'estimation sont proposées :

- Régression avec variable muette ou analyse de variance (ANOVA) lorsque la variable Y est quantitative.
- Analyse monotone de variance (MONANOVA) lorsque la variable Y est ordinaire.

Des études ont montré la supériorité des méthodes de régression sur les deux autres (Darmon et Rouziès, 1991), spécialement dans le cas de plan factoriels fractionnaires. Cette phase d'estimation permet d'obtenir :

- Des utilités partielles ou coefficients d'utilité pour chaque modalité de chaque facteur du produit, et ceci pour chaque répondant.
- L'importance de chaque facteur pour chaque répondant.

Cette phase est souvent suivie d'autres analyses, par exemple :

- Classification des répondants en segments homogènes ayant des profils d'utilités partielles comparables pour les différentes caractéristiques
- Simulation des parts de marché de nouveaux produits

Deux catégories de méthodes ont été développées pour estimer les utilités :

- L'analyse conjointe traditionnelle basée sur une évaluation directe de la préférence du répondant
- L'analyse conjointe basée sur le choix du répondant parmi un ensemble de produits

Ces deux méthodes seront détaillées dans la suite.

1.4.1.2 L'analyse conjointe Traditionnelle (basée sur les évaluations)

Dans la méthode basée sur les évaluations, chaque sujet évalue l'ensemble des configurations d'un produit sur une échelle de préférences (y_i , valeur de préférence pour le produit i , *figure 1.17 suivante*). L'analyse de la variance (ANOVA - équivalente à la méthode de régression des moindres carrés ordinaire) est la méthode classique pour calculer l'importance des facteurs et l'utilité partielle de chacun des niveaux correspondants. Un simple modèle additif est généralement utilisé pour calculer la préférence de chaque utilisateur (équation 1.1).



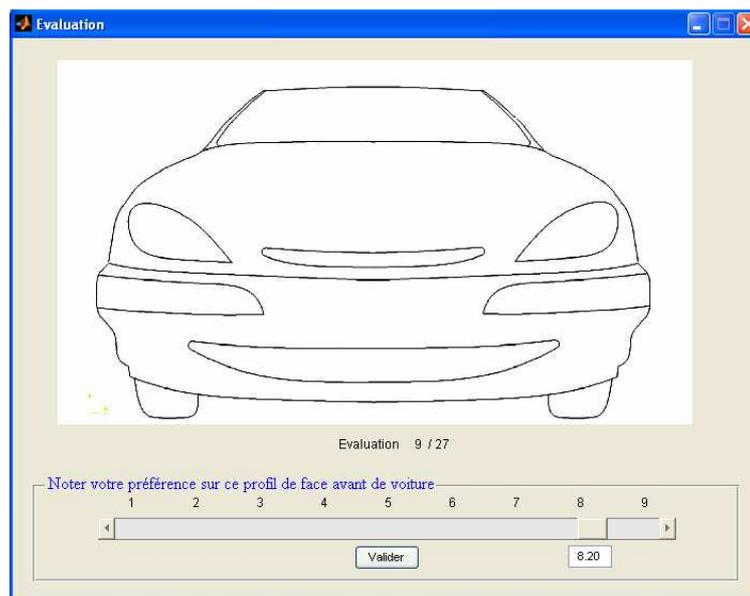


Figure 1.17 – Évaluation de préférence consommateur pour un modèle de voiture

$$\hat{y}_i = \mu + \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^{k_j} a_{jk} \cdot \delta_i(jk) \quad (1.1)$$

Avec :

- \hat{y}_i : préférence du produit i , donnée par le modèle.
- p : nombre de facteurs.
- k_j : nombre de niveaux du facteurs j .
- $\delta_i(jk)$: variable muette, $\delta_i(jk) = 1$ si le niveau du facteur j dans la configuration i est k et $\delta_i(jk) = 0$ sinon.
- a_{jk} : utilité partielle du niveau k du facteur j .
- μ : constante du modèle.

S'il y a p facteurs avec k_j niveaux, il faut estimer $1 + \sum_{j=1}^p (k_j - 1)$ paramètres. Au minimum, chaque sujet doit donc fournir $1 + \sum_{j=1}^p (k_j - 1)$ réponses (plan saturé). L'importance du facteur est calculée par la formule 1.2 suivante :

$$I_j(\%) = \frac{\max_k(a_{jk}) - \min_k(a_{jk})}{\sum_{i=1}^p (\max_k(a_{ik}) - \min_k(a_{ik}))} \quad (1.2)$$



Généralement, on a besoin de plus de réponses pour avoir des estimations stables. D'habitude, le nombre d'observations demandées est 1.5 jusqu'à 3 fois celui des paramètres estimés, avec bien sûr des contraintes sur l'ensemble des configurations utilisées. Le plan factoriel doit être généralement équilibré et orthogonal. Le plan factoriel est caractérisé par son efficacité (une mesure de la qualité du plan (Kuhfeld, 1997)), la D-efficacité² étant utilisée en pratique. Si un plan orthogonal équilibré existe, alors il a une efficacité optimale, et inversement, plus l'efficacité d'un plan est élevée, plus ce plan aura tendance à être équilibré et orthogonal.

1.4.1.3 Analyse Conjointe Discrète ou CBC (*Choice Based Conjoint Analysis*)

En analyse conjointe discrète, la méthode de recueil des données de préférences est différente. Un sous ensemble de produits potentiels, dans lesquels les niveaux des facteurs varient, est montré aux sujets. La tâche demandée au sujet est de sélectionner un produit parmi l'ensemble des produits montrés, ce qui explique le fait de dire qu'elle est *discrète* (figure 1.18 suivante). Dans ce cas, on suppose que l'utilité U_{ci} du consommateur c relativement au produit i dépend d'un terme de détermination V_{ci} et d'une erreur aléatoire ϵ_{ci} (équation 1.3) (Louviere *et al.*, 2000) :

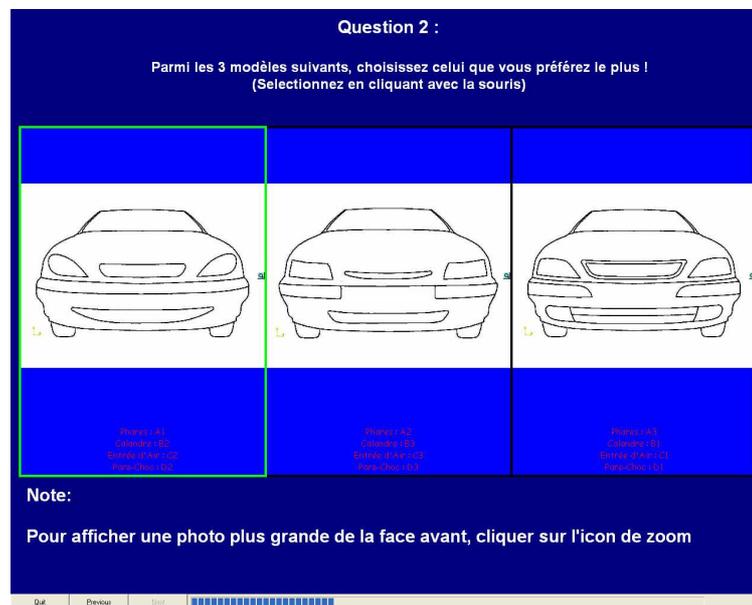


Figure 1.18 – Test de choix discret pour l'analyse conjointe discrète

$$U_{ci} = V_{ci} + \epsilon_{ci} \quad (1.3)$$

2. D-efficacité: efficacité d'un plan D-optimal, D comme *Déterminant*

Similairement à l'analyse conjointe traditionnelle, l'utilité V_{ci} de la configuration i du consommateur c est fonction de l'utilité partielle b_{jk} du niveau k du facteur j (équation 1.4) :

$$V_{ci} = \sum_{j=1}^{kj} b_{jk} \cdot \delta_i(jk) \quad (1.4)$$

Pour avoir un modèle mathématique calculable, l'hypothèse la plus utilisée est de supposer que l'erreur ϵ_{ci} suit une loi de Gumbel propre à chaque répondant (équation 1.5) :

$$P(\epsilon_{ci} \leq \epsilon) = \exp(-e^{-\epsilon}) \quad (1.5)$$

Dans ce cas, le modèle est le **Multinomial Logit** et la probabilité que le consommateur c choisisse la configuration i dans un ensemble A de configurations est P_{ci} (équation 1.6) (McFadden, 1981) :

$$P_{ci} = \frac{\exp(V_{ci})}{\sum_{j \in A} \exp(V_{cj})} \quad (1.6)$$

On estime les paramètres b_{ik} à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance. A noter, l'analyse conjointe discrète (CBC) donne les utilités partielles pour le groupe de sujets et non pas par individu, comme dans l'analyse conjointe traditionnelle. Il y a des contraintes sur la définition de l'ensemble des configurations des produits; en effet deux plans factoriels sont proposés : le premier, généralement orthogonal équilibré, pour la définition des configurations à utiliser, et le second pour définir quelle configuration doit être intégrée dans chaque choix proposé aux sujets; il n'existe pas une solution optimale pour la définition de ce dernier, ce qui reste un sujet de discussions (Kuhfeld, 1997) et (Huber et Zwerina, 1996). Les sortie de l'analyse conjointe discrète sont les suivantes :

- L'importance I_j du facteur j calculée de la même manière que dans l'analyse conjointe traditionnelle.
- L'utilité partielle b_{jk} du niveau k du facteur j .

1.4.1.4 Conclusions

L'analyse conjointe traditionnelle est typiquement formulée en utilisant un modèle linéaire dans lequel les estimations de préférence d'un sujet pour un ensemble de produits sont régressées sur des variables qui constituent les caractéristiques de ces produits. D'habitude, les



coefficients de régression sont estimés séparément pour chaque sujet. Il est également possible de calculer les estimations au niveau global ou séparément pour différents segments (défini a priori ou simultanément) en utilisant un modèle additif.

Dans l'analyse conjointe discrète, les sujets choisissent parmi des ensembles de profils de produits (Louviere *et al.*, 2000). Comme l'information disponible pour estimer les utilités partielles pour chaque sujet est insuffisante, l'analyse conjointe discrète utilise la méthode de maximum de vraisemblance pour estimer les utilités partielles. La méthode *Multinomial Logit* (*MNL*) est généralement utilisée pour calculer les utilités partielles globales de l'ensemble des sujets.

Une fois poussées à leurs limites, les deux méthodes d'analyse conjointes montrent un manque considérable d'exactitude pour l'estimation des parts de marché. D'après (Chakraborty *et al.*, 2002), L'analyse conjointe traditionnelle est plus performante que l'analyse conjointe discrète dans deux conditions :

1. Quand l'hétérogénéité dans les préférences des consommateurs est faible et quand ces derniers emploient la plupart du temps la règle du premier choix entre les produits,
2. Quand l'hétérogénéité dans les préférences des consommateurs est élevée et quand les produits sont assez semblables ;

De même, il y a deux conditions spécifiques où l'analyse conjointe discrète est plus performante que l'analyse conjointe traditionnelle :

1. Faible hétérogénéité dans les préférences des consommateurs qui emploient des règles probabilistes dans leur choix et quand l'erreur dans est faible,
2. Faible hétérogénéité dans les préférences des consommateurs et quand les produits sont semblables.

1.4.2 L'évaluation sensorielle

1.4.2.1 L'analyse Sensorielle

L'analyse sensorielle a été développée dans le domaine de l'alimentaire grâce aux travaux de Rose-Marie Pangborn (1932-1990). Cette chercheuse américaine a étudié les perceptions humaines des aliments, et en a formé une discipline à part entière. Ce sont donc les laboratoires du secteur agro-alimentaire qui ont les premiers adopté cette démarche, en centrant principalement leurs études sur le goût et l'odorat. Un peu plus tard, c'est le domaine des cosmétiques, puis de l'automobile, il y a une dizaine d'années qui exploitent ces outils. Pour récolter des données organoleptiques, l'homme devient un instrument de mesure, il participe



à différents tests pour fournir une réponse perceptives. Outre les épreuves hédoniques, il existe deux grandes familles d'épreuves :

- Les épreuves descriptives : leur but est d'étudier la nature des différences perçues entre produits.
- Les épreuves discriminatives : l'objectif de ce type d'épreuves est de détecter la présence ou l'absence des différences perceptuelles entre les produits, sans avoir à en justifier / expliquer la raison. Dans un second temps, elles permettent de graduer l'intensité des différences. Elles sont utilisées en complémentarité des épreuves descriptives.

Dans les épreuves descriptives, les plus connues sont les épreuves de cotation et de notation. La cotation peut se faire sur une échelle graduée (échelle structurée) ou non (échelle non structurée). Le sujet doit placer chaque échantillon sur l'échelle choisie. Ces épreuves de cotation incluent également toutes les épreuves de classement des échantillons. Pour cette famille d'épreuves descriptives, les testeurs sont la plupart du temps entraînés, l'utilisation de l'échelle notamment n'étant pas innée. De plus, les réponses des sujets doivent être répétables pour être exploitables. De plus, une difficulté majeure des sujets est de ne pas tenir compte dans leur jugement de leurs préférences. Pour avoir des données de préférences, d'autres épreuves dites hédoniques, c'est-à-dire se rapportant au caractère plaisant ou déplaisant, sont réalisées. Les sujets sont alors naïfs, donc non entraînés aux épreuves d'analyse sensorielle. La consigne dans une épreuve hédonique est de coter sur une échelle le caractère agréable de l'échantillon. Il existe bien entendu de nombreuses méthodes d'analyse de données, de nombreux tests statistiques pour traiter les résultats issus des épreuves sensorielles. Nous détaillerons dans le rapport les méthodes employées dans notre étude à chaque première utilisation. Dans le domaine de l'analyse sensorielle, la métrologie sensorielle constitue la mesure des sensations. Elle est utilisée dans plusieurs études visant à prendre en compte les perceptions du client dans le processus de conception

1.4.2.2 La cartographie de préférences

Les méthodes expliquant les préférences des consommateurs en fonction des propriétés sensorielles des produits se regroupent généralement sous la terminologie de cartographie de préférences (Depledge et Strigler, 1998). Historiquement, ces méthodes sont liées au modèle statistique permettant de relier l'information sensorielle aux préférences des produits. Aujourd'hui, les études de cartographie des préférences, au sens large du terme, renvoient à la réalisation d'une succession d'étapes clés :

- La constitution et l'analyse des profils sensoriels issus des sujets entraînés
- Le choix des produits pour l'évaluation hédonique



- L'évaluation hédonique des produits
- La synthèse des données de préférences
- Le lien entre le profil sensoriel et les préférences des consommateurs

La cartographie externe de préférences est devenu un terme générique désignant l'ensemble des méthodes pour lesquelles les variables hédoniques sont projetées sur une carte sensorielle résumant au mieux les différences entre produits. La méthode PREFMAP suppose que la préférence en aveugle des produits (dans l'alimentaire) est en grande partie due à leur propriétés sensorielles. Dit autrement, si deux produits sont proches sensoriellement, alors ils sont également proches du point de vue hédonique (Caroll, 1972).

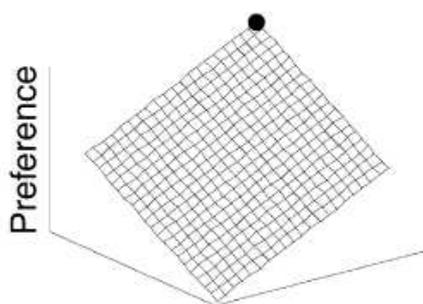
Le principe de PREFMAP consiste à explorer les dimensions de variabilité sensorielle du produit du point de vue des experts puis à chercher à savoir comment les préférences sont liées à ces dimensions de variabilité sensorielle. La variable réponse (i.e. les notes hédoniques) de chaque consommateur est régressée sur les composantes principales issues du profil sensoriel. La méthode utilisée pour l'obtention de la carte sensorielle n'est pas unique. Toute analyse factorielle permettant de projeter les produits dans l'espace dont les dimensions reflètent la variabilité sensorielle des produits est appropriée (i.e. ACP : Analyse en Composantes Principales, AFD : analyse Factorielle Discriminante, APG : Analyse Procrustéenne Généralisée, etc.). En RCP (Régression sur les Composantes Principales), les variables explicatives du modèle sont orthogonales entre elles et sont des combinaisons linéaires des variables sensorielles. L'utilisation des composantes principales permet de limiter le nombre des variables explicatives entrant dans le modèle et résout ainsi le problème de manque de degré de liberté pour estimer les paramètres. De plus, on s'affranchit également du problème de multi-colinéarité des descripteurs sensoriels. Plusieurs formes de régression sont considérées, souvent présentées dans la littérature en quatre modèles (ou phases) imbriqués (Schiffman *et al.*, 1981), décrits comme suit :

1. Le Modèle Vectoriel (figure 1.19) :

$$\text{Modèle linéaire : } y_i = b_0 + b_1 X_{i1} + b_2 X_{i2} + e_i$$

- y_i : note de préférence attribuée par un consommateur (ou groupe de consommateur) pour le produit i .
- X_{i1} et X_{i2} : coordonnées factorielles du produit i sur les 2 premiers axes de l'espace sensoriel correspondant.
- $b_{i,(i=1,2,3)}$: coefficients à estimer pour le consommateur.
- e_i : erreur résiduelle du modèle.



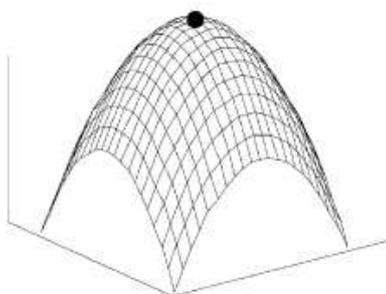
Figure 1.19 – *Modèle vectoriel avec optimum local*

Le modèle vectoriel consiste à ajuster un "hyperplan" par consommateur. Chaque consommateur est représenté sur la carte sensorielle par la droite de plus grande pente de ce plan. En pratique, cette représentation correspond à un segment de droite passant par l'origine dans une direction de préférence croissante. Sa longueur est proportionnelle au coefficient R^2 de détermination de la régression qui représente la part de la variance hédonique expliquée.

Le modèle linéaire ne permet pas de trouver d'optimum de préférence. L'interprétation qui en est faite est la suivante : la préférence d'un consommateur augmente continuellement dans la direction du vecteur défini par les coefficients du modèle dans le premier plan principale de l'ACP du profil sensoriel. Cette représentation graphique devient difficilement interprétable si le nombre de consommateurs est important.

2. Le Modèle Circulaire (figure 1.20) :

$$y_i = b_0 + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + b_3(X_{i1}^2 + X_{i2}^2) + e_i$$

Figure 1.20 – *Modèle circulaire avec optimum global*

La surface de réponse associée à ce modèle est une quadrique. Un optimum de préférence



est alors placé au point d'annulation des dérivées. Graphiquement, un consommateur est représenté par un signe + ou - sur la carte sensorielle en fonction de la localisation et de la nature de son optimum. Si l'optimum est positif (i.e. b_3 est négatif), il existe un produit idéal (maximisant sa note de préférence) pour le consommateur. Un signe +, dont la taille est proportionnelle à R^2 , est alors représenté sur la carte sensorielle. Inversement, un optimum négatif correspond à un produit qui minimise la note de préférence et est représenté par un signe - sur le premier plan sensoriel. Les courbes d'iso-réponse associées au modèle circulaire correspondent à des cercles concentriques autour de l'optimum.

3. Le Modèle Elliptique (figure 1.21):

$$y_i = b_0 + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + b_3X_{i1}^2 + b_4X_{i2}^2 + e_i^c$$

Ce modèle diffère du modèle circulaire par le fait que les coefficients associés aux termes carrés ne sont pas égaux. Ainsi la sensibilité du consommateur pour la détermination de la préférence est variable suivant les axes sensoriels considérés. L'interprétation et la représentation sont les mêmes que pour le modèle circulaire mise à part que les courbes d'iso-réponses associées correspondent à des ellipses concentriques autour de l'optimum. La dimension sensorielle parallèle à l'axe le plus long de l'ellipse est de moindre importance dans la détermination de la préférence que la dimension sensorielle parallèle à l'axe le plus court de l'ellipse.

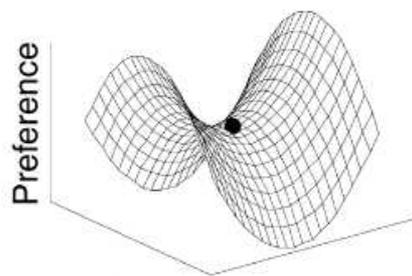


Figure 1.21 – *Modèle elliptique avec point en selle*

Néanmoins, la surface de réponse associée à un consommateur peut présenter soit un optimum (positif ou négatif), soit un point selle. Le point selle correspond à la fois à un minimum pour l'axe sensoriel et un maximum pour un deuxième axe sensoriel. Lorsqu'on s'éloigne de ce point selle, la préférence du consommateur augmente dans une direction sensorielle et diminue dans l'autre.

4. Le Modèle Quadratique (figure 1.22):

$$y_i = b_0 + b_1X_{i1} + b_2X_{i2} + b_3X_{i1}^2 + b_4X_{i2}^2 + b_5X_{i1}X_{i2} + e_i$$

Le modèle quadratique permet de trouver un optimum mais il requiert davantage de degrés de liberté que le modèle linéaire. Si le nombre de produits est inférieur à 6, il n'est alors plus possible d'estimer l'erreur résiduelle du modèle et les coefficients.

Contrairement au modèle circulaire et elliptique, les courbes d'iso-contours, dans le cas du modèle quadratique, ne sont pas parallèles aux deux axes sensoriels. Le terme d'interaction introduit dans le modèle permet une rotation du plan sensoriel dans le but d'ajuster les notes d'appréciation (McEwan, 1996).

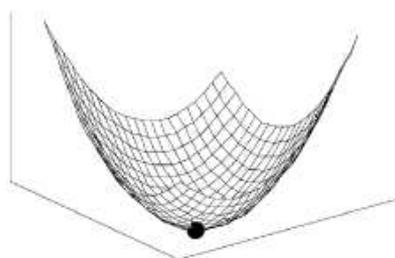


Figure 1.22 – Modèle quadratique avec optimum global

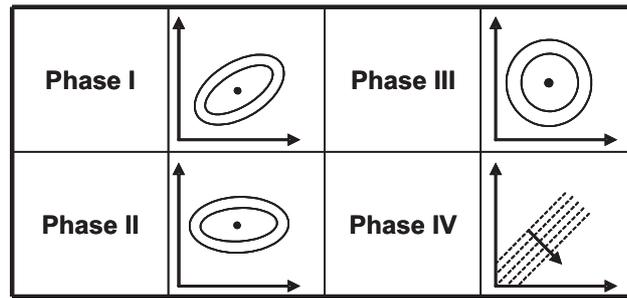
Le tableau 1.1 suivant montre les différentes phases (*Phase I, II, III et IV*) du PrefMap avec les caractéristiques de chaque modèle.

1.4.2.3 Choix des modèles - Limites

Faber et al. (Faber *et al.*, 2003) argumentent en faveur du modèle vectoriel; ils montrent qu'un modèle vectoriel incluant plus de deux composantes principales peut se révéler meilleur en terme d'ajustement qu'un modèle quadratique à deux composantes.

Pour Moskowitz (Moskowitz, 2000) le choix du modèle ne doit pas se faire sur la base de critères statistiques (R^2 , test, etc..) mais doit être défini a priori. La justification du modèle est alors théorique et non empirique

Pour le modèle quadratique, les axes de l'ellipse ne sont pas systématiquement parallèles aux axes sensoriels, induisant une interprétation de la carte sensorielle différente de celle de départ. L'utilisation d'un tel modèle sous-entend que l'espace sensoriel généré par les juges entraînés n'est pas optimal. La présence de termes d'interaction significatifs met en évidence le fait que



Phase	Modèle	Caractéristiques
IV	Vectoriel	b_j et $c_{ij} = 0$
III	Circulaire	b_j égaux et $c_{ij} = 0$
II	Elliptique	$c_{ij} = 0$
I	Quadratique	Modèle complet

Tableau 1.1 – Les différentes phases de la méthode PREFMAP

les dimensions sensorielles ne correspondent pas aux dimensions de préférences. L'utilisation d'un tel modèle requiert au minimum de tester 6 produits. Les modèles circulaires, elliptiques et quadratiques tentent d'ajuster un paraboloidé aux préférences. Suivant la nature de la surface, Danzart et al. (Danzart *et al.*, 2004) catégorisent les consommateurs en trois groupes :

- Les consommateurs *préféreurs* correspondant à un optimum global positif. Un produit localisé au sommet du paraboloidé est apprécié par l'ensemble des consommateurs
- Les consommateurs *rejeteurs* correspondant à un optimum global négatif. Un produit figurant au sommet du paraboloidé est rejeté par les consommateurs
- Pour les modèles elliptique et quadratique uniquement, on observe les consommateurs *éclectiques* aux courbes en selle (i.e. optimum local). Les consommateurs apprécient des produits sensoriellement opposés, localisés aux sommets des courbes en selles

Certains auteurs apportent quelques nuances à cette vision. Lorsque le modèle circulaire, elliptique ou quadratique conduit à un optimum global localisé en dehors de l'espace sensoriel, McEwan (McEwan, 1996) souligne qu'un modèle vectoriel serait plus approprié pour modéliser l'appréciation des consommateurs.

1.4.2.4 Bilan

L'étude des préférences liées aux caractéristiques sensorielles des produits est un domaine d'étude qui a été largement exploré au cours de ces dernières décennies et surtout dans l'industrie alimentaire. Les développements récents portent essentiellement sur les techniques statistiques permettant le lien entre l'information hédonique et l'information sensorielle ainsi que sur les techniques de classification des consommateurs en fonction de leurs préférences.



Il convient de souligner que si la part de l'information hédonique expliquée par les caractéristiques sensorielles reste faible, plusieurs raisons sont envisageables :

- Les consommateurs ne basent pas leurs préférences sur les critères sensoriels retenus pour l'étude, soit parce qu'un descripteur influent à été omis, soit parce que ce sont d'autres critères, autres que sensoriels, qui permettent de comprendre les logiques de préférence.
- Les consommateurs sont versatiles dans leurs préférences
- Les réponses émises par le consommateur lors du test ne sont pas fiables (manque de compréhension, incompréhension du principe du test, désintérêt)

1.4.3 Analyse sensorielle et automobile

1. Intérêt de l'analyse sensorielle pour l'automobile :

L'intérêt de l'analyse sensorielle dans l'industrie automobile est d'abord lié à l'axe "préférences", puisqu'il doit permettre d'aboutir à des produits convenant aux consommateurs et donc d'obtenir un avantage concurrentiel. Mais il ne saurait se limiter à cet aspect car le seul jugement hédonique ne permet pas de progresser sur la conception du produit, qui peut être une simple pièce ou un véhicule. Il n'apporte en effet aucune information sur l'axe "sensations" qui caractérise sensoriellement le produit en tant que tel. L'analyse sensorielle sert donc à expliquer les préférences par des évaluations sensorielles, c'est un outil de communications entre différents services, basé sur des mesures sensorielles. L'analyse sensorielle permet de produire un cahier de charge sensoriel relatif à une cible donnée. Cette caractérisation du produit aide à le situer objectivement face à des produits concurrents et permet d'expliquer sensoriellement un produit en termes habituels de conception technique. Cette traduction sous forme technique est alors la première étape vers la réalisation de produits susceptibles de mieux répondre à l'attente des consommateurs. Elle peut également, avec d'autres critères (coût, fiabilité, qualité...) servir de fil directeur pour les choix à effectuer dans le processus de conception, et établir une relation entre les perceptions et les paramètres de conception des produits.

Plusieurs aspects sensoriels sont étudiés dans le domaine de l'automobile :

- l'odeur de l'habitacle (cuir, tissu,...),
- le confort, l'esthétisme, le design des sièges,
- la douceur, la couleur, la texture... du textile des sièges,
- le bruit de fermeture de la portière ou celui du moteur.



2. Difficultés d'application de l'analyse sensorielle à l'automobile :

Ces difficultés potentielles se révèlent surtout pour des applications à l'ensemble du véhicule, vu sous l'aspect synthèse automobile. Elles ont été mises en évidence et évaluées dans des travaux récents (Blumenthal, 2002; Astruc, 2007). Elles tiennent surtout à deux points :

- L'impossibilité de rendre un véhicule véritablement anonyme, ce qui introduit un biais lors de l'évaluation par des consommateurs, dû à l'effet de la marque, même si des spécialistes formés à l'analyse sensorielle sont capables d'en faire abstraction. Ce type de biais ne se rencontre pratiquement pas en revanche pour l'évaluation de produits alimentaires, historiquement le premier domaine d'application de l'analyse sensorielle
- La complexité du véhicule qu'on ne peut réduire simplement à la somme de ses sous-ensembles, difficulté inconnue pour des produits alimentaires.

En revanche, en évitant les difficultés précédentes, on peut envisager, avec quelques adaptations mineures (tailles de cabines différentes des cabines normalisées utilisées en agroalimentaire), l'évaluation de pièces ou des sous-ensembles comme des sièges ou des planches de bord dans l'industrie automobile. Cette évaluation offre l'avantage de réduire le nombre de difficultés potentielles, qui ne pourraient être mises en évidence que lors de l'assemblage des premiers prototypes représentatifs d'un véhicule.

1.5 Modélisation numérique de produits

Les outils numériques de modélisation de produits, connus également sous les termes de DAO (dessin assisté par ordinateur) ou CAO (conception assistée par ordinateur) sont utilisés dans plusieurs domaines d'industrie³ depuis plusieurs dizaines d'années. Le niveau de détail (complexité des formes) réalisable par un logiciel de CAO 3D de base, les textures et rendus réalistes disponibles, les assemblages de pièces, sont maintenant extrêmement élaborés et à la portée des petites ou moyennes entreprises de produits manufacturés. La principale caractéristique des outils de CAO actuels (modeleurs) est leur aptitude au paramétrage : à partir de la définition géométrique d'une esquisse (paramètres de définition), une infinité de produits possibles peut être réalisée en instanciant les paramètres à des valeurs fixées. Une infinité théorique de modèles peut donc être créée très rapidement avec un outil CAO.

En parallèle des outils de modélisation CAO, le développement d'interfaces et de modules de traitement permettent aujourd'hui de simuler l'immersion sensorielle de l'utilisateur et ses interactions avec un produit virtuel, en cours de définition, et paramétrable (il existe

3. Mécanique, Electronique, BTP, Architecture, Chimie...



aujourd'hui des interfaces pour quasiment tous les sens humains). Les interfaces de réalité virtuelle utilisent par exemple des lunettes stéréoscopiques ou des dispositifs à retour d'effort (figure 1.23).



Figure 1.23 – Le *Phantom Desktop* de *Sensable* ©

Ces dispositifs sont maintenant matures pour simuler par exemple l'immersion d'un client dans le poste de conduite d'une voiture qu'il envisage d'acquérir. La principale difficulté dans leur utilisation est avant tout méthodologique, c'est à dire de savoir comment intégrer de manière efficace la réalité virtuelle dans le processus de conception de produits (Petiot et Chablat, 2003).

1.5.1 Modélisation 2D et 3D

La représentation 2D :

Le **2D** est une notion qui n'existe pas dans la réalité. Travailler en 2D consiste à limiter l'espace de travail à un plan. Ainsi les logiciels 2D imitent le travail d'un dessinateur sur une planche à dessins ou une feuille de papier. Ces logiciels automatisent seulement le travail de *Dessin* et de *Production de Plan*. Ils ne fournissent aucun outil de création dans l'espace. La notion d'échelle y est fondamentale et conduit très souvent à de graves imprécisions.

La modélisation 3D :

La **3D** est une technique de représentation d'un produit dans un espace à 3 dimensions, c'est à dire du monde réel. La construction tridimensionnelle s'appelle "*La modélisation*". La modélisation est une activité assistée par l'ordinateur. Il existe une infinité de manières de voir



un espace tridimensionnel. Un exemple de visualisation d'un espace 3D est la représentation spatiale à l'aide d'outils 2D (Plans/Coupes/Façades). Cette visualisation permet de produire des éléments 3D à partir d'éléments 2D et inversement. L'usage de la 2D est essentiel, il permet de paramétrer un contour d'un produit (ou d'une vue 2D de ce produit), de définir ces dimensions ou ces variables de conception. Le passage aux modèles 3D (*ou Modélisation 3D*) est ensuite possible par l'intermédiaire de différences transformations :

- Extrusions de faces ou de contours
- Révolutions autour d'un axe
- Raccordement de surfaces
- Perçages, dépouilles, etc...

Il existe en fait une infinité de façons pour passer d'un modèle 2D à un modèle 3D, ceci peut être compris avec des logiciels de conception et de modélisation CAO (AutoCad, Catia et SolidWorks (de Dassault systems), Pro-Engineer de PTC...) Il existe un des logiciels pour tout type d'application et d'industrie. Ces logiciels permettent de visualiser le cycle de vie d'un produit de la conception à la production et d'optimiser le temps et le coup de son développement :

1. Mise en plan
2. Définition des esquisses 2D
3. Modélisation 3D du prototype d'un produit
4. Assemblages
5. Simulations
6. Analyses (comme par exemple la fatigue, la résistance... pour une pièce mécanique)
7. Processus de fabrication.

1.5.2 Généralités

Les Entités Graphiques sont les éléments géométriques à partir desquels les modèles 3D sont construits. Les entités graphiques sont au nombre de sept :

1. Les Nœuds : entités de base de la modélisation, ce sont simplement des points définis par leurs coordonnées (X,Y et Z) dans un espace cartésien
2. Les Vecteurs : des segments de droite reliant 2 nœuds. Ils sont théoriquement orientés, c'est à dire qu'ils ont un nœud "origine" et un nœud "extrémité". Cette notion d'orientation est très importante et utilisée dans de nombreuses fonctions. Les vecteurs constituent l'ossature filaire des modèles.



3. Les Courbes : les courbes sont des éléments mathématiques basés sur les points appelés "pôles". Les pôles sont des points 3D, ce qui signifie que les courbes ne sont pas limitées à un plan mais évoluent dans l'espace 3D. Il existe 2 sortes de courbes :

- Les courbe Splines : elles sont tendues par des *pôles* (appelés aussi points de contrôle) mais ne passent pas par les pôles extrêmes. Elles peuvent être ouvertes ou fermées. Elles sont tangentes aux points milieux des segments reliant les pôles (figure 1.24) :

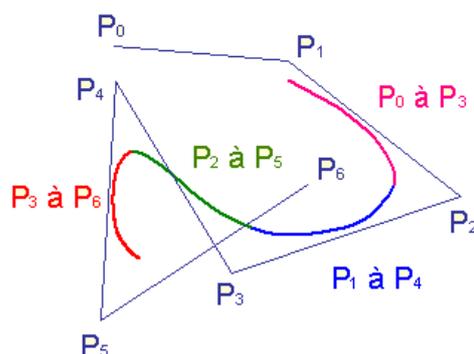


Figure 1.24 – 3 courbe B-Spline à 4 points chacune raccordées

- Les Courbes de Bézier (Polynomiales) : elles sont construites récursivement et sont tendues par les tangentes aux pôles (ou points de contrôle A_i) et passent par les pôles extrêmes : pour un polynôme de degré n , la courbe passe par A_0 à l'instant $t = 0$ et par A_n pour $t = 1$. La portion qui joint ces points est tracée dans l'enveloppe convexe des points de contrôle. La tangente en A_0 est (A_0, A_1) et celle en A_n (A_{n-1}, A_n) . Ces courbes sont toujours ouvertes. La figure 1.25 montre un exemple d'une courbe de Bézier de degré n

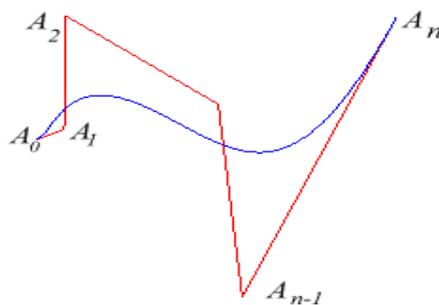


Figure 1.25 – Courbe de Bézier de degré 3 avec 4 points de contrôle A, B, C et D

4. Les Facettes
5. Les Surfaces

6. La Matière

7. L'Espace

La modélisation dite "Géométrique" utilise les Nœuds, les Vecteurs, les Courbes et l'Espace, tant qu'à la modélisation dite "Surfacique" utilise les Facettes et les Surfaces. Enfin, la modélisation dite "Volumique" utilise les Facettes, les Surfaces et la Matière.

La majorité des logiciels de conception et de modélisation CAO permettent la modélisation géométrique, surfacique et volumique et permet le passage de la modélisation 2D à la modélisation 3D et vice versa

1.6 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art des méthodes et des processus de conception de produits ainsi qu'un résumé des méthodes qui intègrent les utilisateurs dans la conception de produits tel le Kansei Engineering et le QFD. Nous avons montré aussi les méthodes utilisées en marketing et en industrie alimentaire tel l'analyse conjointe et l'analyse sensorielle. Un résumé des méthodes de modélisation de formes a aussi été présenté.

Nous proposons dans la suite d'utiliser quelques unes de ces méthodes et de développer de nouvelles méthodes qui surmontent leurs points faibles et leurs limites, le but étant de faire de la conception orientée clients et d'intégrer les utilisateurs dans toutes les phases de conception et du cycle de vie d'un produit, de modéliser leurs préférences et de trouver de nouvelles voies pour concevoir un produit à partir des préférences et des besoins des utilisateurs.

Dans un premier temps, nous nous intéressons à définir un espace produits qui soit paramétré et pertinent par rapport aux perceptions. Nous proposons d'intégrer les clients utilisateurs dans la phase définition de cet espace comme indiqué dans le synoptique présenté à la figure 1.26 suivante. Ce synoptique sera décrit en détails dans le chapitre 2 :

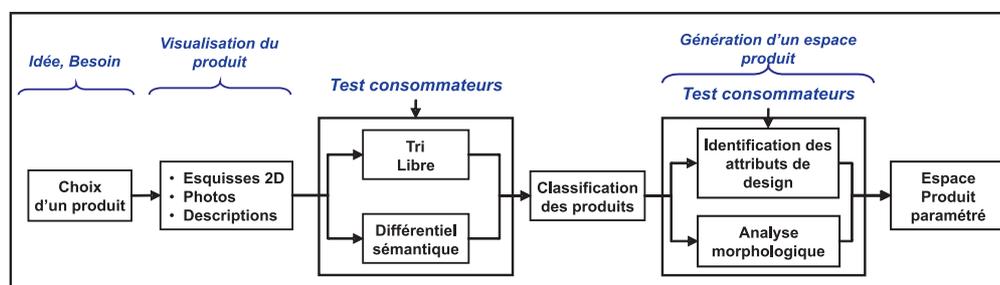


Figure 1.26 – Méthode de génération d'espace produits paramétré - (chapitre 2)

Nous identifions ensuite un prototype (ou produit représentant) pour chaque catégorie. Un deuxième test consommateur permettra de définir les facteurs de design "clés" (les formes

pertinentes) et les attributs de design (dimensions) du prototype . Nous générons ainsi un espace produit paramétré soit par combinaison des facteurs de design (application sur les faces avant des voitures), soit par modification des dimensions des attributs de designg (application sur le design des montres).

Dans le chapitre 3, nous proposons d'évaluer les préférences consommateurs pour les produits ainsi générés. Un deuxième test consommateurs sera donc mis en œuvre où nous utiliserons les interfaces graphiques pour définir une procédure de recueil des préférences. Deux méthodes seront examinées et comparées :

- Les évaluations directes des produits sur une échelle de cotation, une échelle de catégorie ou une échelle numérique
- Les comparaisons par paires des produits en utilisant la théorie des plans d'expérience pour définir la procédure des tests

Ensuite, par les méthodes d'analyse conjointe (Analyse conjointe traditionnelle et analyse conjointe discrète, voir synoptique de la figure 1.27), les scores de préférences seront modélisés: en effet, nous expliquons les préférences clients par les configurations des produits définis dans l'étape précédente. Cette modélisation nous donnera en sortie les importances des facteurs de design définis ainsi que les utilités partielles de leurs niveaux. Cette procédure permettra de définir le *produit idéal* par rapport aux préférences clients.

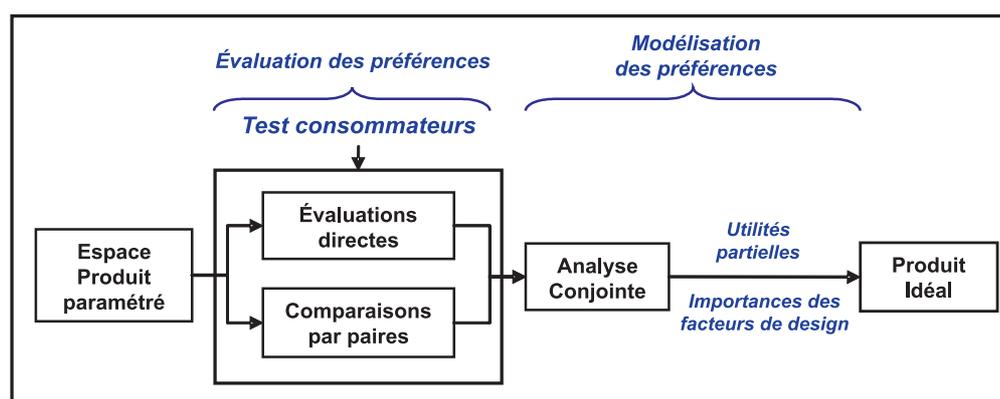


Figure 1.27 – *Évaluation et modélisation des préférences par analyse conjointe - (chapitre 3)*

Au chapitre 4, nous utiliserons la cartographie de préférence pour expliquer les préférences clients. Pour ceci nous proposons une méthode de conception de produits (voir le synoptique du chapitre 4 présenté dans la figure 1.28 suivante) :



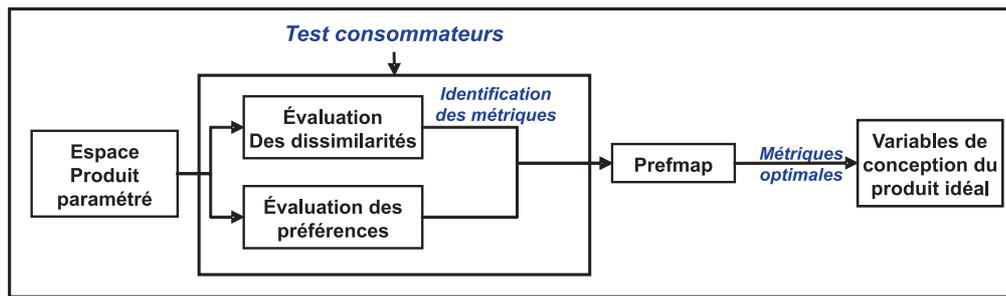


Figure 1.28 – Synthèse des formes et conception du produit idéal - (chapitre 4)

Cette méthode prend en compte les préférences des clients pour des produits paramétrés. Ce paramétrage repose sur des *variables de conception* à valeurs réelles (Dimensions, angles...) qui seront identifiées comme *Les métriques du produit*. La cartographie de préférences nous permettra alors d'identifier les métriques du produit idéal.

2

Génération d'espace produits paramétrés

2.1	Introduction	49
2.2	Espace produit et choix des paramètres	51
2.3	Méthode 1: Différentiel sémantique - Catégorisation	51
2.3.1	Description de la méthode	52
2.3.2	Choix de l'espace produit initial - Description de l'exemple	52
2.3.3	Différentiel sémantique	53
2.3.4	Évaluation des produits	54
2.3.5	Analyse des données	55
2.3.6	Analyse morphologique	60
2.3.7	Génération de l'espace produit	63
2.3.8	Conclusions	64
2.4	Méthode 2: Tri libre - Comparaison	65
2.4.1	Introduction et choix de l'application	65
2.4.2	Choix de l'espace produit initial	65
2.4.3	Épreuve de Tri-libre - Test 1	66
2.4.4	Recherche des attributs par Comparaison - Test 2	69
2.4.5	Description des catégories: attributs Définitoires et Spécifiques	71
2.4.6	Identification des niveaux des facteurs - Analyse des formes	73
2.4.7	Génération de l'espace produit des montres	75
2.5	Conclusions	76

2.1 Introduction

Pour faire une conception de la forme d'un produit "Orientée Clients", il faut partir d'un espace produit initial constitué de produits réels ou bien de leur représentation virtuelle (Prototype, maquette virtuelle, esquisse,...) dans le cas d'objet très encombrants, non disponibles ou de réalisation trop coûteuse. Cet espace produit constitue les "stimuli" qui seront utilisés dans les tests hédoniques. Les épreuves dites hédoniques, c'est à dire visant à déterminer le caractère plaisant ou déplaisant d'un produit, sont réalisées par les consommateurs eux-mêmes. Le principe pour le consommateur naïf (non entraîné) est d'indiquer s'il aime ou

s'il n'aime pas le produit présenté.

L'objectif de ce chapitre est de définir comment concevoir l'espace produit pour une étude de préférence liée à la forme. Comme nous l'avons vu au chapitre 1, le principe d'un modèle de préférence est d'expliquer la préférence du client par des éléments constitutifs du produit. Or, pour créer ce modèle, il est nécessaire de définir comment varient les produits de l'espace produit, c'est à dire de structurer l'espace produit afin de définir quels paramètres sont variables dans la constitution de cet espace. Deux types de paramètres sont étudiés :

- Des paramètres qualitatifs. L'espace produit est décrit par un ensemble de facteurs, qui prennent différents niveaux. Le modèle de préférence utilise alors l'analyse conjointe pour construire le modèle (chapitre 3).
- Des paramètres quantitatifs. L'espace produit est alors décrit par un ensemble de variables dimensionnelles, qui peuvent varier de manière continue. Le modèle de préférence utilise les cartographies de préférences et la régression linéaire multiple (chapitre 4).

Dans ce chapitre, nous présenterons deux méthodes de définition d'espace produits. Une première méthode, appliquée sur les faces avant des voitures, et détaillée dans la section 2.3, est basée sur la catégorisation suite à une évaluation sémantique par un panel de sujets : elle consiste à regrouper les produits par catégories en se basant sur une liste de descripteurs sémantiques *définie à priori*. La classification ascendante hiérarchique (CAH) permet d'identifier le prototype représentant de chaque catégorie. L'analyse morphologique permet ensuite d'identifier les facteurs de design du prototype et un ensemble de niveaux pour chacun de ces facteurs ; Selon l'approche prototypique de Rosch (Rosch, 1973) et (Rosch et Mervis, 1975), les prototypes représentent les exemplaires d'une catégorie et possèdent tous les attributs d'une catégorie : un exemplaire de catégorie possède au moins un trait commun avec tout autre exemplaire. Partant ensuite d'un groupe spécifique, nous pouvons générer un espace produit paramétré en faisant varier les facteurs de design et leur niveaux correspondants : chaque combinaison définit un produit.

La deuxième méthode, appliquées sur le design des montres, est détaillée dans la section 2.4. Elle est basée sur une épreuve de classification perceptive par *tri libre*. Partant d'un espace produit initial, un panel de sujets regroupera les produits en familles de produits similaires. Ensuite, les attributs de design de chaque catégorie (paramètres de design, de forme, de matière,...) seront identifiés par une méthode de comparaison expliquée en détail dans la section 2.4. Les catégories déjà définies dans l'épreuve de classification seront décrites par ces nouveaux attributs de design. La variation des paramètres de ces attributs et des dimensions des prototypes permet de générer un espace produit paramétré qui sera ensuite utilisé pour évaluer les préférences des consommateurs par de tests hédoniques.



Il faut bien noter que les méthodes proposées dans ce chapitre se situent en amont de la théorie des plans d'expérience. Ces méthodes proposent de déterminer les facteurs influents qui vont servir à la définition de l'espace produit. Une fois ces facteurs déterminés, la théorie des plans d'expérience peut alors être mobilisée, pour déterminer quels produits doivent être proposés pour l'évaluation pour avoir une réponse optimale.

2.2 Espace produit et choix des paramètres

L'espace produit est l'ensemble des produits à tester. Il est borné à ce qui est réalisable d'un point de vue technique, et à ce que l'on souhaite étudier. Pour créer l'espace produit et trouver des corrélations avec les résultats de tests perceptifs, il faut contrôler les différences physiques entre ces produits, et pouvoir les mesurer. La taille de l'espace dépend de l'objectif de l'étude et de la durée des épreuves pour les sujets. La création de l'espace produit est très importante pour l'étude et l'analyse du problème et primordiale pour générer des produits adaptés. Il serait, par exemple, totalement inutile de faire varier la taille du contenant pour étudier le caractère sucré d'un yaourt. Le paramètre variable doit être choisi de façon pertinente. Or, il est rare de trouver dans le commerce des produits réels qui varient suivant une seule dimension, d'où la nécessité d'utiliser un produit virtuel paramétrable, pour maîtriser la nature et l'intensité des changements.

La deuxième possibilité serait, en fonction des sens mis en jeu dans le test, d'utiliser la réalité virtuelle : des modélisations numériques pour le côté visuel, des simulations sonores pour le côté auditif, des mélanges d'essences pour l'olfactif par exemple. La réalité virtuelle ne permet cependant pas de tester le produit en situation d'usage, contrairement au produit paramétrable. Le choix du paramètre se fait :

- Soit a priori, à l'intuition du designer, parfois inspiré par les retours client,
- Soit a posteriori par rapport aux informations issues de prétests, espaces sensoriels ou étude de préférence.

2.3 Méthode 1 : Différentiel sémantique - Catégorisation

Le produit choisi pour décrire cette première méthode est une partie de la voiture pour laquelle le design joue un rôle primordial dans la définition de la *personnalité* de la voiture et par conséquent celle du client final ou de l'acheteur : *La face avant*.

Une étude sur les expressions des faces avant de voitures est proposée par Park et al.



(Park *et al.*, 2003) où les auteurs utilisent la méthode du différentiel sémantique pour décrire l'espace perceptuel d'une famille de faces avant standardisées et homogénéisées (élimination de quelques variables comme la couleur, la marque de la voiture, le segment...). Ils proposent une description des catégories perceptuelles suivant les attributs sémantiques. D'autres approches (Cagan *et al.*, 2003) utilisent les grammaires de formes pour l'identification des marques des voitures, mais n'évoquent pas les perceptions des consommateurs.

2.3.1 Description de la méthode

Nous illustrons la démarche de génération d'un espace produit paramétré par le schéma général présenté à la figure 2.1, chaque étape sera expliquée en détail dans la suite de cette partie.

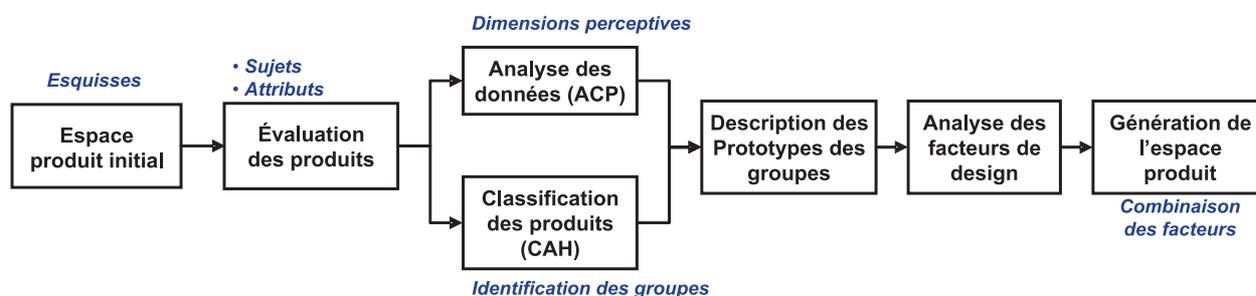


Figure 2.1 – Schéma de la méthode 1

Partant d'un espace produit initial (des produits existants, des descriptions ou des esquisses 2D représentant les produits réels), un premier test d'évaluation est effectué avec la méthode du différentiel sémantique (test lié aux expressions des faces avant des voitures) par un panel de sujets. Une ACP (Analyse en Composantes Principales) et une CAH (Classification Ascendante Hiérarchique) seront par la suite effectuées pour structurer l'espace produit, et définir des catégories.

Chaque catégorie est identifiée par un prototype (l'objet central). La description de chaque prototype nous permet d'avoir une idée sur le groupe représenté par ce prototype. Ensuite, l'analyse de ses facteurs de design permet d'identifier tout les modèles du groupe. La combinaison de ces facteurs nous permet de générer un espace produit utilisable pour l'évaluation des préférences, étape qui sera détaillée plus loin dans le chapitre 3.

2.3.2 Choix de l'espace produit initial - Description de l'exemple

Pour illustrer la méthode, nous avons sélectionné un ensemble de 13 voitures de différents segments du marché¹ en essayant de couvrir un grand nombre de formes différentes. Du même

1. En Europe, on définit par segments alphabétiques suivants : segment A (Minis citadines), Segment B (Citadines polyvalentes), Segment C (Compactes), Segment D (Autos familiales), Segment H1 (Routières),

point de vue (position de l'appareil photo), une photo de la face avant a été prise avec un appareil numérique. A l'aide d'un outil CAO², nous générons une esquisse de la photo qui met en évidence les formes principales de la face avant (figure 2.2). Les esquisses seront ensuite "standardisées" pour neutraliser l'effet de facteurs externes (Couleur, Marque, Type,...) sur les perceptions du panel.

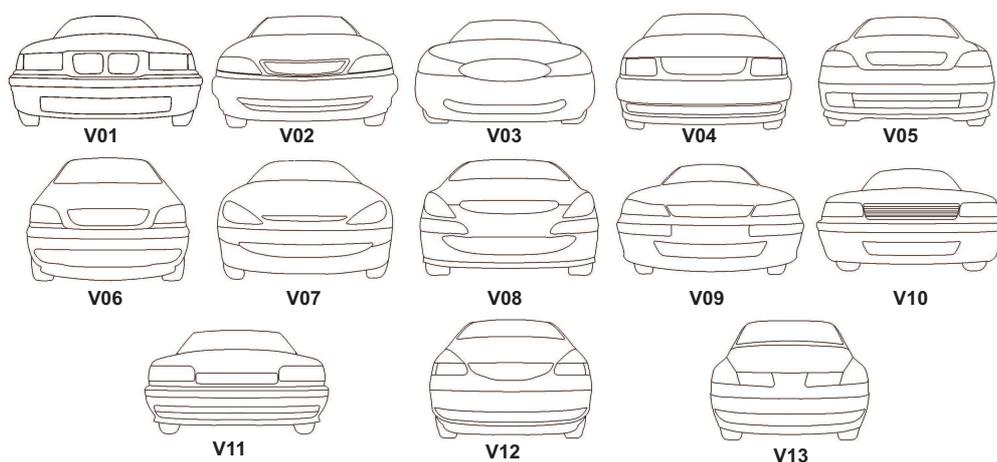


Figure 2.2 – Différents formes de faces avant définissant l'espace produits initial

L'espace produits choisi comporte peu de produits (13 modèles). Nous utilisons cet espace pour expliquer la démarche suivie dans la méthode que nous proposons, mais il est clair qu'un espace produits de plus grande taille, représentatifs des produits en question, doit être utilisé pour une application réelle. Pour valider l'utilisation de la méthode proposée dans le secteur automobile, il faudrait faire attention dans la définition de l'espace produits initial :

- Utiliser des voitures de même marque, de même segment ou catégorie, de même année de construction, etc...
- faire une étude de l'existant et prendre en compte un ensemble de modèles représentatifs des modèles du marché des faces avant des voitures.

2.3.3 Différentiel sémantique

L'aspect *sémantique* du design automobile est étudié par différentes méthodes (Hacco et Shu, 2002). Dans ce contexte, pour étudier l'aspect sémantique d'un modèle 2D d'une face avant d'une voiture, nous nous intéressons à la relation entre les expressions faciales des êtres humains et les formes des faces avant des voitures.

Dans les travaux de Park (Park et al., 2003) et de Jindo (Jindo et Hirasago, 1997), une liste

Segment H2 (Berlines de Luxe), Les SUV et Tout-terrains et les Monospaces

2. "Sketch Tracer" de "CatiaV5"

de 20 attributs sémantiques liés aux expressions faciales des êtres humains caractérisant les faces avant des voitures a été générée par verbalisation (*Brainstorming*). En appliquant une analyse factorielle sur l'évaluation des 13 voitures selon ces 20 termes, nous avons réduit la liste initiale à un ensemble de 7 attributs sémantiques les plus pertinents présentés dans la liste 2.1 suivante (Petiot et Yannou, 2004) :

1. Agressive 2. Élégante 3. Intrépide 4. Joyeuse
5. Rassurante 6. Sévère 7. Souriante

Tableau 2.1 – *Attributs sémantiques expliquant les faces avant des voitures*

Cette liste sera utilisée pour l'évaluation des faces avant des voitures définie dans l'étape suivante.

2.3.4 Évaluation des produits

Un panel de 40 sujets (25 garçons et 15 filles, étudiants ingénieurs) ont évalué les produits sur chacun des 7 attributs sémantiques sur une échelle numérique de 9 points (*Likert scale*). Nous utilisons interface graphique programmée sous MatLab (figure 2.3) pour récupérer les notes des sujets :

- Une note de -4 indique que l'attribut en question n'est pas du tout pertinent pour la face avant affichée,
- Une note de $+4$ indique que l'attribut en question est très pertinent pour la face avant affichée.

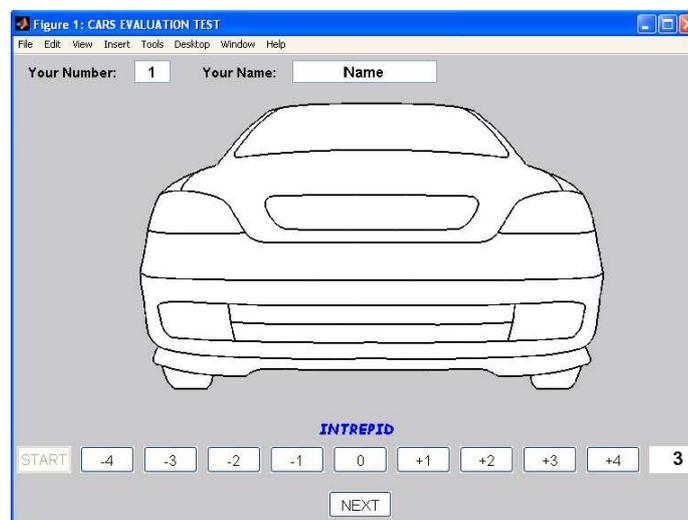


Figure 2.3 – *Interface Utilisateur utilisée dans la méthode du différentiel sémantique*

Pour éviter *l'effet d'ordre* lors des évaluations des sujets, l'ordre de présentation des produits (et celui des attributs) était différent d'un sujet à l'autre³, ceci a pour but de neutraliser l'effet d'ordre ou l'effet que peut avoir la présentation d'un produit *A* après un produit *B* plusieurs fois. La matrice des notes moyennes des évaluations des 40 sujets sur les 7 descripteurs sélectionnés est donnée dans le tableau 2.2 suivant.

	Agressive	Élégante	Intrépide	Joyeuse	Rassurante	Sévère	Souriante
V_{01}	2.3	-0.4	-0.7	-2.3	0.7	2.3	-2.4
V_{02}	0.1	1.3	0.6	1.7	1.7	-0.6	1.9
V_{03}	-1.8	-0.5	0.4	2.0	0.4	-2.6	2.4
V_{04}	-1.1	-0.5	-1.4	-1.6	0.4	0.5	-1.8
V_{05}	1.0	1.5	1.2	-0.7	1.5	0.9	-1.3
V_{06}	-1.3	-1.3	-1.0	-0.2	0.4	-0.1	0.5
V_{07}	-0.3	1.3	1.7	2.5	1.2	-2.1	2.4
V_{08}	0.0	1.5	2.2	2.3	1.6	-2.2	2.0
V_{09}	1.1	0.5	0.5	0.4	1.3	0.3	0.9
V_{10}	0.3	-1.1	-2.2	-2.1	-0.1	1.9	-1.6
V_{11}	-0.3	-1.6	-1.9	-2.7	-0.3	2.0	-2.5
V_{12}	-1.6	-0.7	-0.2	0.4	0.2	-1.1	0.6
V_{13}	-2.0	-1.0	-0.6	-0.3	0.3	-0.4	-0.1

Tableau 2.2 – Évaluations moyennes des produits sur les 7 attributs sémantiques

2.3.5 Analyse des données

Pour étudier les résultats et les réponses des sujets, l'analyse de la variance (ANOVA) a été appliquée sur les différentes matrices (*Produits* \times *Sujets*) ou (*Produits* \times *Attributs*). Elle permet d'avoir une idée sur l'homogénéité des réponses du panel (consensus) et sur la discrimination des attributs sémantiques.

L'analyse de la variance (Annexe A) montre un effet produit très significatif (P_{value} 1%) pour tous les attributs et un effet sujet non significatif (tableau 2.3). Ces résultats confirment que la différence inter-sujets est assez faible et qu'il existe un consensus dans le groupe de sujets : les sujets sont plutôt en accord dans l'évaluation des produits, et les produits sont bien différenciés suivant les descripteurs donnés.

3. Randomisation de l'ordre de passage des produits et des attributs dans l'interface pour chaque sujet

Attribut	Effet Sujet	Effet Produit
Agressive	0.042	7.628×10^{-21}
Élégante	0.942	1.220×10^{-22}
Intrépide	0.050	1.524×10^{-33}
Joyeuse	0.076	6.886×10^{-61}
Rassurante	0.233	4.693×10^{-07}
Sévère	0.068	6.139×10^{-44}
Souriante	0.094	5.505×10^{-62}

Tableau 2.3 – P_{value} de l'analyse de la variance à 2 facteurs

2.3.5.1 Analyse en composante principale - Rappel

L'analyse en Composante Principale ([Hotelling, 1933](#)) est une méthode performante pour l'étude et la représentation graphique d'un groupe de plusieurs variables numériques. Elle est utilisée dans des domaines très divers tel que la Bio-Statistique, l'économie, le Marketing, l'Agriculture, les études démographiques, etc...

L'ACP s'applique à des tableaux à deux dimensions croisant des individus, et des variables quantitatives, elle est particulièrement utile lorsque l'on veut étudier des tableaux ayant un nombre de colonnes (variables) supérieur à 3, du fait de la limitation de notre sens visuel. Instinctivement nous essayons mentalement de représenter les individus sur des axes variables, cela est aisé pour deux dimensions, plus délicat pour trois dimensions mais au-delà cela nous devient impossible. Les espaces à plus de 3 dimensions sont une vue de l'esprit, d'où notre incapacité à les représenter. Il est nécessaire de réduire ceci pour en tirer une interprétation. L'ACP va nous permettre de *réduire un système complexe de corrélation en un plus petit nombre de dimensions*.

Objectif de l'ACP

Le but de l'ACP, de façon simple, est de trouver les axes dans un nuage de points, décrivant le mieux celui-ci, c'est à dire les axes sur lesquels la projection du nuage de points donne une variance maximum. Ces axes sont orthogonaux et sont appelés *Composantes Principales*.

On peut remarquer qu'il y a une *hiérarchie des composantes principales*, la première contient plus d'information sur la forme du nuage de points que la deuxième. Une ACP appliquée sur un tableau de 4 colonnes, aurait donné 4 composantes principales où la première composante contient plus d'informations que la deuxième, la deuxième plus que la troisième et la troisième plus que la quatrième



2.3.5.2 ACP des évaluations moyennes

Pour montrer la structuration des données, nous effectuons un Analyse en Composante Principale (ACP, figure 2.4) normée (Hair *et al.*, 1998) sur la matrice des notes moyennes des évaluations (*Produits* \times *Attributs*) (Voir tableau 2.2).

Cette analyse permet de positionner les attributs sémantiques sur le plan factoriel (cf. figure 2.4).

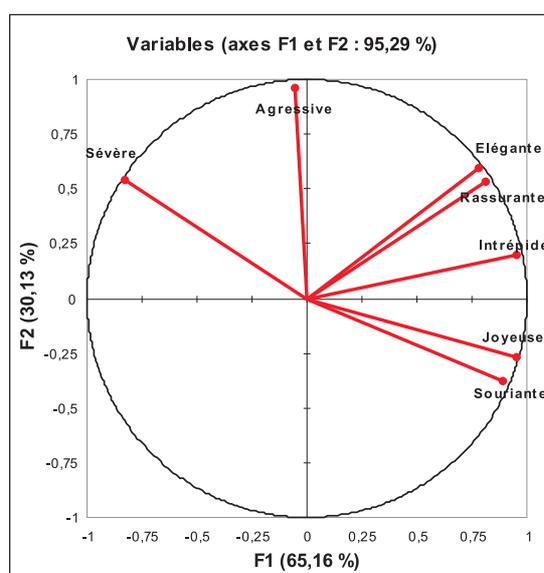


Figure 2.4 – Position des attributs sémantiques dans le plan factoriel

La première composante de l'ACP explique 65.16% de la variance et elle est très corrélée positivement avec les attributs suivants : *Souriante*, *Joyeuse*, *Intrépide*, *Rassurante*, *Elégante* et corrélée négativement avec l'attribut *Sévère*.

Le deuxième dimension explique 30.13% de la variance et elle est très corrélée positivement avec l'attribut *Aggressive*. Le plan factoriel (F_1, F_2) explique donc 95.29% de l'information ce qui est très satisfaisant.

La figure 2.5 montre la position des produits sur le plan factoriel, les produits V_7, V_8 et V_{10}, V_{11} ont un positionnement extrême sur le premier axe, de même pour les produits V_1, V_5 et V_3 qui ont un positionnement extrême sur le deuxième axe. Donc, d'après le panel, les voitures V_1 et V_5 ont une face avant très *agressive* contrairement à la voiture V_3 . De même, les voitures V_7 et V_8 ont une face avant *intrépide*, *joyeuse*, *souriante* et *non sévère* contrairement aux voitures V_{10} et V_{11} . La première composante oppose donc *souriante* à *sévère* et la deuxième composante serait l'axe de l'*agressivité* de la face avant. La classification ascendante hiérarchique expliquée dans le paragraphe suivant nous donne la répartition des voitures en groupes similaires, ainsi

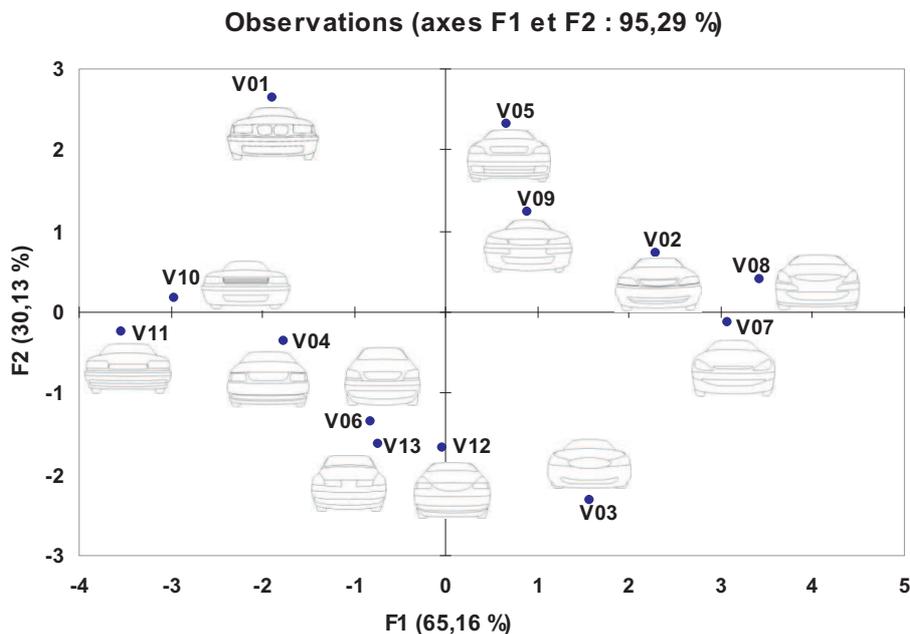


Figure 2.5 – Position des 13 Produits dans le plan factoriel

que la position de la voiture "prototype" sur les attributs sémantiques.

2.3.5.3 Classification Ascendante Hiérarchique : CAH

Une CAH (Hair *et al.*, 1998) a été appliquée sur la matrice des notes moyennes (*Produits* × *Attributs*) (tableau 2.2). Le principe de la CAH est de construire un arbre hiérarchique qui montre l'agrégation suivant le degré de dissimilarités entre les produits (figure 2.6). Dans cette application, nous utilisons la distance euclidienne pour calculer les dissimilarités entre 2 produits et la méthode de **Ward** comme méthode d'agrégation. L'application de ces deux règles nous mène à la classification suivante (figure 2.6) :



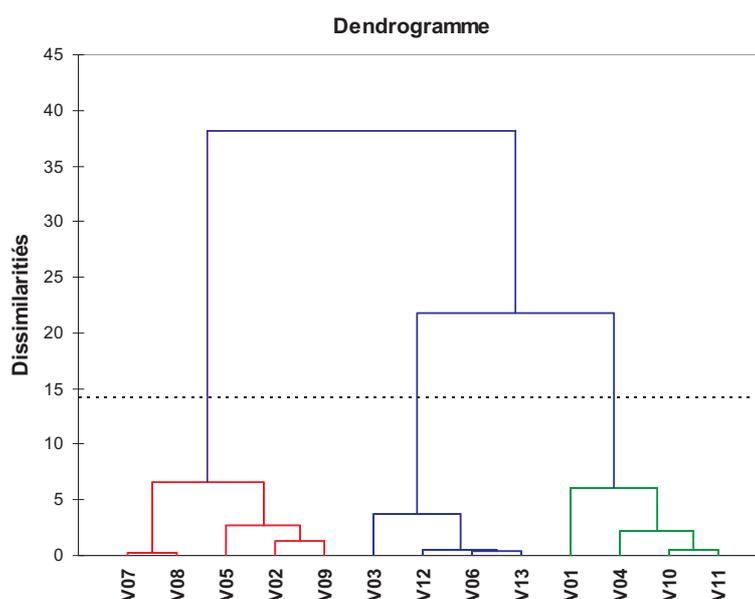


Figure 2.6 – CAH : Classification Ascendante Hiérarchique des voitures

Avec cette classification, nous définissons un prototype représentant de chaque groupe (le produit le plus proche du centre de gravité du groupe). La description des groupes sera déduite des scores moyens des évaluations des produits de ce groupe sur les attributs sémantiques. Le tableau 2.4 montre les scores d'évaluation du prototype de chacun des trois groupes. Les scores ayant une différence significative (p -value = 5%) avec la valeur moyenne générale sont présentés en gras.

	Groupe 1	Groupe 2	Groupe 3	Note Moyenne
Prototype	V_{02}	V_{12}	V_{10}	
Agressive	0.38	-1.68	0.33	-0.33
Élégante	1.21	-0.87	-0.72	-0.13
Intrépide	1.22	-0.35	-1.54	-0.22
Joyeuse	1.23	0.45	-2.18	-0.17
Rassurante	1.43	0.31	0.17	0.63
Sévère	-0.74	-1.04	1.64	-0.05
Souriante	1.17	0.84	-2.07	-0.02

Tableau 2.4 – Caractérisation de chaque groupe et définition des prototypes

Nous définissons donc les trois groupes suivants (les produits encadrés sont les *prototypes* de chaque groupe, ou objet central, donné par la CAH) :

1. Groupe 1 : Défini par les voitures V_{02} , V_{05} , V_{07} , V_{08} et V_{09} et par les attributs : **Élégante**, **Intrépide**, **Joyeuse**, **Rassurante** et **Souriante**. (Figure 2.7).



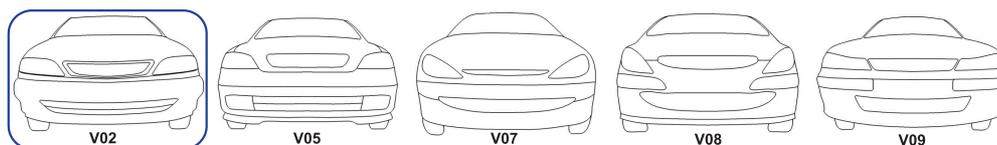


Figure 2.7 – Voitures du groupe 1

2. Groupe 2: Défini par les voitures V_{03} , V_{06} , V_{12} et V_{13} et par les attributs: **Non-Élégantes**, **Non-Agressive** et **Non-Sévère**, figure 2.8. Donc l'opposé du groupe 1.

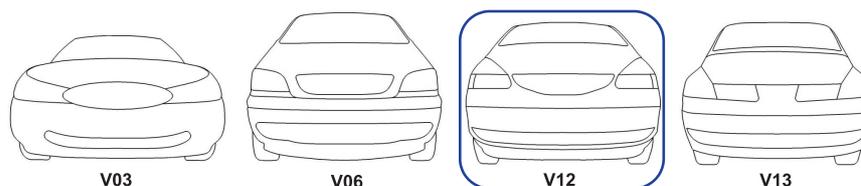


Figure 2.8 – Voitures du groupe 2

3. Groupe 3: Défini par les voitures V_{01} , V_{04} , V_{10} et V_{11} et par les attributs: **Sévère**, **Non-Souriante**, **Non-Joyeuse** et **Non-Intrépide**, figure 2.9.

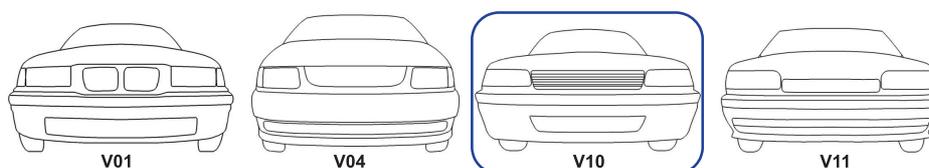


Figure 2.9 – Voitures du groupe 3

2.3.6 Analyse morphologique

L'analyse morphologique vise à explorer de manière systématique des futurs produits possibles à partir de l'étude de toutes les combinaisons issues de la décomposition d'un espace produit spécifié. L'objectif de l'analyse morphologique est la mise en évidence de nouveaux produits en prévision technologique mais aussi la construction de scénarios. La description présentée dans le tableau 2.4 est bien sûr cohérente avec la position des attributs et des produits dans le plan factoriel (figures 2.4 et 2.5). En effet, les données d'entrée de l'ACP et de la CAH sont les mêmes.

Les méthodes utilisées jusqu'à maintenant permettent, à partir de l'évaluation perceptuelle de clients, de catégoriser l'espace produit et d'expliquer les différences entre les groupes de produits à l'aide d'attributs sémantiques. Ce premier niveau d'analyse est intéressant pour décrire des différences. Les études marketing s'arrêtent généralement à ce niveau d'analyse (Kaul et Rao, 1995). Mais pour faire de la conception de produits et définir des règles de

conception et de design, ces données ne sont pas suffisantes. Il est nécessaire d'expliquer les perceptions par les facteurs de design des produits, afin de maîtriser leur influence sur les perceptions et les préférences. L'analyse morphologique va nous permettre de réaliser cette étape.

2.3.6.1 Espace morphologique

La première étape de l'analyse morphologique va consister à définir les facteurs de design qui sont prépondérants pour expliquer les différences entre les groupes de produits. Un facteur de design est un élément constitutif du produit (par exemple le type de phare), l'ensemble des facteurs de design définissant le produit entier.

L'objectif est de trouver un nombre de facteurs de design adapté pour décrire les différences :

- Prendre en compte trop de facteurs va rendre l'analyse très compliquée, car la taille de l'espace produits paramétré sera trop importante,
- Prendre un nombre trop faible risque de simplifier outrageusement le problème et de le caricaturer.

Pour trouver les facteurs de design à prendre en compte, nous proposons de comparer les groupes de produits deux à deux, puis de nommer le ou les facteurs qui sont les plus évidents pour différencier les groupes. Appliqué à l'exemple des voitures, cela conduit aux résultats suivants :

- Comparaison groupe 1/groupe 2 : les facteurs les plus différenciant sont : *la forme extérieure, le type de phare.*
- Comparaison groupe 1/groupe 3 : les facteurs les plus différenciant sont : *le type de phare, le type de calandre, le type d'entrée d'air et le pare-choc.*
- Comparaison groupe 2/groupe 3 : les facteurs les plus différenciant sont : *la forme extérieure, le type de calandre, le type d'entrée d'air et le pare-choc.*

Il faut noter que cette analyse des formes repose sur l'expertise du designer ou du concepteur qui réalise le test.

5 facteurs sont donc proposés pour paramétrer les faces avant de voiture :

1. **La forme extérieure** (contour extérieur de la face avant)
2. **Le type des phares**
3. **Le type d'entrée d'air**
4. **Le type de la calandre**



5. Le type du pare-choc

La seconde étape de l'analyse morphologique va consister à définir les niveaux de ces facteurs de design. Pour cela, nous avons choisi de ne travailler que sur un groupe de voiture particulier, pour éviter de mélanger les éléments des catégories perceptives. Nous avons choisi de nous focaliser sur le groupe 1.

Il s'agit dans cette première étape de décomposer le produit étudié (la forme d'une face avant d'une voiture) en sous-systèmes ou composantes qu'on appelle : **Facteurs de Design**. Il convient tout d'abord d'avoir des composantes aussi indépendantes que possible qui prennent en compte la totalité du système étudié :

- Trop de composantes ou de facteurs de formes rendront l'analyse du produit très difficile
- Peu de composantes appauvriront la variance du produit

Le Groupe 1 contient 5 modèles de faces avant. En analysant les différentes formes de ces modèles, nous définissons les niveaux suivants pour les facteurs de design (*Composantes*) :

1. La Forme Extérieure - *FE* : 1 seul niveau, les formes extérieures sont très similaires.
2. Les Phares Avant - *FA* : 3 modèles différents (les 2 modèles de Phares V_{07} et V_{08} ainsi que les modèles V_{02} et V_{05} sont quasiment identiques).
3. La Calandre - *C* : 3 modèles différents (les modèles V_{05} , V_{08} et V_{09} sont similaires).
4. L'Entrée d'Air - *EA* : avec 3 modèles différents correspondant aux produits V_{05} , V_{08} et V_{09} .
5. le Pare-Choc - *PC* : 3 modèles différents (Les 3 modèles de Pare-Choc V_{02} , V_{05} et V_{07} sont identiques).

Dans cette optique, nous identifions les niveaux de chaque facteur de design dans le tableau 2.5 suivant, nous définissons une liste des facteurs de design extraits de l'analyse morphologique ainsi que leurs niveaux associés. La forme de chaque facteur ainsi que les niveaux de ce dernier sont présentées sur la figure 2.10 :



Facteur de design	Niveaux	Description
Forme Extérieure	-	La forme extérieure du prototype du Groupe 1 : V_{02}
Phares	A1	Présents dans les deux faces avant V_{07} et V_{08}
	A2	Présents dans la face avant V_{09}
	A3	Présents dans les deux faces avant V_{02} et V_{05}
Calandre	B1	Présents dans la face avant V_{02}
	B2	Présents dans les faces avant V_{05} , V_{08} et V_{09}
	B3	Présents dans la face avant V_{07}
Entrée d'Air	C1	Présents dans la face avant V_{05}
	C2	Présents dans les trois faces avant V_{02} , V_{07} et V_{08}
	C3	Présents dans la faces avant V_{09}
Pare-Choc	D1	Présents dans la face avant V_{08}
	D2	Présents dans les faces avant V_{02} , V_{05} et V_{07}
	D3	Présents dans la face avant V_{07}

Tableau 2.5 – Identification des facteurs de design et leurs niveaux associés

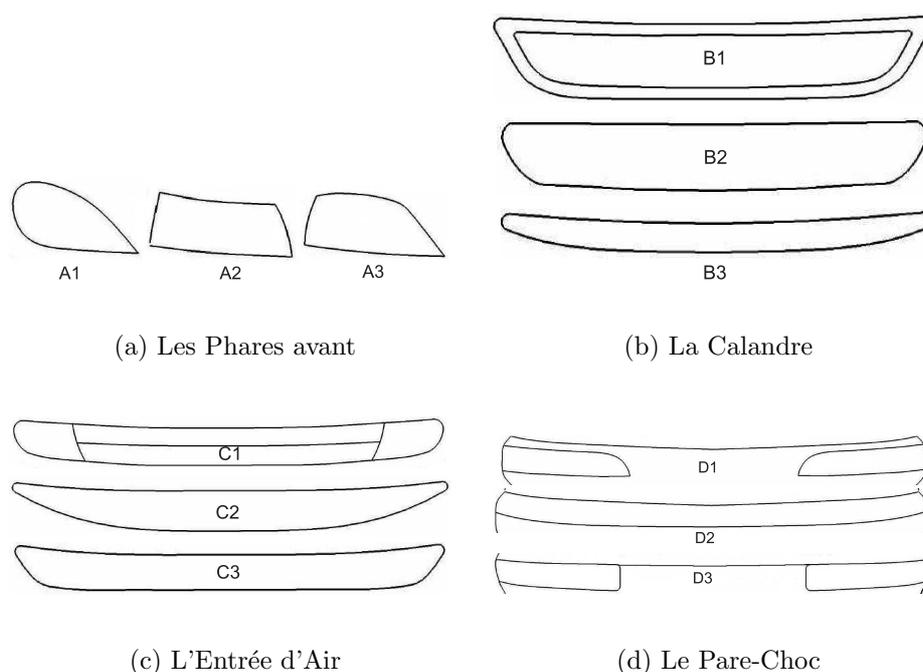


Figure 2.10 – Les 4 Facteurs de design et leurs niveaux correspondants

2.3.7 Génération de l'espace produit

Avec les facteurs et leurs niveaux correspondants ainsi définis, nous pouvons générer un espace produit par combinaison de ces facteurs. En effet, nous utilisons le même modèle de la forme extérieure de la face avant et on fait varier les autres facteurs (Phares, Calandres, Entrées

d'Air et Pare-Chocs) pour générer un ensemble de 81 produits différents (Plan complet)⁴. Ces produits seront utilisés plus tard dans ce rapport pour effectuer des tests de préférences avec des consommateurs.

2.3.8 Conclusions

La méthode présentée ci-dessus donne la démarche à suivre pour générer un espace produit paramétré à partir du différentiel sémantique sur un produit donné, suivie d'une analyse morphologique. L'espace produit initial⁵ étant de petite taille, la variabilité est faible et n'est pas représentative : on ne couvre pas la totalité des modèles des faces avant existants sur le marché, cette application doit donc être considérée comme test pilote de la méthode.

4. Le tableau de codage des 81 produits est indiqué en annexe [A](#)

5. Photos des 13 voitures



2.4 Méthode 2 : Tri libre - Comparaison

2.4.1 Introduction et choix de l'application

Dans ce paragraphe, nous présentons la deuxième méthode de génération d'espace produits paramétré qui repose sur la définition des attributs de design des produits par des tests consommateurs, ainsi que l'identification des facteurs de design et de leurs niveaux correspondants à partir des attributs. Le schéma général de cette méthode est représenté sur la figure 2.11 suivante.

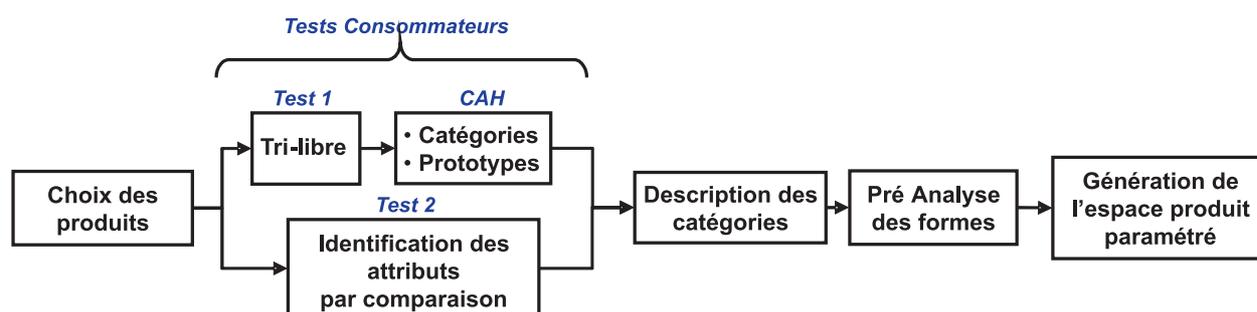


Figure 2.11 – Schéma général de la méthode

Cette méthodologie sera illustrée par une application concernant le design des montres. Un premier test-utilisateurs réalisé (Test-1 : Tri-libre) permettra de regrouper l'espace produit initial en groupes de produits similaires (catégories perceptives). En parallèle à l'épreuve de tri-libre, une épreuve d'identification des attributs par comparaison nous servira à identifier les attributs de design qui différentient les produits présentés par paires pour chaque sujet. A partir des attributs de design identifiés dans le test-2, une procédure de description des catégories sera menée pour identifier les attributs de design *définitoires* et *spécifiques* pour chaque groupe. D'après la description de chaque catégorie, par une étape d'analyse des formes, nous identifions les *facteurs de design* ainsi que leurs niveaux correspondants. La modification des paramètres des niveaux des facteurs de design nous permettra de générer un espace produit paramétré.

Dans la suite, nous détaillerons chaque étape ainsi que l'application de cette méthode sur les formes des montres masculines. La suite de la méthode est d'effectuer une épreuve de préférence sur l'espace produit déjà défini pour pouvoir concevoir une montre *Préférée* pour chaque catégorie.

2.4.2 Choix de l'espace produit initial

Une base de données virtuelle de 48 montres⁶ masculines différentes du point de vue de leur design et définies par leur photographie en noir et blanc, a été créée à partir d'un site Internet

6. La figure B.1 dans l'annexe B montre les photos des 48 montres constituant l'espace produits initial

marchand, en neutralisant la variable *prix* de ces montres ainsi que leurs couleurs.

2.4.3 Épreuve de Tri-libre - Test 1

2.4.3.1 Description de l'épreuve

L'épreuve de tri-libre (Rosch, 1973) a impliqué 32 sujets, étudiants en *marketing design* de l'ECN (École Centrale de Nantes) et à Audencia - Nantes (École de Management). La tâche demandée aux sujets était de regrouper les montres de l'espace produit initial suivant leurs similarités (similarités de formes). Une interface d'utilisation conviviale (Cliquer - Déplacer) à été programmée pour effectuer cette tâche (Figures 2.12 et 2.13). Les consignes données aux sujets étaient les suivantes :

*Constituer des groupes de montres similaires, en utilisant l'interface
"Cliquer - Déplacer"*

Vous pouvez faire autant de groupes que vous souhaitez, sauf 1 ou 48

Les deux figures 2.12 et 2.13 montrent une copie d'écran de l'interface graphique avant et après la tâche de catégorisation.



Figure 2.12 – Interface utilisateur utilisée dans la tâche de tri-libre - (Écran initial)

Chaque sujet a regroupé les montres selon son propre point de vue. Pour chaque sujet, une matrice de dissimilarités (48×48) est alors définie; elle comporte un "1" à l'intersection de la montre "A" avec la montre "B" si ces deux montres sont dans deux groupes différents, et un "0" sinon. La matrice de dissimilarités de l'ensemble du groupe est ensuite obtenue en faisant la somme de toutes les matrices de dissimilarités individuelles. Cette approche part du principe que les divers points de vue des sujets sont complémentaires et que cette matrice du groupe va révéler les différences et les similarités entre produits. Une Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) est appliquée sur la matrice de dissimilarités du groupe, afin de



Figure 2.13 – Interface réponse pour un sujet pour le test de tri-libre - (Résultat)

définir une hiérarchie puis une partition des 48 montres, pertinente d'un point de vue perceptif. La distance utilisée pour la mesure de la proximité est la distance euclidienne, la méthode d'agrégation retenue est la méthode de Ward. Quatre groupes de montres ont été identifiés suite à la classification ascendante hiérarchique (CAH). Le Dendrogramme représentant la hiérarchie est présenté sur la figure 2.14 suivante :

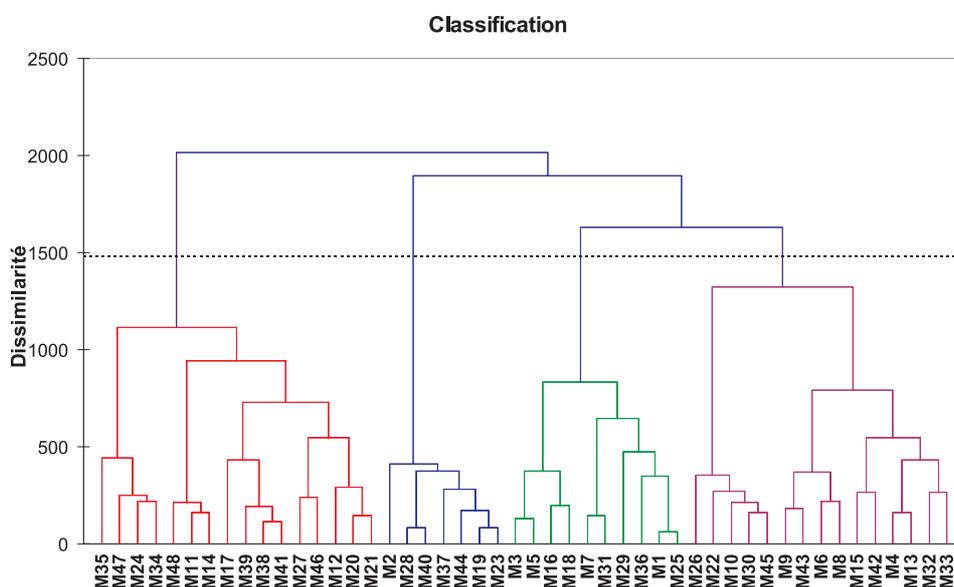


Figure 2.14 – Dendrogramme de classification ascendante hiérarchique des 48 montres

2.4.3.2 Résultats de l'épreuve de catégorisation

D'après la CAH, quatre catégories perceptives ont été identifiées, la constitution des 4 groupes de montres est donnée sur la figure 2.15 suivante :



(a) Montres du *Groupe 1*(b) Montres du *Groupe 2*(c) Montres du *Groupe 3*(d) Montres du *Groupe 4*

Figure 2.15 – Les 4 groupes de montres identifiés par la CAH

Il faut noter la cohérence des résultats : les montres qui semblent "similaires" d'un point de vue perceptif (ressemblance de la forme générale, de la matière constituante,...) sont situées dans le même groupe ou catégorie perceptive.



2.4.4 Recherche des attributs par Comparaison - Test 2

2.4.4.1 Objectif

L'objectif est de trouver les attributs des produits qui sont définitoires des catégories constituées précédemment. Deux types d'attributs peuvent être définis : les attributs *affiliateurs*, c'est à dire ceux qui sont partagés par tous les produits d'un même groupe, et les attributs *différenciateurs*, c'est à dire ceux qui ne sont pas présents dans un groupe, mais présents dans un autre. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour trouver ces attributs définitoires (analyse des formes par un designer, interview de sujets, verbalisation sur les groupes,...) (De Rouvray *et al.*, 2006). Nous proposons d'identifier ces attributs par une méthode de construction progressive basée sur une épreuve de comparaison entre produits dont le protocole est expliqué dans le paragraphe suivant.

2.4.4.2 Protocole de recherche

Le principe de la méthode proposée est de comparer deux objets (O_1 et O_2) entre eux (tableau 2.6) et de demander au sujet de définir quel attribut de design est le plus évident, le plus intuitif, pour les différencier l'un de l'autre, soit A_1 cet attribut. A_1 doit être présent dans un objet et absent dans l'autre. (ex. Soit A_1 présent dans O_1 et absent dans O_2 : à titre d'exemple, soit A_1 est une montre métallique). Nous présentons ensuite un troisième objet O_3 et on demande au sujet de vérifier la présence ou non de A_1 dans l'objet O_3 :

- Si **OUI**, Le sujet comparera alors O_1 et O_3 et défini un deuxième attribut A_2 , tel que $A_2 \neq A_1$, et qui soit présent dans l'un et absent dans l'autre (par exemple : Fond noir); Nous vérifions ensuite la présence ou non de l'attribut A_2 dans O_2 .
- Si **NON**, on demande de comparer O_2 et O_3 , on défini alors un deuxième attribut A_2 qui différencie O_2 et O_3 ($A_2 \neq A_1$).

			
	O_1	O_2	O_3
A_1 : Montre Métallique	1	0	1
A_2 : Fond Noir	0	0	1

Tableau 2.6 – Méthode de recherche des attributs

En continuant ce processus, nous présentons tous les autres objets O_i , $i = 1$ à m (m étant le nombre total de produits), et on les compare suivant tous les attributs A_j , $j = 1$ à $m - 1$ qui seront définis progressivement avec tous les objets.

Pour chaque objet k , un vecteur \mathbf{V} de dimension $(m - 1)$, de terme générique V_{kj} , est formé, on a :

- $V_{kj} = 1$ si l'attribut j est présent dans le produit k
- $V_{kj} = 0$ si l'attribut j est absent dans le produit k

Note :

A chaque présentation d'un nouvel objet, le sujet est toujours amené à le comparer avec l'objet le plus similaire déjà présenté. La similarité entre deux objets est proportionnelle au produit scalaire des vecteurs $(V_k \cdot V_h)$ définissant les deux objets k et h : plus le produit scalaire est élevé, plus ces 2 objets sont similaires. Nous demandons alors au sujet de définir un nouvel attribut qui les différencie et qui n'est pas déjà cité. Le test mené avec *un seul sujet* sur les 48 montres a abouti à la définition de 47 attributs différents. Les produits ont été présentés aléatoirement (ordre randomisé). La matrice V ($V_{kj} = 1$ présence de l'attribut et $V_{kj} = 0$ absence de l'attribut) est donnée sur les figures B.2 et B.3 dans l'annexe B.

Cette méthode s'avère très intuitive pour " faire ressortir " les attributs qui distinguent les produits. L'utilisation des comparaisons par paires est en particulier beaucoup plus intuitive que la citation directe d'attributs sur un unique produit. Cette épreuve permet au final de définir une liste de $m - 1$ attributs qui jouent perceptivement un rôle pour distinguer les m produits. L'étape suivante va consister à sélectionner les attributs liés à la forme géométrique de chaque produit, qui caractérisent les groupes et les faire varier pour en extraire l'espace produits qui servira dans l'évaluation des préférences des utilisateurs.

La liste des attributs définis dans l'épreuve de comparaison contient $(m - 1)$ termes, qui regroupent des facteurs de design avec différents niveaux.

En analysant les attributs, nous définissons les facteurs de design suivants qui seront liés à chaque partie constituant une montre :

1. **Le boîtier :** Forme, Matière, Taille, Numérotation, Gravures, Détails du cadran.
2. **Le bracelet :** Couleur, Taille, Matière, Gravures.
3. **L'Intérieur :** Couleur du fond, Numérotation, Affichage, Détails des aiguilles.
4. **Jonction boîtier/bracelet.**
5. **Les Remontoires.**



Ensuite, pour trouver les niveaux à donner à ces différents facteurs, il faut exploiter l'information donnée par les catégories perceptives, définies lors du tri libre. Deux types d'attributs sont définis :

1. Les attributs définitoires
2. Les attributs spécifiques

2.4.5 Description des catégories : attributs *Définitoires* et *Spécifiques*

Après la CAH (Classification Ascendante Hiérarchique, paragraphe 2.4.3.2) des montres, 4 groupes ont été définis. L'objectif est maintenant de caractériser ces groupes par certains attributs du design précédemment définis : deux types d'attributs sont considérés : les attributs dits *Définitoires*, qui sont majoritairement possédés par les objets d'un même groupe, et les attributs dits *Spécifiques*, qui sont propres au groupe en question (donc absents dans les autres groupes). Pour définir ces notions, nous proposons de calculer pour chaque attribut le *degré définitoire* G_{ij} de l'attribut pour le groupe.

2.4.5.1 Degré *Définitoire* d'un attribut

Le degré définitoire G_{ij} d'un attribut j dans le groupe i est égal au taux de présence (pourcentage) de l'attribut j dans le groupe i (ce taux est égal au nombre de montres du groupe G_i qui possèdent l'attribut j , divisé par le nombre total de montres du groupe). Nous proposons la règle suivante pour l'affectation de l'état de chaque attribut :

- Si $(G_{ij} \geq D_1) \rightarrow$ L'attribut j est définitoire du groupe i :
 D_1 étant une valeur seuil ajustable afin de fournir une liste d'attributs exploitable (filtre). Pour l'exemple considéré, D_1 est fixé à : $D_1 = 0.85$

Ensuite, nous proposons de déterminer les attributs **définitoires spécifiques** au groupe considéré. Pour que l'attribut soit spécifique au groupe, il faut que le taux de présence de l'attribut dans le groupe soit grand, et que le taux de présence à l'extérieur du groupe soit faible. En adoptant des notations mathématiques, la règle de décision pour définir l'état d'un attribut j pour le groupe i est la suivante :

- Si $(G_{ij} \geq S_1)$ et $Max_{k, k \neq j}(G_{kj} \leq S_2) \rightarrow$ L'attribut j est spécifique au groupe i .
 De même, la valeur des seuils S_1 et S_2 est ajustée afin de fournir une liste d'attributs exploitable (Ni trop importante, ni trop faible). Pour l'exemple considéré, les deux valeurs sont fixées à : $S_1 = S_2 = 0.4$. Ces seuils sont équivalents aux seuils de discordances et de concordances pour les méthodes de surclassement type *Electre* (Roy, 1968).



Les degrés définatoires G_{ij} des attributs pour chaque groupe sont donnés dans les tableaux 2.7, 2.8, 2.9 et 2.10 suivants.

Attributs <i>Définatoires</i>	Degré	Attributs <i>Spécifiques</i>
Forme Carrée Arrondie	0.9	Forme Carrée Arrondie Fond Blanc Affichage de 4 numéros intérieurs

Tableau 2.7 – *Attributs Définatoires et Spécifiques du groupe 1*

Attributs Définatoires	Degré	Attributs Spécifiques
Forme ronde	1	Cadran numéroté
Boîtier métallique	1	3 boutons fonctionnels
Bracelet Gris	0.86	Bracelet métallique
Large cadran	1	Boulons dans le cadran
3 Boutons fonctionnels	0.86	3 montres intérieures
Bracelet métallique	0.86	Boîtier gravé
Aiguilles larges	0.86	
Affichage de la Date	1	
Affichage des minutes	1	

Tableau 2.8 – *Les attributs Définatoires et Spécifiques du Groupe 2*

Attributs <i>Définatoires</i>	Degré	Attributs <i>Spécifiques</i>
Forme Ronde	1	Espace vide entre le cadran et le bracelet
Fente dans le boîtier	0.93	
Bracelet noir	0.87	
Emplacement des minutes	0.87	

Tableau 2.9 – *Attributs Définatoires et Spécifiques du groupe 3*

Attributs <i>Définatoires</i>	Degré	Attributs <i>Spécifiques</i>
Fente dans le cadran	0.88	Forme carrée
Boîtier métallique	0.88	Fond gris
Large fente bracelet	0.94	Aiguilles noires Fond bi-color

Tableau 2.10 – *Attributs Définatoires et Spécifiques du groupe 4*

Nous remarquons une bonne cohérence des résultats, les attributs définis expliquent bien les produits. La méthode est efficace pour exhiber des attributs importants du point de vue des perceptions, et qui caractérisent le groupe.



2.4.6 Identification des niveaux des facteurs - Analyse des formes

A partir de la catégorisation, nous avons pu identifier un prototype pour chaque groupe de montres. Ce prototype est le représentant du groupe, individu moyen qui capte les traits perceptifs principaux du groupe qu'il représente. La figure 2.16 montre les photos des prototypes de chaque groupe.



Figure 2.16 – Prototypes représentants chaque groupe

A ce stade, nous identifions les formes clefs (les plus significantes) ou les niveaux des facteurs déjà identifiés. La définition des niveaux des facteurs se fait en analysant les attributs spécifiques de chaque groupe. Finalement, la liste des facteurs et des niveaux pour le paramétrage de l'espace produit est définie comme suit :

Concernant le boîtier :

- Forme : Carré arrondi, Ronde, Carré, Rectangulaire (en largeur ou en longueur), Rond à l'intérieur et carré à l'extérieur, Non symétrique
- Matière : Métallique, plastique
- Taille : Large, petite
- Numérotation : Numéroté / Non numéroté
- Gravures : Fentes, Boulons, Gravures
- Détails du cadran : Numéroté, Large

Concernant le bracelet :

- Couleur : Noir, Gris, Bicolore
- Taille : Large, petite
- Matière : Métallique, cuir
- Gravures : Boulons, trous



Concernant l'intérieur de la montre :

- Couleur du fond : Noir, Blanc, Gris, Bicolore
- Numérotations intérieures : Chiffres romains, grands numéros intérieurs, 3 numéros intérieurs
- Affichage : Date, Minutes, Chrono, Montres digitales, 2 (ou 3) montres intérieures
- Détails des aiguilles : Grandes, noires

Concernant la jonction boîtier/bracelet :

1. Large fente, petite fente
2. Bracelet/boîtier de même largeur
3. Bracelet homogène avec le boîtier
4. Fente simple, fente double

Concernant les remontoirs :

1. Pas de remontoirs
2. 1 seul remontoir
3. 3 remontoirs

Pour chaque partie de la montre, nous définissons donc une famille de facteurs de design et de niveaux pour chacun de ces facteurs. Pour simplifier la tâche, la procédure d'identification peut être menée sur chaque partie de la montre à part. Nous proposons dans la suite de modéliser en CAO une montre en se basant sur ces attributs spécifiques et définitoires.

2.4.6.1 Modélisation CAO du prototype représentant le groupe 2 (Montre M_{19})

Pour illustrer la démarche suivie, nous avons modélisé le prototype du groupe 2 (La montre M_{19}) en se servant des attributs définitoires et spécifiques de ce groupe. La montre M_{19} est caractérisée par les attributs suivants :

- Forme arrondie, large cadran métallique et numéroté avec un bracelet métallique gris
- Des aiguilles larges avec l'affichage de la date et des minutes

Les différentes pièces (Figure 2.17) sont modélisées et assemblées sous CATIA V5R15, le modèle virtuel de la montre M_{19} (Pièces assemblées) est montré à la figure 2.18 ci dessous :



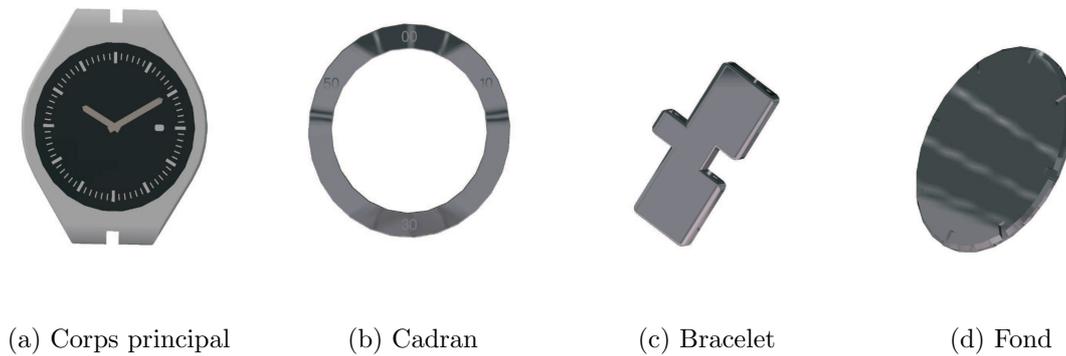


Figure 2.17 – Pièces définissant l'assemblage de la montre M_{19}



Figure 2.18 – Assemblage final du prototype de la montre M_{19}

2.4.7 Génération de l'espace produit des montres

Après identification des facteurs de formes et des niveaux de ces facteurs, nous pouvons générer un espace produits en faisant varier les dimensions ou les variables géométriques (Largeur, épaisseur, longueur, diamètre, etc,...) de ces niveaux.

Nous illustrons la suite de la méthode par une application (Paragraphe B dans l'annexe B) où nous générons un espace de 20 produits à partir des prototypes des 4 groupes déjà définis (5 prototypes pour chaque groupe) en faisant varier les différents paramètres des prototypes suivant la théorie des angles privilégiés utilisée dans l'horlogerie. Un premier modèle de chaque prototype sera construit par imitation, 4 autres modèles seront définis par déclinaisons des dimensions principales de l'esquisse. L'espace produit ainsi généré sera utilisé pour faire une épreuve de préférence et pour extraire le produit idéal en design horloger.

2.5 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux méthodes de génération d'espaces produits paramétrés pour des applications dans des tests de préférence.

La première méthode est basée sur l'évaluation sur des attributs sémantiques. Cette méthode appliquée sur les formes des faces avant des voitures, repose sur les concepts du *Kansei Engineering* en prenant en compte l'avis des consommateurs sur l'aspect sémantique des produits. Elle s'avère très utile pour :

- L'étude de la sémantique des produits,
- Comprendre la relation existant entre les modèles des faces avant des voitures et les expressions faciales des êtres humains.

L'analyse morphologique appliquée sur les groupes de produits obtenus après classification, permet de définir les facteurs de design des produits ainsi que leur niveaux correspondants. La génération d'un espace produits paramétré se fait par combinaison de ces différents facteurs.

La deuxième méthode est basée sur des épreuves de tri libre et d'identification des attributs par comparaison. L'application de cette méthode dans l'horlogerie apporte plusieurs axes de progrès au designers :

- Description d'un processus de tri libre et intervention des utilisateurs dans cette phase
- Confection de maquette en réalité virtuelle.
- Identification des facteurs de design et des niveaux des facteurs ce qui permet de mieux comprendre le lien entre les perceptions des consommateurs et les formes des produits.
- La participation des consommateurs dans le processus de conception de produits.

Cette méthode permet d'extraire de l'information à partir de produits réels, afin de réaliser un espace produits paramétré virtuel. Elle présente toutefois des limites. Si le nombre de produits est élevé, la tâche d'identification des attributs devient assez difficile, et le nombre d'attributs identifiés sera énorme. Ce qui nécessitera l'utilisation d'outils pour filtrer les attributs définis. L'effet d'ordre n'est pas pris en compte dans l'application, en effet, un seul sujet a effectué l'épreuve d'identification par comparaison qui a abouti à 47 attributs différents; si le nombre de sujets est plus large, il faut définir un ordre de présentation des produits pour éliminer l'effet d'ordre et de répétition sur les résultats.

Les attributs spécifiques et définitoires servent à définir les niveaux des facteurs de l'espace produit paramétré. Ces attributs sont définis à l'aide de seuils (D1, S1, S2) qui permettent de contrôler le nombre de niveaux générés :

- Des seuils élevés pour D1 et S1 conduisent à un faible nombre de niveaux, c'est à dire



à une exploitation ” macro ” de l’espace produits.

- Des seuils faibles permettent de prendre en compte tous les détails des produits.

La tâche de l’expérimentateur est de régler ces seuils pour avoir un niveau de représentation plus adapté de l’espace produit.

Dans le chapitre suivant, nous allons utiliser les espaces produits générés dans ce chapitre pour évaluer et modéliser les préférences clients pour ces produits. Différentes méthodes seront utilisées pour le recueil des préférences (Comparaisons par paires, évaluation directes...) et pour la modélisation des préférences (méthodes d’analyse conjointe), le but étant de faire de la conception orientée clients.





3

L'analyse conjointe pour la conception de formes

3.1	Introduction	79
3.2	Différentes épreuves d'évaluation des préférences	80
3.2.1	Épreuves monadiques	80
3.2.2	Épreuves de comparaisons par paires	81
3.2.3	Régression logarithmique des moindres carrés: RLMC	83
3.3	Plans d'expérience - Rappel	87
3.3.1	Plan d'expérience optimal	88
3.4	Application: Évaluations des préférences des faces avant de voitures	89
3.4.1	Description et mise en œuvre	89
3.4.2	Test 1: Évaluation directe de la préférence des faces avant	90
3.4.3	Test 2: Comparaison par paires des faces avant des voitures	90
3.4.4	Résultats des épreuves	92
3.4.5	Conclusions	99
3.5	Modélisation des préférences	100
3.5.1	Analyse Conjointe Traditionnelle	100
3.5.2	Résultats de l'ACT	103
3.5.3	Comparaison des résultats des évaluations en ACT	106
3.5.4	Analyse Conjointe Discrète	107
3.5.5	Comparaison des résultats des évaluations en ACD	109
3.5.6	Conclusion	110
3.6	Conclusions	111

3.1 Introduction

Il existe plusieurs types d'épreuves de recueil des données de préférences et de méthodes pour la modélisation des préférences. Dans ce chapitre, nous expliquerons ces différentes épreuves et nous étudierons l'influence des méthodes de modélisation par analyse conjointe sur les résultats pour la conception de formes.

La première partie évoquera les différents types d'épreuves de recueil de préférence, ainsi que l'influence de chaque épreuve sur les résultats. Dans la deuxième partie, nous rappelons la définition de la *D-optimalité* des plans d'expérience, éléments indispensables pour les épreuves d'évaluation des produits. Nous détaillerons ensuite, dans la troisième partie, l'application sur les formes des faces avant de voitures. La modélisation des préférences clients, suivant différentes méthodes, à l'issue de ces épreuves, est présentée en détail dans la quatrième partie. Nous expliquerons dans cette partie comment analyser les préférences à l'aide de l'analyse conjointe : le problème est de savoir dans quelle mesure l'analyse conjointe est utilisable pour la modélisation des préférences et pour faire de la conception de formes.

Deux méthodes d'analyse conjointe ont été examinées et comparées :

1. La méthode d'*Analyse Conjointe Traditionnelle* ou "Rating Based Conjoint Analysis" (définie par la suite par le terme "ACT"), qui est basée sur l'évaluation de la préférence client,
2. La méthode d'*Analyse Conjointe Discrète* ou "Choice Based Conjoint Analysis" (définie par la suite par le terme "ACD"), qui est basée sur le choix des clients pour un produit.

Dans la cinquième et dernière partie, une comparaison entre ces méthodes (recueil et modélisation de préférences) définira les avantages et les inconvénients de chacune.

3.2 Différentes épreuves d'évaluation des préférences

3.2.1 Épreuves monadiques

Les tests monadiques d'évaluation des préférences impliquent l'évaluation des préférences clients pour les produits présentés un par un. Dans ce type de test, chaque sujet du panel est exposé à un seul produit qu'il sera amené à évaluer suivant un critère donné. L'utilisation de différentes échelles de catégories est nécessaire. Le type d'échelle a bien sûr une influence sur le résultat, la section suivante donne plus de détails sur les échelles de notation.

3.2.1.1 Évaluation directe

Il s'agit d'évaluer chaque produit selon un critère bien défini : *la préférence*. Cette évaluation peut se faire sur plusieurs échelles différentes :

- Une échelle nominale : le principe est de choisir entre plusieurs expressions qui indiquent la préférence, soit par exemple de choisir entre : **Très désagréable**, **désagréable**, **Indifférence**, **agréable** ou **Très agréable**.



- Une échelle métrique, en attribuant une note de préférence, à valeur réelle ou entière (échelle d'intervalles non structurée).

3.2.1.2 Épreuves de classement

L'objectif des tests de classement est de positionner des produits différents selon l'intensité perçue d'une caractéristique sensorielle ou de préférences, la nature de la différence étant connue. Les produits sont présentés simultanément suivant un plan de présentation prédéfini aux sujets qui doivent ensuite les classer.

3.2.2 Épreuves de comparaisons par paires

L'utilisation d'une échelle hédonique pour la notation de la préférence pose des difficultés qui peuvent être évitées par l'utilisation de méthodes de comparaison par paires (David, 1988). Ces méthodes sont faciles à utiliser et fournissent une bonne qualité de discrimination. De nombreux travaux traitent de l'extraction des scores de préférence à partir d'une matrice de comparaisons par paires. Des procédures unidimensionnelles sont utilisées (Thurstone, 1927; Saaty et Hu, 1998), ainsi que les méthodes probabilistes (Bradley et Terry, 1952). Plus récemment, des modèles multidimensionnels ont été proposés dans le domaine du marketing (De Soete et Carroll, 1983; De Sarbo *et al.*, 1987). Nous utilisons dans notre cas d'étude la méthode RLMC : Régression Logarithmique des Moindres Carrés, détaillée dans la suite (De Graan, 1980; Lootsma, 1981).

Les tests de comparaisons par paires utilisés dans ce travail consistent à comparer N produits entre eux et à demander aux sujets d'estimer le rapport d'importance du produit i et du produit j relativement à la préférence. Le résultat de chaque sujet est une matrice de comparaison de laquelle on peut extraire les valeurs des préférences notés : *Scores de Préférences*. Les méthodes de comparaison par paires sont particulièrement intéressantes pour estimer les préférences entre les produits, étant plus intuitives et conformes à la définition de "Préférence" que les évaluations directes sur une échelle hédonique (David, 1988). Par ailleurs, les méthodes de comparaisons par paires sont plus faciles à mettre en œuvre et donnent généralement une plus grande qualité de discrimination que les méthodes d'évaluation directe.

Nous nous sommes intéressés à un type d'épreuves par paires particulier, pour lequel chaque sujet du panel compare deux produits A et B entre eux sur une échelle de catégories à 7 niveaux, notés [$>>$, $>$, \geq , $=$, \leq , $<$, $<<$]

Note :

- Le nombre de catégories utilisées a bien sûr une influence sur le résultat obtenu.



- Avoir un nombre de catégories élevé n'améliore pas forcément le résultat, car le sujet n'a pas la capacité cognitive de les appréhender. Les études psychologiques montrent que le nombre idéal se trouve entre 5 à 9 catégories (Saaty, 1977).
- Trois paramètres peuvent guider le choix de l'échelle :
 1. La *Fiabilité* ou *Fidélité*, si on mesure un phénomène plusieurs fois avec le même instrument, on doit obtenir le même résultat (sur une même échantillon à un même moment).
 2. La *Sensibilité*, une bonne échelle doit être capable d'enregistrer des variations assez fines du phénomène mesuré; de donner la possibilité au sujet d'exprimer son opinion de manière différenciée.
 3. La *Facilité* de réponse, le sujet doit pouvoir répondre clairement et spontanément à la question posée

3.2.2.1 Principe des comparaisons par paires

Le principe des méthodes de comparaison par paires a été introduit par Thurstone en 1927 (Thurstone, 1927). La méthode consiste à comparer successivement les importances relatives de l'élément i et de l'élément j , par l'intermédiaire de leur rapport. On note une comparaison : $c_{ij} \approx p_i/p_j$, $i, j = 1 \dots n$. Ces comparaisons sont regroupées au sein d'une matrice de comparaisons carrée M , noté : $M = (c_{ij})$. Soit un ensemble de N produits différents. Chaque sujet doit remplir la matrice M de comparaison par paires en évaluant sa préférence entre un produit i (Ligne i) et un produit j (Colonne j) sur une échelle de catégories à 7 niveaux notés ($>>$, $>$, \geq , $=$, \leq , $<$, $<<$).

Pour comparer N produits deux à deux, le nombre total maximal de comparaisons n (équation 3.1 suivante) est celui d'une combinaison de 2 parmi N , est calculé par :

$$n = \frac{N \cdot (N - 1)}{2} \quad (3.1)$$

n croit très rapidement quand le nombre de produits dépasse 10, dans ce cas, il peut être intéressant de ne renseigner que certaines comparaisons pour gagner du temps.

L'échelle de catégorie est transformée en échelle de rapports¹ (Lootsma, 1993), ce qui conduit à une matrice de rapports de scores de terme générique c_{ij} qui sera une estimation de w_i/w_j ,

1. Échelle de rapports : système qui consiste à mesurer les variations d'un phénomène dont les intervalles et les rapports sont constants. Variations constantes signifie que l'écart entre les mesures est toujours identique. Rapport constant signifie que les rapports entre les variations sont également constants : à titre d'ex : $(8, 4, 2, 1, \frac{1}{2}, \frac{1}{4}, \frac{1}{8})$



w_i et w_j étant les scores de préférences des produits i et j respectivement.

Le problème de la détermination des scores de préférence est d'estimer les valeurs de w_i ($i=1, \dots, N$) à partir de la matrice de rapports, il faudra donc résoudre un système non linéaire de M équations et N inconnues pour lequel il n'existe pas une solution exacte, seules des solutions approximatives peuvent être calculées.

Pour résoudre le problème de calcul des scores de préférences à partir de la matrice des rapports, plusieurs méthodes ont été développées comme par exemple la méthode des vecteurs propres (Saaty et Hu, 1998) ou bien les méthodes probabilistes (Bradley et Terry, 1952). Dans ce chapitre, nous utiliserons la méthode de régression logarithmique des moindres carrés (RLMC) proposée par Lootsma et De Gran (Lootsma, 1981; De Graan, 1980). L'intérêt de cette méthode est de permettre de déterminer les scores de préférences pour chaque sujet à partir d'une matrice creuse de comparaisons ce qui est très intéressant pour l'évaluation relative de plusieurs produits (Petiot et Yannou, 2004). Le principe de cette méthode est détaillé dans le paragraphe suivant.

3.2.3 Régression logarithmique des moindres carrés : RLMC

La méthode de " Régression Logarithmique des Moindres Carrés " proposée par De Gran et Lootsma (De Graan, 1980; Lootsma, 1981) est présentée en détail dans (Limayem et Yannou, 2004; Lootsma, 1996; Van-Den-Honert et Lootsma, 2000). Elle consiste à minimiser l'erreur quadratique E cumulée entre les logarithmes des scores c_{ij} spécifiés et les \log des rapports estimés w_i/w_j , donnée par l'équation 3.2 suivante :

$$E = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_{ij} \cdot (\log(c_{ij}) - (\log(w_i) - \log(w_j)))^2 \quad (3.2)$$

Avec :

- N : Nombre total de produits.
- $c_{ij}(i, j = 1, \dots, N)$: Valeur du rapport de préférences pour la comparaison des produits i et j .
- α_{ij} : Paramètre égal à 1 quand le sujet a renseigné la comparaison pour les produits i et j , et 0 sinon.

L'intérêt de cette méthode réside dans le fait de pouvoir traiter des matrices de comparaison creuses, c'est à dire où seuls certaines comparaisons ont été renseignées par le sujet. L'erreur quadratique ϵ_{ij} (équation 3.2) est équivalente à l'erreur d'ajustement de la régression linéaire



multiple, donnée par l'équation 3.3 suivante: (Limayem et Yannou, 2004).

$$\alpha_{ij} \cdot \log c_{ij} = \alpha_{ij} \cdot (\log w_i - \log w_j) + \epsilon_{ij} \quad (3.3)$$

En utilisant une notation matricielle, la détermination des poids $\log(w_i)$ revient à calculer les coefficients Y de la régression linéaire multiple de l'équation 3.4 suivante :

$$\mathbf{Y} = X \cdot \mathbf{H} + \epsilon \quad (3.4)$$

\mathbf{Y} : Vecteur de dimension $M+1$ qui représente la variable dépendante.

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} \log(c_{1,2}) \\ \log(c_{1,3}) \\ \log(c_{1,4}) \\ \dots \\ \log(c_{N-1,N}) \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3.5)$$

\mathbf{H} : Vecteur de dimension N qui représente les coefficients de régression, les inconnues du problème.

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} \log(w_1) \\ \log(w_2) \\ \log(w_3) \\ \dots \\ \log(w_N) \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

X : Matrice de dimension $(M+1, N)$, qui représente les variables indépendantes.

$$X = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & \dots & & & 0 \\ 1 & 0 & -1 & 0 & \dots & & 0 \\ 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & & & & & & \dots \\ 0 & \dots & & & & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.7)$$



Les coefficients de régression H seront directement les log des scores de préférence w_i . Il n'existe pas une solution unique pour le calcul des coefficients de régression H : il doit y avoir une relation supplémentaire entre les coefficients w_i pour pouvoir résoudre le système. Les coefficients w_i sont choisis d'une manière à ce que $\sum_{i=1}^N \log w_i = 0$ (équations 3.6 et 3.7), qui se traduit par la dernière ligne de la matrice X .

Dans ce cas, les estimations Θ des coefficients de la régression $Y = X \cdot H + \epsilon$ sont donnés par :

$$\Theta = (X^t \cdot X)^{-1} \cdot X^t \cdot Y \quad (3.8)$$

Le modèle linéaire est dans ce cas :

$$\hat{Y} = X\Theta \quad (3.9)$$

L'équation de base de l'analyse de la variance est :

$$\sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 + \sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (3.10)$$

La dernière étape consiste en la normalisation des scores de préférence, ceci est donné par l'équation 3.11 suivante :

$$W_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^N w_j}, \quad i = 1, \dots, N \quad (3.11)$$

Le calcul des scores par la méthode RLMC permet d'estimer l'incohérence du jugement du panel des sujets (Yannou, 2002; Limayem et Yannou, 2007). En effet, les évaluations des sujets dans une matrice de comparaison par paires ne sont pas toujours cohérentes, ni même pas toujours transitives :

- Si A préféré à B noté $A > B$, alors l'évaluation suivante n'est pas transitive : $A > B > C > A$.
- Si a est beaucoup plus préféré à B est noté $A \gg B$, alors l'évaluation suivante est transitive mais non cohérente : $A \gg B \gg C$ et $A > C$.



Le coefficient de détermination $R^{2\ 2}$ (équation 3.12) est un indicateur de la cohérence des évaluations du sujet (Limayem et Yannou, 2004) :

$$R^2 = \frac{\text{Variation expliquée}}{\text{Variation totale}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{Y} - Y)^2}{\sum_{i=1}^N (\hat{Y} - \bar{Y})^2} \quad (3.12)$$

- $R^2 = 1$ lorsque le sujet est parfaitement cohérent (ou lorsqu'il a fourni uniquement N comparaisons mettant en jeu le même produit (une ligne de la matrice))
- Plus le sujet est incohérent, plus R^2 est faible

Ce phénomène d'incohérence dans les évaluations d'une épreuve de comparaisons par paires peut provoquer des résultats peu crédibles dans le calcul des scores de préférences.

La transformation de l'échelle catégories en échelle de rapports à une influence sur les résultats. En effet, l'utilisation d'une échelle différente donne des résultats différents. La RLMC serait exacte dans le cas où la matrice de rapport calculée serait égale à la matrice des rapports spécifiés. Quand nous utilisons une échelle de catégories (avec un nombre fini de catégories), la méthode de régression n'est pas exacte et présente un biais sur les résultats.

Sous l'hypothèse que les résidus sont de moyenne nulle ($E(\epsilon) = 0$) et de même variance ($Var(\epsilon) = \sigma^2 I$), la variance des coefficients est donnée par l'équation 3.13 suivante :

$$Var(\Theta) = \sigma^2 (X^t \cdot X)^{-1} \quad (3.13)$$

Avec: $\sigma^2 =$: variance de l'erreur ϵ

L'équation 3.8 nous indique que la matrice d'information $X'X$ doit être inversible pour pouvoir calculer les scores de préférence. Il y a donc des conditions sur les comparaisons à renseigner pour que le calcul des poids soit faisable. Ceci se traduit par le fait que chaque produit doit être impliqué dans au moins une comparaison, et que les produits doivent être connectés entre eux par transitivité. Autrement dit, le graphe de la relation de comparaison doit être connexe. Une condition suffisante pour cela est par exemple d'imposer au sujet d'effectuer toutes les comparaisons concernant un même produit (remplir entièrement une ligne de la matrice de comparaison). Cette condition est suffisante mais elle ne permet pas le calcul d'intervalles de confiance pour les coefficients, car cela revient à déterminer l'hyperplan (de dimension N) des moindres carrés en utilisant seulement $N + 1$ points. Il n'y a pas de

2. Il s'agit du R^2 pour un modèle sans constante, R^2 peut être négatif



redondance d'information, l'erreur d'ajustement est nulle.

Pour minimiser la variance des coefficients, plusieurs stratégies sont possibles dans le choix des comparaisons à demander au sujet. Le choix des comparaisons à demander au sujet fait appel à la théorie des plans d'expériences, dont nous allons rappeler les points essentiels dans le cas du modèle linéaire.

3.3 Plans d'expérience - Rappel

Toute expérience devrait être l'objet d'une *planification* précise, qui se concrétise sous la forme d'un *plan d'expérience* ou *protocole expérimental*. Le plan doit être présenté normalement sous forme écrite et doit comporter les éléments suivants:

- La définition des *buts* et des *conditions* de l'expérience,
- La définition des *facteurs* dont on désire étudier l'influence, leurs *modalités* et les combinaisons de ces modalités, auxquelles est associée la notion d'*objet*,
- La définition des *individus* ou les *unités expérimentales* qu'on se propose d'observer,
- La définition d'*observations* qui devront être réalisées,
- La manière dont les différents objets devront être affectés aux différentes unités expérimentales ce qui constitue le *dispositif expérimental*,
- Les informations relatives à l'*analyse* des résultats.

La planification des expériences en vue de l'exploitation statistique des résultats pour *l'analyse de la variance* constitue un puissant outil d'investigation scientifique.

Le ou les buts de la planification expérimentale peuvent être extrêmement variés (Droesbeke *et al.*, 1997), et doivent être définis d'un manière précise. Il peut être question, par exemple, d'étudier :

- Un certain nombre de facteurs en vue d'identifier ceux d'entre eux qui s'avèrent les plus influents,
- Un ou plusieurs facteurs en vue de déterminer des conditions optimales, de production ou de fabrication notamment,
- Un ou plusieurs facteurs en vue d'estimer des moyennes et des différences de moyennes, ou des variances et des rapports de variance.

Souvent, de telles définitions des objectifs ne sont pas suffisantes. Par exemple, pour étudier plusieurs facteurs, faut-il les étudier *sans* ou *avec* leurs *interactions*? et éventuellement,



quelles interactions? En outre, quand plusieurs objectifs sont poursuivis simultanément, ce qui est relativement fréquent, il importe d'établir entre eux un certain ordre de priorité ou une certaine hiérarchie.

3.3.1 Plan d'expérience optimal

Les premières applications sur les plans d'expériences étaient en milieu agronomique essentiellement basée sur des plans d'expérience à structure orthogonale (La matrice d'information est diagonale) et pour des facteurs qualitatifs, c'est Jack Kiefer, dans un article publié en 1959, qui a vu le plan d'expérience comme un problème de décision (en l'absence de résultat) et a introduit la notion de fonction de perte, en fait le critère d'optimalité. Il existe aujourd'hui de nombreux critères d'optimalité classés en quatre classes selon leur objectif :

1. Classe 1 : critères pour l'estimation des paramètres et leurs fonctions,
2. Classe 2 : critères dans l'espace des observations,
3. Classe 3 : critères pour la discrimination de modèles,
4. Classe 4 : critères d'erreur quadratique moyenne.

Nous nous intéressons dans ce rapport à la première classe et plus particulièrement au critère de D-optimalité que nous utiliserons pour la définition des plans d'expérience qui seront utilisés dans notre étude.

3.3.1.1 Critères de D-optimalité (Droesbeke *et al.*, 1997)

C'est le critère d'optimalité le plus répandu (pour plusieurs raisons, en particulier pour sa simplicité de programmation). Le critère D vise à minimiser le **Volume** de l'ellipsoïde de confiance des estimateurs des coefficients du modèle postulé. Autrement dit, cela revient à minimiser le déterminant de la matrice de dispersion $(X^t \cdot X)^{-1}$ ou de façon équivalente de maximiser le déterminant de la matrice d'information $(X^t \cdot X)$, X représentant la matrice du modèle. En d'autres termes, ce critère a pour but **le calcul des estimateurs des paramètres du modèle avec la meilleure précision globale possible**. Le plan d'expérience D -Optimal ξ^* sera donc :

$$\xi_D^* = \arg \max_{\Xi} \det(X^t \cdot X) \quad (3.14)$$

avec Ξ ensemble des plans possibles de même taille



Pour pouvoir comparer les plans à nombre N d'expériences différents, on définit le déterminant normé :

$$|X^t \cdot X|_{norm} = \frac{|X^t \cdot X|}{N^p} \quad (3.15)$$

Le plan D-optimal ainsi calculé peut conduire à une corrélation trop forte entre deux variables explicatives particulières dont le chercheur souhaite des estimations d'effets les plus indépendantes possibles. Un autre plan discret légèrement sous-optimal sera alors préférable si la corrélation en question est plus faible.

Nous utiliserons par la suite ce critère d'optimalité pour la définition des plans d'expériences qui seront utilisés pour les épreuves d'évaluation des préférences.

3.4 Application : Évaluations des préférences des faces avant de voitures

3.4.1 Description et mise en œuvre

L'application proposée pour illustrer la comparaison sur le recueil des préférences concerne l'évaluation des faces avant de voitures (Dagher *et al.*, 2008). Nous imaginons le scénario suivant : Un constructeur automobile veut "reconcevoir" la face avant d'un véhicule (restyling) et souhaite estimer la réponse du marché sur les modèles possibles proposés par l'équipe de design.

Tout d'abord, un ensemble de facteurs (attributs de design) et de niveaux sont à définir. Il existe plusieurs sources d'informations sur la structuration des attributs de design (sondages, interviews avec des consommateurs, questionnaires avec des experts,...). Nous utilisons la technique d'évaluation décrite en détail dans le chapitre 2 (Dagher et Petiot, 2007a,b). Le nombre d'attributs de design sont limités par les éléments de design des faces avant des voitures (neutralisation de quelques variables comme la couleur, la marque,...). Seuls 4 facteurs (attributs) de design sont retenus, avec 3 niveaux associés à chacun (Voir la figure 2.10 dans le chapitre 2). Un plan factoriel complet de $3 \times 3 \times 3 \times 3 = 81$ configurations possibles (3^4 modèles)³ est alors défini par combinaison des différents facteurs précédents. Par exemple, la face avant présente dans la figure 3.1 est modélisée à partir des niveaux ($A_3B_1C_3D_2$); Nous utilisons une forme extérieure unique et nous faisons varier les niveaux des facteurs. Afin de limiter la durée des tests consommateurs, nous proposons un sous ensemble du plan

3. Voir chapitre 2 pour la définition de l'espace produit



factoriel complet pour effectuer l'épreuve d'évaluation des préférences, en utilisant un plan équilibré orthogonal de 27 produits (voir tableau 3.1) composé de 3 plans à 9 produits chacun.

Ensemble	Produit	Plan 9 ₁	Produit	Plan 9 ₂	Produit	Plan 9 ₃
No.1	P_1	$A_1B_1C_1D_1$	P_{14}	$A_2B_2C_2D_2$	P_{27}	$A_3B_3C_3D_3$
No.2	P_5	$A_1B_2C_2D_2$	P_{18}	$A_2B_3C_3D_3$	P_{19}	$A_3B_1C_1D_1$
No.3	P_9	$A_1B_3C_3D_3$	P_{10}	$A_2B_1C_1D_1$	P_{23}	$A_3B_2C_2D_2$
No.4	P_{11}	$A_2B_1C_2D_3$	P_{24}	$A_3B_2C_3D_1$	P_7	$A_1B_3C_1D_2$
No.5	P_{15}	$A_2B_2C_3D_1$	P_{25}	$A_3B_3C_1D_2$	P_2	$A_1B_1C_2D_3$
No.6	P_{16}	$A_2B_3C_1D_2$	P_{20}	$A_3B_1C_2D_3$	P_6	$A_1B_2C_3D_1$
No.7	P_{21}	$A_3B_1C_3D_2$	P_4	$A_1B_2C_1D_3$	P_{17}	$A_2B_3C_2D_1$
No.8	P_{22}	$A_3B_2C_1D_3$	P_8	$A_1B_3C_2D_1$	P_{12}	$A_2B_1C_3D_2$
No.9	P_{26}	$A_3B_3C_2D_1$	P_3	$A_1B_1C_3D_2$	P_{13}	$A_2B_2C_1D_3$

Tableau 3.1 – Plan fractionnaire des 27 produits utilisés pour les tests de préférences

Les deux tests, (évaluations directes et comparaisons par paires) ont été effectués pendant une même épreuve par le panel. La durée de l'épreuve effectuée par 25 sujets (15 garçons et 10 filles, élèves ingénieurs de l'École Centrale de Nantes) était environ de 30 minutes. A la fin, chaque sujet a donné ses commentaires concernant les difficultés des tests, ses sentiments et d'éventuelles propositions d'améliorations.

3.4.2 Test 1 : Évaluation directe de la préférence des faces avant

Chaque sujet a évalué sa préférence pour chaque face avant sur une échelle d'intervalle *non structurée* ($1 = P_{min}$ et $9 = P_{max}$). L'espace produits de 27 profils de faces avant, présenté dans le tableau 3.1, est utilisé dans les tests. Une interface graphique programmée avec MatLab⁴ est utilisée pour faciliter la tâche aux sujets et pour faciliter la saisie des données brutes issues des tests (voir figure 3.1 suivante).

L'ordre de présentation des produits dans l'interface était adapté d'un sujet à l'autre pour éviter l'effet d'ordre de présentation.

3.4.3 Test 2 : Comparaison par paires des faces avant des voitures

Les mêmes sujets ont ensuite réalisé l'épreuve de comparaison par paires des faces avant des voitures. Une interface graphique, simple et intuitive, présentée sur la figure 3.2 suivante, a été programmée⁵ pour effectuer ce test.

4. Utilisation du GUI (Graphical User Interface) de MatLab (version 7.0.1) pour la programmation des Interfaces Graphique

5. Les interfaces graphiques utilisées sont programmée sous MatLab

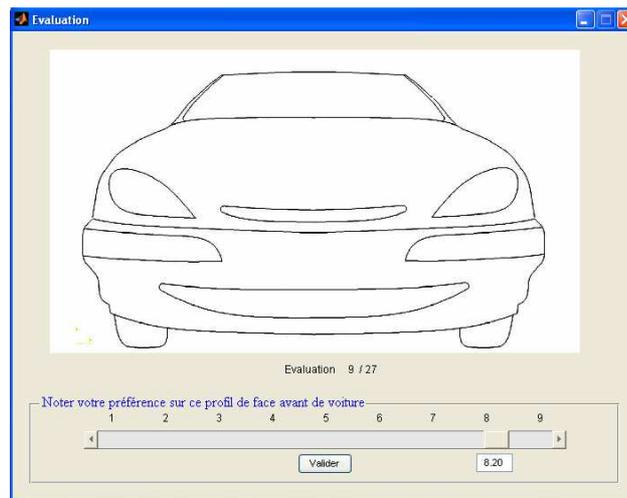


Figure 3.1 – Interface d'évaluation directe utilisée dans les tests de préférences, test-1

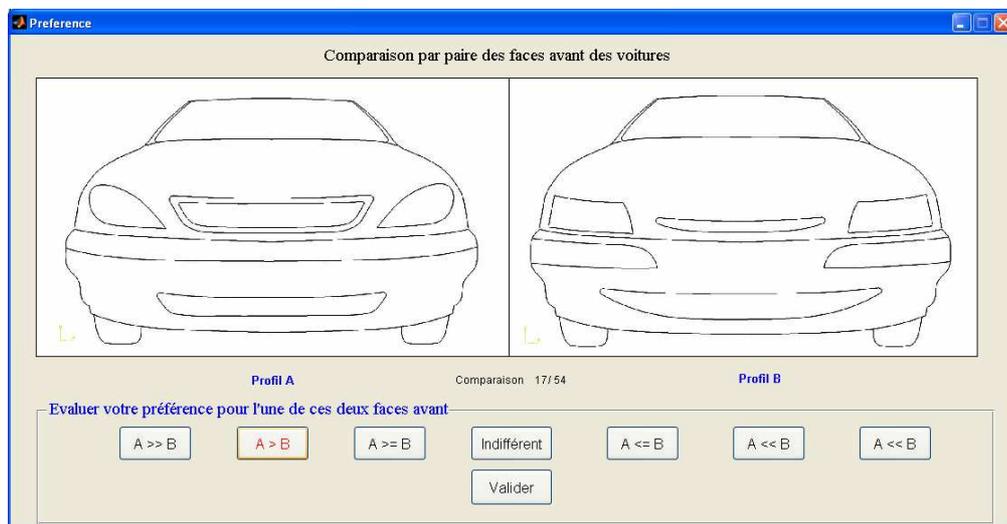


Figure 3.2 – Interface de comparaison par paires utilisée dans les tests de préférences, test-2

Nous utilisons dans cette épreuve l'échelle de catégories à 7 niveaux suivantes pour les comparaisons :

- \gg : Le Produit *A* est **Beaucoup Plus** préféré que le produit *B*
- $>$: Le Produit *A* est **Plus** préféré que le produit *B*
- \geq : Le Produit *A* est **Un Peu Plus** préféré que le produit *B*
- $=$: **Pas de Préférences** entre les produits *A* et *B*
- \leq : Le Produit *A* est **Un Peu Moins** préféré que le produit *B*
- $<$: Le Produit *A* est **Moins** préféré que le produit *B*
- \ll : Le Produit *A* est **Beaucoup Moins** préféré que le produit *B*



Cette échelle est ensuite transformée en une échelle de rapports (tableau 3.2) que nous utilisons pour estimer les scores de préférences par la méthode RLMC. Cette transformation fait correspondre chaque catégorie à un rapport de préférences entre deux produits comparés A et B :

Échelle de Catégorie	$A \gg B$	$A > B$	$A \geq B$	$A = B$	$A \leq B$	$A < B$	$A \ll B$
Rapport de préférence	8	4	2	1	1/2	1/4	1/8

Tableau 3.2 – Transformation de l'échelle de catégories en échelle de rapports

En utilisant le critère de *D-optimalité*, nous définissons une matrice de comparaisons X de 54 paires de produits, définie en amont à partir des 27 produits définis dans le tableau 3.1. Cette matrice est imposée à tout le panel (les 25 sujets) avec un ordre randomisé pour chaque sujet.

3.4.4 Résultats des épreuves

Dans ce paragraphe, nous détaillerons les résultats obtenus dans les différentes épreuves d'évaluation des préférences des sujets. Pour chaque épreuve, nous identifions le modèle préféré et le modèle rejeté parmi les produits du plan d'expérience. Dans la suite, chaque produit sera identifié par son code $A_i B_j C_k D_l$, où i, j, k et l étant des indices appartenant à $\{1,2,3\}$ pour chaque niveau des facteurs.

3.4.4.1 Résultats des évaluations directes (test-1)

Les notes de préférences données par les sujets dans l'épreuve d'évaluation directe sont données dans le tableau C.1 (Annexe C). En calculant la note moyenne pour le panel (Figures 3.3 et 3.5), nous remarquons une préférence élevée pour le produit P_5 (Figure 3.4) défini par le code $A_1 B_2 C_2 D_2$, et un rejet du produit P_{22} (Figure 3.4) défini par son code $A_3 B_2 C_1 D_3$.

Les box-plots donnent une idée sur l'homogénéité des sujets dans leurs évaluations. Nous notons que l'homogénéité du panel est différente par produit : en effet, le produit P_5 est très peu consensuel, les sujets n'étaient pas homogènes dans la notation de ce produit. Cette même conclusion est valable pour les produits P_1 , P_7 , P_{10} , P_{13} et P_{19} . Par contre, le produit P_{22} qui est le produit rejeté par le panel, est très consensuel : les sujets étaient en accord en évaluant leurs préférences pour ce produit. Cette conclusion est valable de même pour le produit P_{25} .



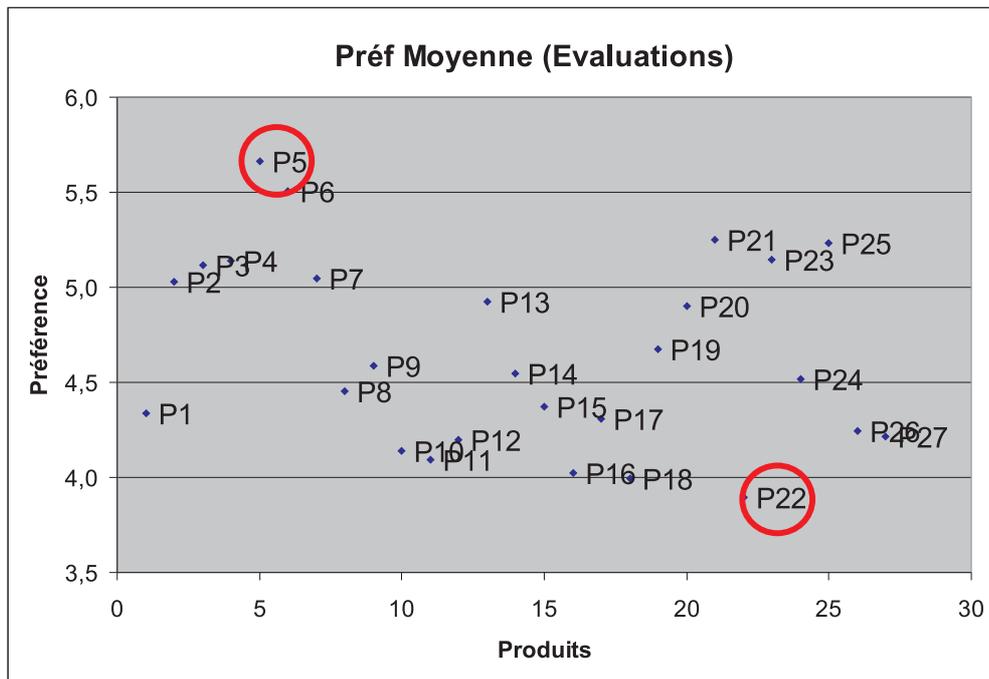
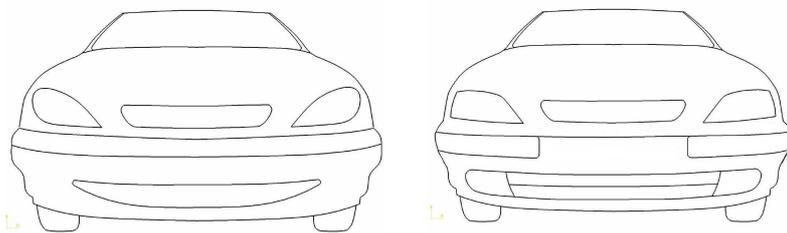


Figure 3.3 – Scores de préférences moyennes des évaluations directes des produits



(a) Le produit préféré : P₅

(b) Le produit rejeté : P₂₂

Figure 3.4 – Le Produit préféré et le produit rejeté suivant les évaluations moyennes du panel

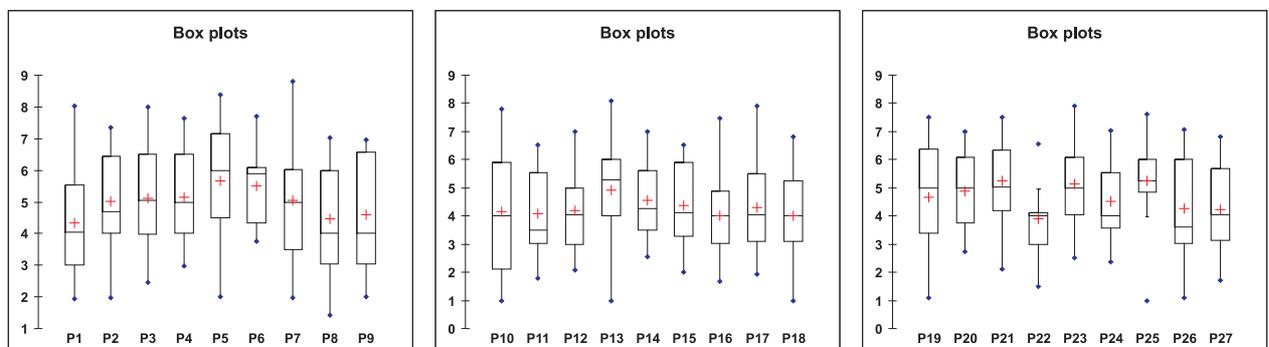


Figure 3.5 – Box plot des notes de préférence pour chaque produit - Évaluations



3.4.4.2 Comparaisons par paires

Le tableau C.2 (Annexe C) donne les scores de préférences pour chaque sujet pour l'épreuve de comparaisons par paires, estimés par la méthode RLMC ($\sum w_i = 1$ pour chaque sujet). Le graphe des notes moyennes pour l'ensemble des sujets est donné dans la figure 3.6 ci dessous, celui des box plot est donné à la figure 3.8. Le produit P_6 ($A_1B_2C_3D_1$) est globalement apprécié par le panel (ayant la note moyenne la plus élevée), et le produit P_{15} ($A_2B_2C_3D_1$) avec une note la plus faible, est globalement rejeté par le panel.

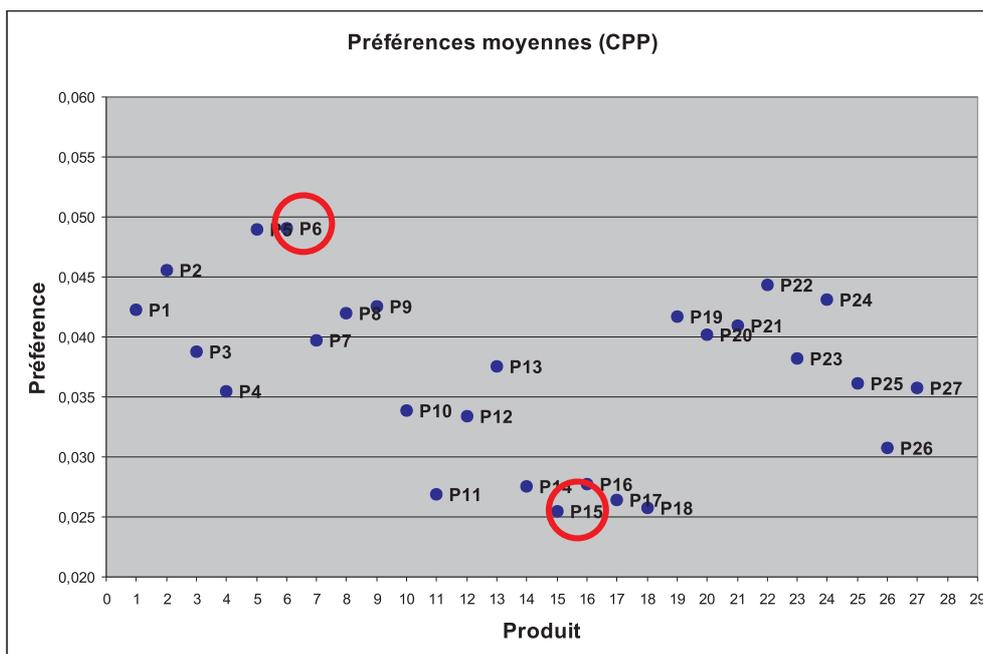


Figure 3.6 – Scores des préférences moyennes à partir des comparaisons par paires

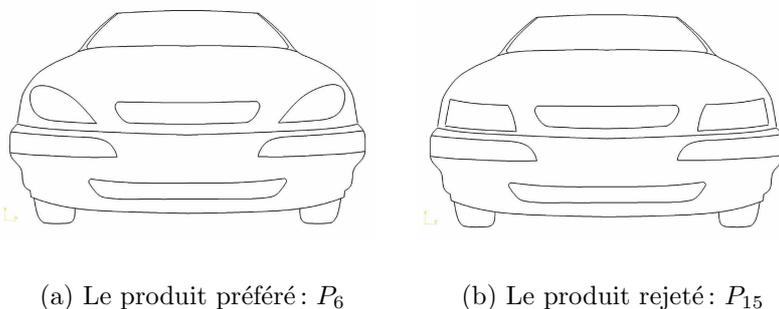


Figure 3.7 – Le Produit préféré et le produit rejeté suivant les comparaisons par paires

La figure 3.8 montre l'homogénéité des scores de préférences globales (pour tout le panel) pour tous les produits. Nous remarquons qu'il existe une différence entre les résultats bruts des scores de préférences issues des évaluation directes et des comparaisons par paires.

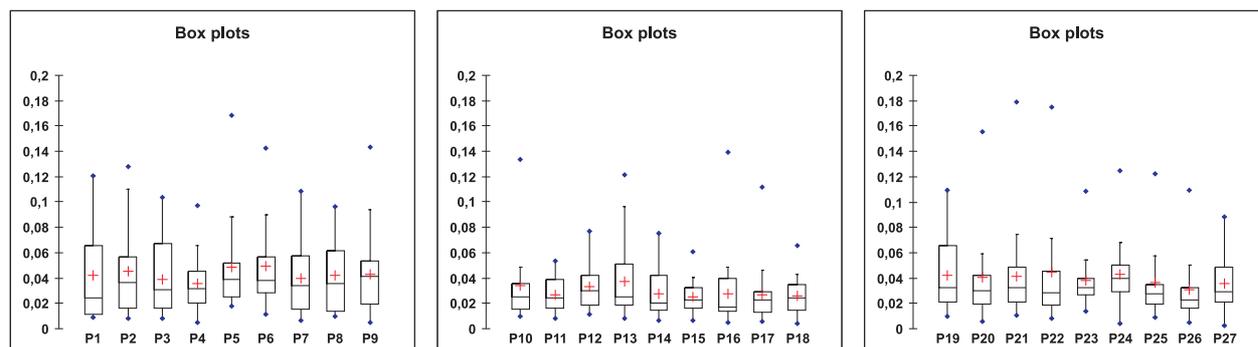
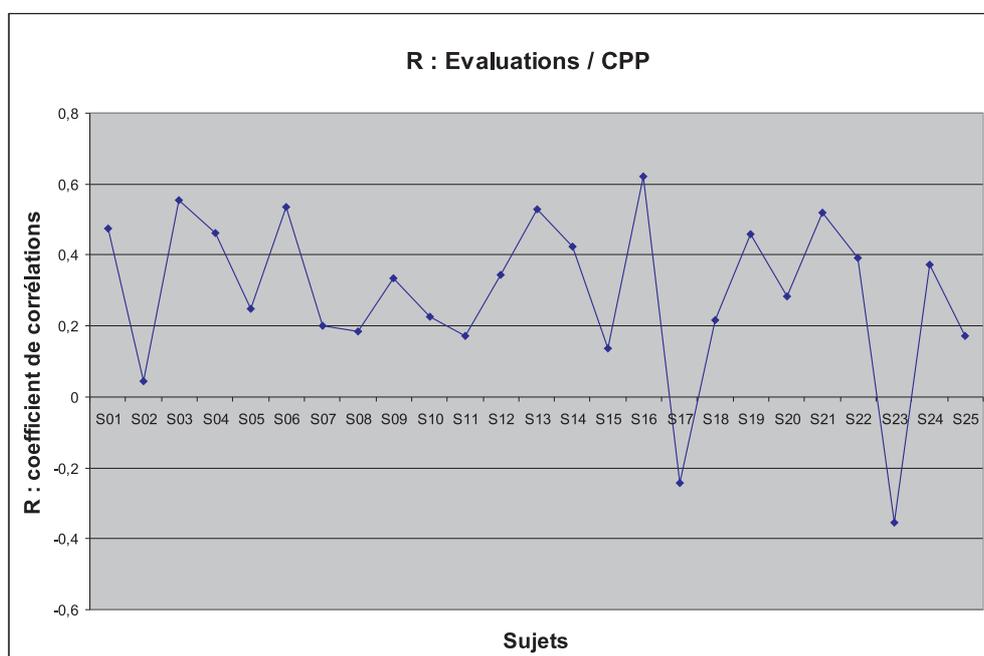


Figure 3.8 – Box plot des scores des préférences pour chaque produit - CPP

Figure 3.9 – Coefficient de corrélation R (Évaluations / Scores CP) par sujet

Le graphe 3.9 montre, pour chaque sujet, le coefficient de corrélation entre les notes de préférences issues des **Évaluations** et les scores estimés par *Comparaison par paires*, (test-1 et test-2). Ce coefficient est toujours inférieur à 0.6 ($R \leq 0.6$) et voire même négatif pour quelques sujets, S_{17} et S_{23} , ce qui montre une différence importante entre les scores de préférences issus des 2 tests. Il existe des différences dans l'évaluation de préférences obtenus dans les 2 tests, ceci peut être expliqué par trois raisons :

1. **L'erreur d'évaluation des sujets :** C'est une fonction de la rigueur, de la précision avec laquelle le sujet fait les tests, de sa mémoire et de la facilité d'utilisation de l'échelle proposée dans les tests. La répétition du test, non effectuée dans cette étude, peut donner un ordre de grandeur de cette erreur (erreur de répétabilité).
2. **L'influence de la procédure d'évaluation :** D'après *Slovic et McDonald* (Slovic,

1995; MacDonald *et al.*, 2007), la procédure d'évaluation à une grande influence sur les résultats de préférence,

3. **Le biais dû à la méthode des comparaisons par paires :** Quand on utilise une échelle de catégories (avec un nombre fini de catégories), la méthode de régression logarithmique des moindres carrés (LSLR) n'est pas exacte et a une certaine influence sur les résultats.

Pour étudier le problème du biais dû à la méthode des comparaisons par paires, nous proposons d'utiliser les notes de préférences données par les évaluations directes pour simuler une épreuve de comparaison par paires. Cette procédure nous permettra d'estimer le biais de la méthode d'évaluation des préférences.

3.4.4.3 Simulation des comparaisons par paires à partir des évaluations directes

Pour avoir une idée de l'effet de la méthode sur les résultats, nous proposons de calculer les scores de préférences de la façon suivante : en utilisant les évaluations directes données par le panel (*test-1*), nous allons simuler une épreuve de comparaisons par paires et comparer les résultats (scores de préférences) avec la notation directe. Nous utiliserons en fait la même matrice de comparaison du *test-2*.

Nous calculons la différence D_{ij} des notes d'évaluation du produit i et du produit j . Chaque valeur de l'échelle de rapports déjà utilisée sera affecté à un intervalle de D_{ij} comme le montre le tableau 3.3 suivant. Nous simulons en fait le choix des sujets.

Différence D_{ij}	Rapport de préférence	Catégorie correspondante
$D_{ij} < -2.5$	1/8	$A \ll B$
$-2.5 \leq D_{ij} < -1.5$	1/4	$A < B$
$-1.5 \leq D_{ij} < -0.5$	1/2	$A \leq B$
$-0.5 \leq D_{ij} \leq 0.5$	1	$A = B$
$0.5 > D_{ij} \geq 1.5$	2	$A \geq B$
$1.5 > D_{ij} \geq 2.5$	4	$A > B$
$D_{ij} > 2.5$	8	$A \gg B$

Tableau 3.3 – Affectation de l'échelle pour la simulation des CPP

Ensuite, la méthode de régression logarithmique des moindres carrés (RLMC) appliquée sur la matrice des réponses simulées pour chaque sujet nous servira à estimer les scores de préférences de chaque sujet. Le tableau des scores de préférences simulés pour l'ensemble des produits pour chaque sujet est donné en annexe C.



Le tableau des scores de préférences pour chaque sujet dans l'épreuve de comparaisons par paires simulées est donnée dans le tableau C.3 en annexe C, les scores sont calculés par la méthode de la régression logarithmique des moindres carrés (comme dans l'épreuve des comparaisons par paires normales). La figure 3.10 suivante montre le graphe des scores moyens de préférences (avec $\sum w_i = 1$ pour chaque sujet).

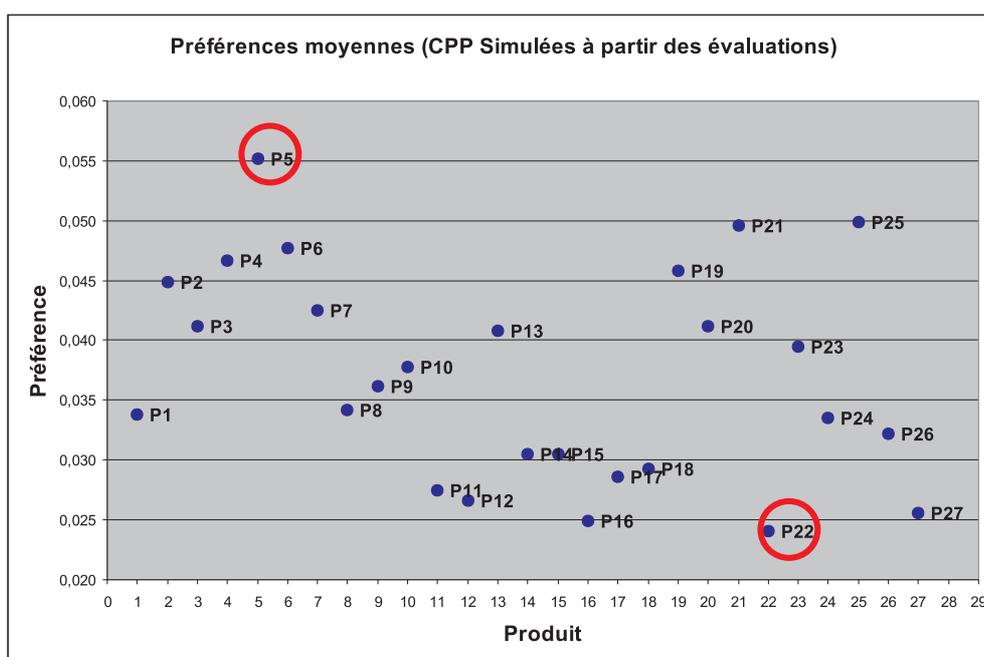


Figure 3.10 – Scores de préférences moyennes de CPP simulées à partir des évaluations

Le produit globalement préféré par le panel est toujours P_5 et le produit globalement rejeté est toujours P_{22} . Ils restent les mêmes que dans l'épreuve d'évaluation directe (voir figure 3.4). Le graphe 3.11 des box-plots évalue l'homogénéité dans les réponses des sujets par produit, nous obtenons les mêmes résultats que dans l'épreuve d'évaluations directe : les produits P_5 , P_{10} , P_{19} , P_{21} et P_{25} sont peu consensuels et le produit P_{22} est le plus consensuel.

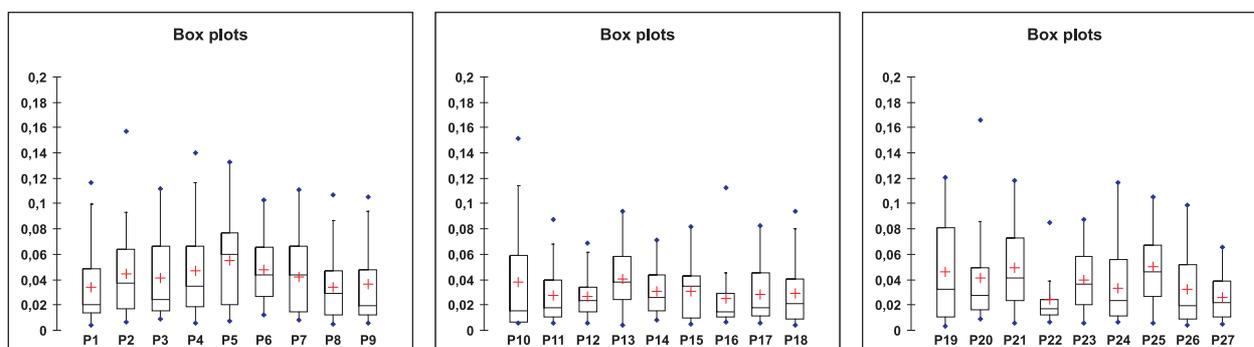


Figure 3.11 – Box plot des scores de préférences des produits - CPP à partir des Évaluations

Pour estimer le biais de la procédure d'évaluation des préférences, nous calculons le coefficient de corrélation R' entre les scores de préférences issus des évaluations directes et ceux issus des comparaisons par paires simulées pour l'ensemble des sujets ($S_i, i = 1, \dots, 25$), le graphe est présenté sur la figure 3.12 suivante :

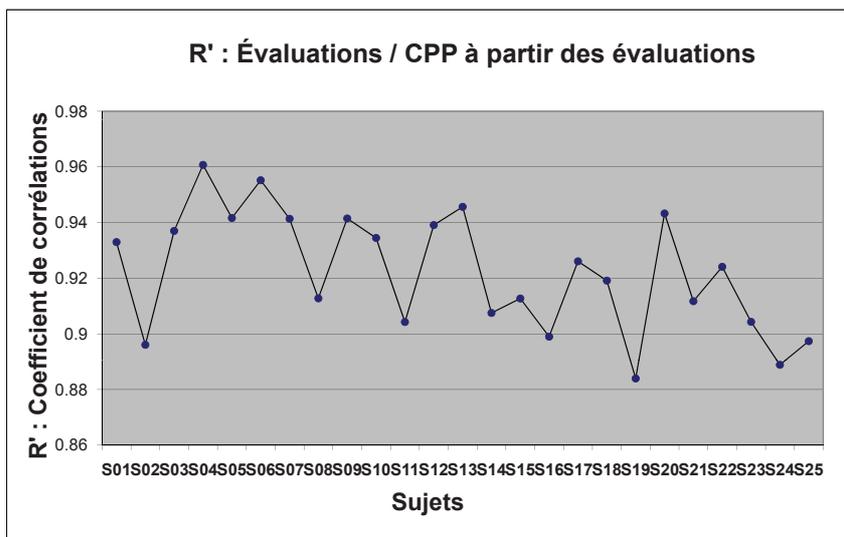


Figure 3.12 – Coefficient de corrélation R' (Évaluations/ CPP des évaluations) par sujet

Nous remarquons que le coefficient de corrélation entre les **Évaluations** (*test-1*) et les **CPP des Évaluations** est toujours supérieur à 0.88 ($R' \geq 0.88$). Alors nous concluons que le biais du aux comparaisons par paires (l'utilisation de la méthode RLMC) sur les scores de préférences est très faible et n'est pas une raison importante pour expliquer la différence des préférences. La cause majeure de différences des préférences est donc l'erreur de répétabilité des sujets et/ou l'influence de la procédure de recueil des données.

Des études montrent que l'erreur de répétition dans l'évaluation des préférences est généralement grande (Koster *et al.*, 2002). On suppose alors que le panel des sujets est homogène pour faire une hypothèse sur la distribution des préférences dans la population et pour évaluer la valeur moyenne des préférences de l'échantillon, pour chaque produit étudié. Dans ces conditions, la valeur moyenne n'est autre qu'une estimation de la préférence. La figure 3.13 montre la valeur moyenne de la préférence de chaque sujet pour chaque produit suivant les deux méthodes. Évidemment, les différences des préférences sont plus petite pour le groupe (valeurs moyennes) que pour les individus, le coefficient de corrélation entre les valeurs moyennes et les évaluations est $R = 0.49$ et le coefficient de **Spearman** $\rho = 0.59$, la moyenne compense l'erreur des sujets. Nous comparons par la suite les scores moyens de

préférences calculés à partir des 2 tests (test-1 et test-2).

3.4.4.4 Comparaison CPP / Évaluations

Les commentaires des sujets ont confirmé que les comparaison par paires (*test-2*) étaient plus faciles à faire que les évaluations directes (*test-1*). La figure 3.13 montre les valeurs des notes moyennes suivant les 2 tests d'évaluations des préférences (**Comparaison 1**). Les scores de préférences issues des évaluations ont été normalisés⁶ pour pouvoir les comparer.

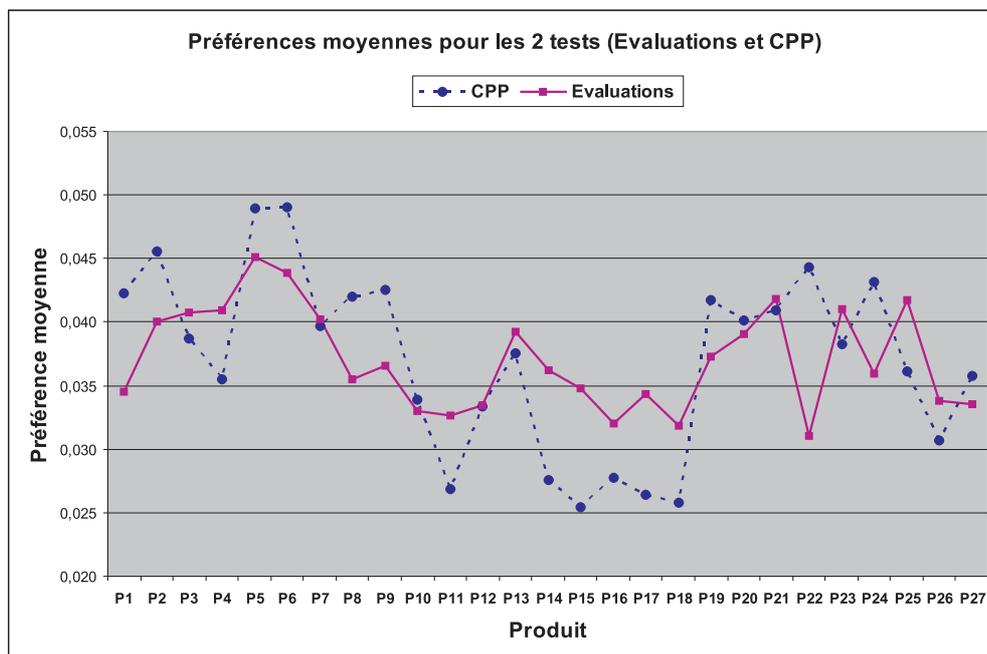


Figure 3.13 – Scores de préférences moyennes des 2 tests - échelle normalisée

3.4.5 Conclusions

A partir des données des deux tests, **test-1** et **test-2**, on extrait donc 2 matrices de préférences (évaluations directe et comparaisons par paires). Ces données seront utilisées comme données d'entrée pour l'analyse conjointe (voir la section suivante sur la modélisation des préférences) pour extraire l'importance de chaque attribut de design (Facteurs) et l'utilité partielle de chacun des niveaux de ces attributs.

6. Interpolation linéaire les scores de préférences pour rendre la somme à l'unité : $\sum \omega_i = 1$



3.5 Modélisation des préférences

Dans la suite, nous proposons de modéliser les préférences des sujets par les méthodes d'analyse conjointe (ACT et ACD)⁷. Dans l'ACT, nous utilisons différents plans d'expériences et nous appliquons l'analyse de la variance (ANOVA) pour estimer les importances des facteurs de design et des utilités partielles de leurs niveaux pour chaque individu, l'objectif est de voir l'effet de ces facteurs sur les préférences client. Dans l'ACD, chaque sujet effectue un choix parmi un ensemble de produits présentés; nous utilisons alors la méthode *Multinomial Logit* pour estimer les importances des facteurs de design ainsi que les utilités partielles de leurs niveaux pour l'ensemble du panel. Le but de cette étude est de comparer l'influence des scores de préférences initiaux, issus des épreuves de recueil de préférences (évaluations et comparaison par paires) sur les résultats ainsi que de comparer l'effet du plan d'expérience dans le cas de l'ACT. Finalement, nous souhaitons avoir une idée sur les limites et la validité de chacune des méthodes de modélisation de préférences (ACT et ACD).

3.5.1 Analyse Conjointe Traditionnelle

Pour chaque sujet, une analyse de la variance⁸ (ANOVA) est effectuée sur le vecteur de préférence \mathbf{y} . Les sorties de l'analyse conjointe sont les suivantes :

- R^2 : Le coefficient de détermination de la régression linéaire (équation 3.16). Une faible valeur de ce coefficient montre une faiblesse du modèle additif et/ou une incohérence dans les réponses du sujet.

$$\hat{y}_i = \mu + \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^{k_j} a_{jk} \cdot \delta_i(jk) \quad (3.16)$$

- a_{jk} : L'utilité partielle du niveau k du facteur j .
- I_j : L'importance du facteur j donnée par la formule 3.17. L'importance indique la sensibilité de la préférence à chaque facteur (%).

$$I_j(\%) = \frac{\max_k(a_{jk}) - \min_k(a_{jk})}{\sum_{i=1}^p (\max_k(a_{ik}) - \min_k(a_{ik}))} \quad (3.17)$$

7. ACD pour *Analyse Conjointe Traditionnelle* et ACD pour *Analyse Conjointe Discrète*

8. La méthode de l'analyse de la variance est détaillée dans le chapitre 1



3.5.1.1 Jeux de validation - *HoldOut*

Pour vérifier le pouvoir de prédiction du modèle, nous proposons aux sujets à la fin des deux tests d'évaluations (test-1 et test-2) un jeu de validation appelé **Holdout** : "choix discret d'un produit parmi 4 produits" (premier choix). Ces produits ont été choisis aléatoirement dans l'espace produit et ne sont pas présents dans le plan factoriel utilisé pour effectuer les épreuves de préférences; Tous les sujets ont effectué cette même tâche sur le même ensemble des produits. La figure 3.14 suivante montre l'interface graphique utilisée dans le test de validation :

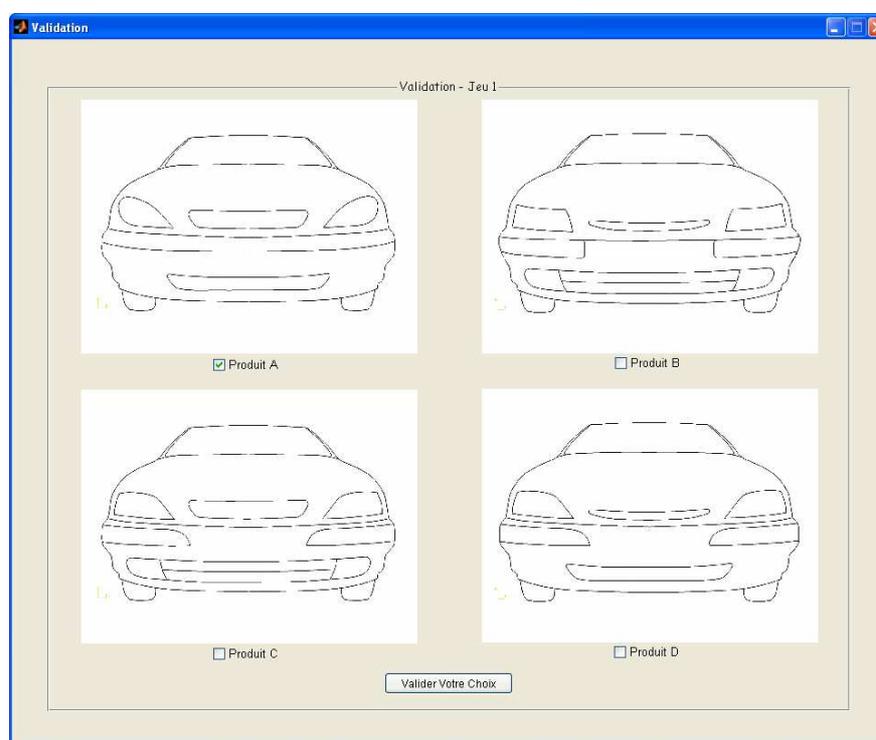


Figure 3.14 – Jeu de validation (*HoldOut*)

Deux critères sont définis pour estimer le pouvoir de prédiction (validité du modèle) :

1. MAE : Mean Absolute Error (équation 3.18) : l'erreur moyenne absolue : c'est la moyenne, pour tous les produits du jeu de validation, de la valeur absolue de la différence entre les pourcentages de premier choix simulés à partir de la somme des utilités partielles et les pourcentages de premier choix indiqués par les sujets. Le MAE représente l'aptitude du modèle de prédire correctement les parts du marché : n est le nombre de produits du marché (jeu de validation), T_j est la part du marché prédit par premier choix (avec l'analyse conjointe) et P_j est la part prédite (avec les réponses effectives des sujets) (Chakraborty *et al.*, 2002).

$$MAE = \frac{1}{n} \times \sqrt{\sum_{j=1}^n (T_j - P_j)^2} \quad (3.18)$$

$$T_j = \frac{\text{Nbre de 1}^{\text{er}} \text{ choix pr\u00e9dit du produit } j \text{ par le modele}}{\text{Nbre de choix}}$$

$$P_j = \frac{\text{Nbre de 1}^{\text{er}} \text{ choix pr\u00e9dit du produit } j \text{ par les reponses}}{\text{Nbre de choix}}$$

2. Le deuxi\u00eame indice est le pourcentage de premier choix (first choice *Hit Rate*). C'est le pourcentage de r\u00e9ponses similaires pr\u00e9dites par le mod\u00e8le d'analyse conjointe (pourcentage de premier choix r\u00e9ussi dans le jeu de validation). C'est aussi l'aptitude du mod\u00e8le \u00e0 pr\u00e9dire correctement le premier choix des consommateurs.

$$\text{Hit Rate} = \frac{\text{Nbre de 1}^{\text{er}} \text{ choix correct}}{\text{Nbre total de choix effectu\u00e9s}}$$

Le *Hit Rate* et le *MAE* sont deux indices pour mesurer la validit\u00e9 du mod\u00e8le de pr\u00e9f\u00e9rence. Le meilleur mod\u00e8le aura un MAE nul et un hit rate de 100%. Ces deux indices ne mesurent pas exactement la m\u00eame chose. Le Hit Rate est plus fort que le MAE : en effet, on peut avoir :

- MAE = 0 et Hit Rate \neq 100%
- Hit Rate = 100% implique MAE = 0

3.5.1.2 Influence des plans d'exp\u00e9rience

Nous \u00e9tudions dans ce paragraphe l'influence de la taille du plan d'exp\u00e9rience sur les r\u00e9sultats de l'ACT. Nous avons 9 param\u00e8tres \u00e0 estimer :

- Une constante μ
- Pour chaque facteur (ayant 3 niveaux), 2 diff\u00e9rences doivent \u00eatre estim\u00e9es, ce qui fait : $2 \times 4 = 8$ diff\u00e9rences

Nous consid\u00e9rons les 7 plans orthogonaux \u00e9quilibr\u00e9s suivants :

- 3 plan satur\u00e9s de 9 produits (qui correspondent aux plans 9_1 , 9_2 et 9_3 pr\u00e9sents dans le tableau 3.1)
- 3 plans de 18 produits :
 1. Plan 18_{12} Une concat\u00e9nation des plans 9_1 et 9_2 du tableau 3.1
 2. Plan 18_{13} Une concat\u00e9nation des plans 9_1 et 9_3 du tableau 3.1



3. Plan 18₂₃ Une concaténation des plans 9₂ et 9₃ du tableau 3.1
 - Un plan de 27 produits (Contenant tous les produits du tableau 3.1)

3.5.2 Résultats de l'ACT

3.5.2.1 Pour les évaluations directes :

Nous appliquons une analyse de la variance sur les différents plans pour voir l'effet de chacun d'eux sur les résultats. Les utilités partielles des niveaux des facteurs ainsi que les importances des facteurs, pour chaque sujet, ont été estimées par l'analyse de la variance appliquée sur les scores de préférences issues des 2 épreuves déjà présentées. Les utilités partielles moyennes sont ensuite calculés et comparés. Le tableau 3.4 suivant montre les utilités partielles moyennes à partir de l'épreuve d'évaluations et le tableau 3.5 montre les importance moyennes des facteurs pour la même épreuve :

Facteur	Niveaux	Plan 9 ₁	Plan 9 ₂	Plan 9 ₃	Plan 18 ₁₂	Plan 18 ₁₃	Plan 18 ₂₃	Plan 27
Phares	A1	0.37	0.23	0.41	0.30	0.39	0.32	0.34
	A2	-0.33	-0.44	-0.31	-0.39	-0.32	-0.37	-0.36
	A3	-0.03	0.21	-0.10	0.09	-0.07	0.05	0.03
Calandre	B1	0.06	0.05	-0.15	0.05	-0.04	-0.05	-0.01
	B2	0.15	0.06	0.41	0.10	0.28	0.24	0.21
	B3	-0.21	-0.11	-0.26	-0.16	-0.24	-0.18	-0.19
Entrée d'Air	C1	-0.41	0.17	0.10	-0.12	-0.16	0.13	-0.05
	C2	0.17	-0.04	0.04	0.07	0.11	0.00	0.06
	C3	0.24	-0.13	-0.14	0.06	0.05	-0.14	-0.01
Pare Choc	D1	-0.18	-0.30	0.05	-0.24	-0.07	-0.13	-0.14
	D2	0.48	0.29	0.01	0.39	0.25	0.15	0.26
	D3	-0.30	0.01	-0.06	-0.15	-0.18	-0.03	-0.12

Tableau 3.4 – *Utilités partielles moyennes suivant les 7 plans (Évaluations)*

Facteur	Plan 9 ₁	Plan 9 ₂	Plan 9 ₃	Plan 18 ₁₂	Plan 18 ₁₃	Plan 18 ₂₃	Plan 27
Phares Avant (A)	27.94	29.59	29.77	32.06	32.60	30.14	33.37
Calandre (B)	23.38	21.32	25.17	22.65	25.73	21.97	23.64
Entrée d'Air (C)	25.51	25.87	23.95	22.44	22.91	24.98	23.19
Pare Choc (D)	23.16	23.22	21.10	22.84	18.76	22.91	19.81

Tableau 3.5 – *Importance (%) des facteurs de design (Évaluations)*

La figure 3.15 montre une comparaison des utilités partielles moyennes des 4 facteurs de design, issues des évaluations directes, suivant les 7 plan d'expérience utilisés :



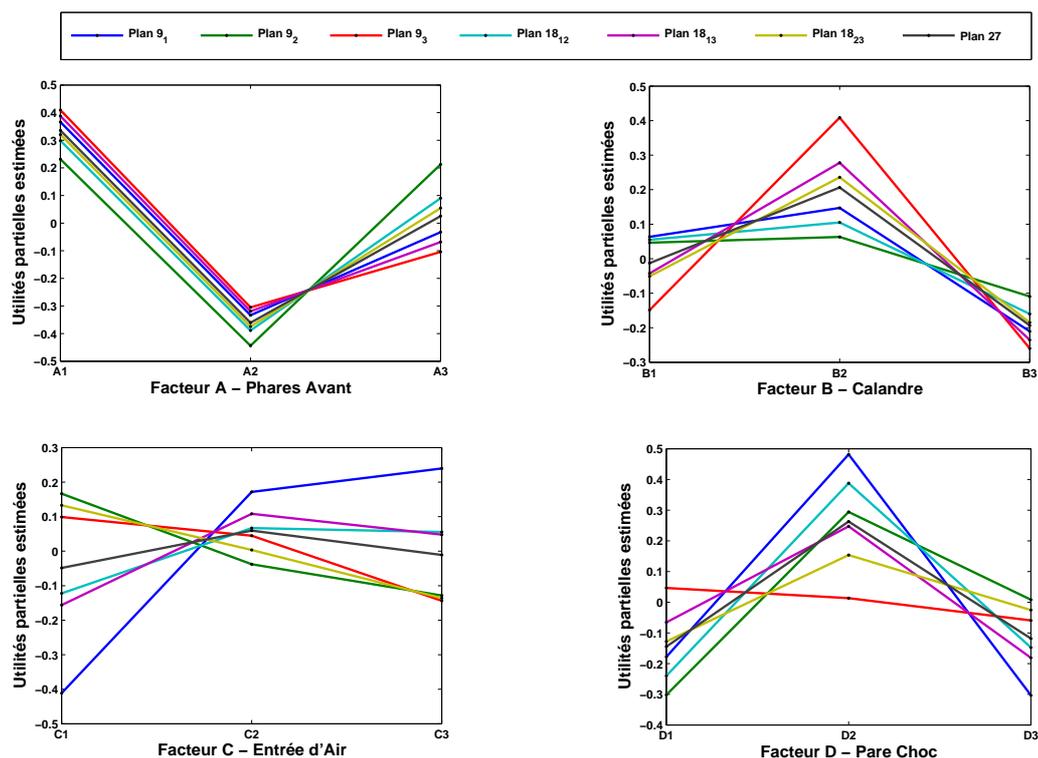


Figure 3.15 – Utilités partielles estimées suivant les 7 plans (Évaluations)

3.5.2.2 Pour les comparaisons par paires :

En appliquant la même analyse sur les scores de préférences issus des comparaisons par paires, nous estimons les utilités partielles (tableau 3.6) et les importances (tableau 3.7) suivantes :

Facteur		Plan 9 ₁	Plan 9 ₂	Plan 9 ₃	Plan 18 ₁₂	Plan 18 ₁₃	Plan 18 ₂₃	Plan 27
Phares	A1	7.95	2.86	6.17	5.40	7.06	4.51	5.66
	A2	-9.96	-6.80	-6.15	-8.38	-8.05	-6.47	-7.64
	A3	2.01	3.94	-0.02	2.98	1.00	1.96	1.98
Calandre	B1	0.03	1.72	1.63	0.88	0.83	1.67	1.13
	B2	2.93	-0.48	3.03	1.22	2.98	1.27	1.82
	B3	-2.96	-1.24	-4.66	-2.10	-3.81	-2.95	-2.95
Entrée d'Air	C1	1.45	-0.70	1.07	0.38	1.26	0.18	0.61
	C2	-1.12	0.70	-1.87	-0.21	-1.50	-0.59	-0.77
	C3	-0.33	0.01	0.81	-0.16	0.24	0.41	0.16
Pare Choc	D1	-3.86	3.79	0.47	-0.03	-1.69	2.13	0.13
	D2	2.58	-1.71	-1.48	0.44	0.55	-1.59	-0.20
	D3	1.27	-2.08	1.01	-0.40	1.14	-0.53	0.07

Tableau 3.6 – Utilités partielles moyennes suivant les 7 plans (CPP)

Facteur	Plan 9 ₁	Plan 9 ₂	Plan 9 ₃	Plan 18 ₁₂	Plan 18 ₁₃	Plan 18 ₂₃	Plan 27
Phares Avant (A)	30.64	29.13	31.94	32.35	30.77	32.82	32.81
Calandre (B)	24.96	24.31	24.02	24.78	24.78	25.76	26.31
Entrée d'Air (C)	25.10	26.60	25.41	24.52	25.44	24.82	23.92
Pare Choc (D)	19.30	19.95	18.64	18.34	19.01	16.60	16.96

Tableau 3.7 – Importance des facteurs pour les préférences (CPP)

La figure 3.16 montre une comparaison des utilités partielles moyennes des 4 facteurs de design, issues des comparaisons par paires, suivant les 7 plans d'expérience utilisés :

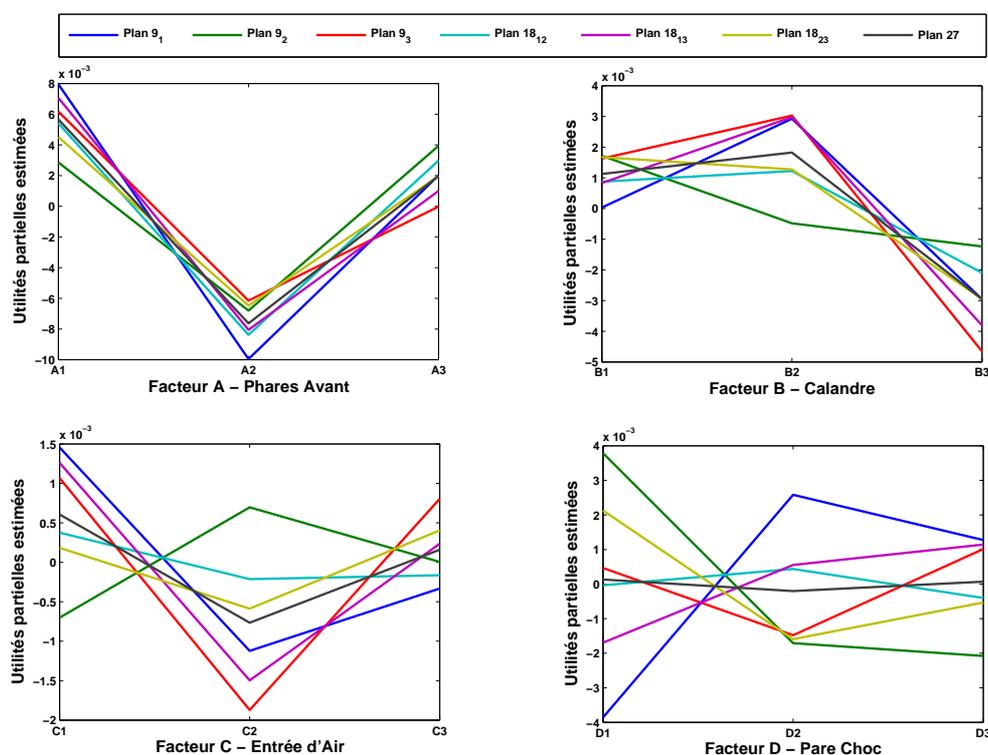


Figure 3.16 – Utilités partielles estimées suivant les 7 plans (CPP)

3.5.2.3 Validité

La validité du modèle est évaluée en comparant le pourcentage de bon choix et le MAE; Le tableau 3.8 présente le pourcentage du bon choix et la valeur du MAE (Erreur Moyenne Absolue) pour chaque plan factoriel et chaque méthode ainsi que le pourcentage de bon choix (*Hit Rate*) moyen et le MAE moyen pour l'ensemble des sujets. Le Hit Rate est légèrement plus élevé pour les comparaisons par paires que pour les évaluations, et le MAE est plus faible pour les comparaisons par paires que pour les évaluations. Les comparaisons par paires donnent des résultats légèrement plus fiables que les évaluations directes.



	Évaluations		Comparaisons par paires	
	<i>Hit Rate</i>	<i>MAE</i>	<i>Hit Rate</i>	<i>MAE</i>
Plan 9 ₁	52%	0.144	76%	0.000
Plan 9 ₂	44%	0.042	52%	0.048
Plan 9 ₃	72%	0.006	48%	0.054
Plan 18 ₁₂	52%	0.106	64%	0.042
Plan 18 ₁₃	56%	0.090	68%	0.010
Plan 18 ₂₃	76%	0.013	64%	0.013
Plan 27	60%	0.106	76%	0.022
Moyenne	58%	0.09	66%	0.03

Tableau 3.8 – Comparaison MAE et % de bon choix pour les différents plans (ACT)

3.5.3 Comparaison des résultats des évaluations en ACT

Pour chacun des 25 sujets, et suivant les 7 plans factoriels, nous estimons deux modèles : le premier basé sur les évaluations directes des sujets (Ratings) (figure 3.15) et le deuxième basée sur les scores issues des comparaisons par paires (figure 3.16). A noter que seuls les rangs des niveaux sont à comparer et non pas les valeurs des utilités partielles.

D'après les deux méthodes, le facteur A (Phares) est le facteur le plus important, qui a donc le plus d'effet sur les préférences, les facteurs les moins importants sont le facteur C (Entrée d'Air) et le facteur D (Pare Choc). Les niveaux A_1 et B_2 sont les niveaux les plus préférés pour la plupart des plans factoriels, les niveaux A_2 et B_3 sont les plus rejetés. Dans les deux cas d'étude (Ratings et Comparaisons par paires), les résultats sont similaires pour les deux facteurs les plus importants (A et B) avec une différence pour les deux autres facteurs (C et D).

- Dans le cas des Évaluations, les résultats sont stables pour le facteur D : le niveau D_2 a la plus grande utilité et D_1 la plus faible utilité. A noter que le choix du plan factoriel a une grande influence sur les résultats du facteur C (Entrée d'Air).
- Inversement, pour les comparaisons par paires, les résultats sont plus stables pour le facteur C (Entrée d'Air) : C_1 ayant la plus grande utilité et C_2 la plus faible, dans ce cas, le choix du plan factoriel a une influence sur le facteur D (Pare Choc).

3.5.3.1 Conclusions

En conclusion, même si les scores de préférences (Ratings et Comparaisons par paires) sont différents, la modélisation des préférences par analyse conjointe indique que l'influence des facteurs est similaire. Il existe une certaine similarité dans la modélisation des perceptions pour les deux procédures (Ratings et CPP).



3.5.4 Analyse Conjointe Discrète

Pour voir l'effet de la méthode d'analyse conjointe sur les résultats, nous avons simulé deux tests de choix discret (c.f. voir figure 3.17 ci dessous) en utilisant une fois les notes scores de préférence issus des évaluations directes, et une autre fois les scores de préférences résultats des comparaisons par paires.

L'ACD est simulée artificiellement en utilisant le logiciel développé par Sawtooth ([website, 2008](#)). En se basant sur les travaux de Louvière ([Louviere et Woodworth, 1983](#)), un sous-ensemble de choix est défini pour simuler l'ACD, les ensembles de produits présentés dans chaque choix sont les 9 ensembles définis dans le tableau 3.1 déjà cité. A partir des scores de préférences des 27 produits, résultats des évaluations directes, l'ACD est simulée : le produit ayant la note de préférence la plus élevée par défaut sera choisi dans la simulation. La méthode *Multinomial-Logit* donne une estimations des utilités partielles des niveaux des facteurs pour l'ensemble des 25 sujets. En comparant ces utilités partielles avec les utilités partielles de l'ACT, nous sommes sûrs que la différence dans les résultats est due à la méthode de modélisation des préférences, et non pas aux scores de préférences utilisés en entrée (qui seront les mêmes pour l'ACD et l'ACT). Deux simulations de l'ACD sont faites avec les scores de préférences des évaluations et des comparaisons par paires, et deux comparaisons sont faites entre l'ACT et l'ACD pour comparer les résultats : les utilités partielles des évaluations et les utilités partielles des comparaisons par paires. Une copie d'écran de l'interface utilisée est donnée à la figure 3.17 suivante :

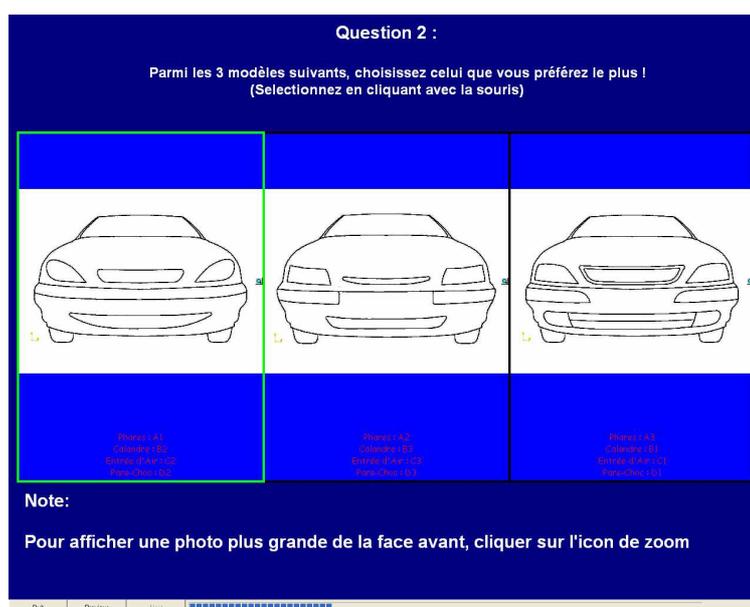


Figure 3.17 – Copie d'écran du test de choix discret [Sawtooth software ©]

Les utilités partielles des niveaux des 4 facteurs sont calculés en utilisant la méthode Multino-



mial Logit. Les tableaux 3.9 et 3.10 suivants donnent les valeurs des utilités partielles estimées et leurs intervalles de confiance, ainsi que l'importance de chaque facteur. Les données sont celles des deux tests (test-1 et test-2):

Facteur	Niveau	Utilité Partielle	Int. de confiance	Importance (%)
Phares (A)	A1	0.3268	0.09102	43.32
	A2	-0.3025	0.10536	
	A3	-0.0243	0.09808	
Calandre (B)	B1	0.0404	0.09693	28.22
	B2	0.1847	0.09373	
	B3	-0.2252	0.10366	
Entrée d'Air (C)	C1	0.0587	0.09635	7.58
	C2	-0.0073	0.09803	
	C3	-0.0514	0.10004	
Pare Choc (D)	D1	0.1043	0.09558	20.88
	D2	0.0946	0.09561	
	D3	-0.1990	0.10315	

Tableau 3.9 – Utilités partielles des niveaux et importance des facteurs (ACD - Évaluations)

Facteur	Niveau	Utilité Partielle	Int. de confiance	Importance (%)
Phares (A)	A1	0.4426	0.09051	71.21
	A2	-0.4684	0.11274	
	A3	0.0258	0.09877	
Calandre (B)	B1	-0.0143	0.09813	12.06
	B2	0.0843	0.09597	
	B3	-0.0700	0.09918	
Entrée d'Air (C)	C1	0.0441	0.09674	9.02
	C2	-0.0713	0.09927	
	C3	0.0272	0.09726	
Pare Choc (D)	D1	0.0547	0.09667	7.71
	D2	-0.0108	0.09786	
	D3	-0.0439	0.09875	

Tableau 3.10 – Utilités partielles des niveaux et importance des facteurs (ACD-CPP)

Pour illustrer ces comparaisons, la figure 3.18 suivante donne, pour l'ensemble du panel, les utilités partielles des 4 facteurs de design d'une face avant issues des deux simulations de l'ACD:



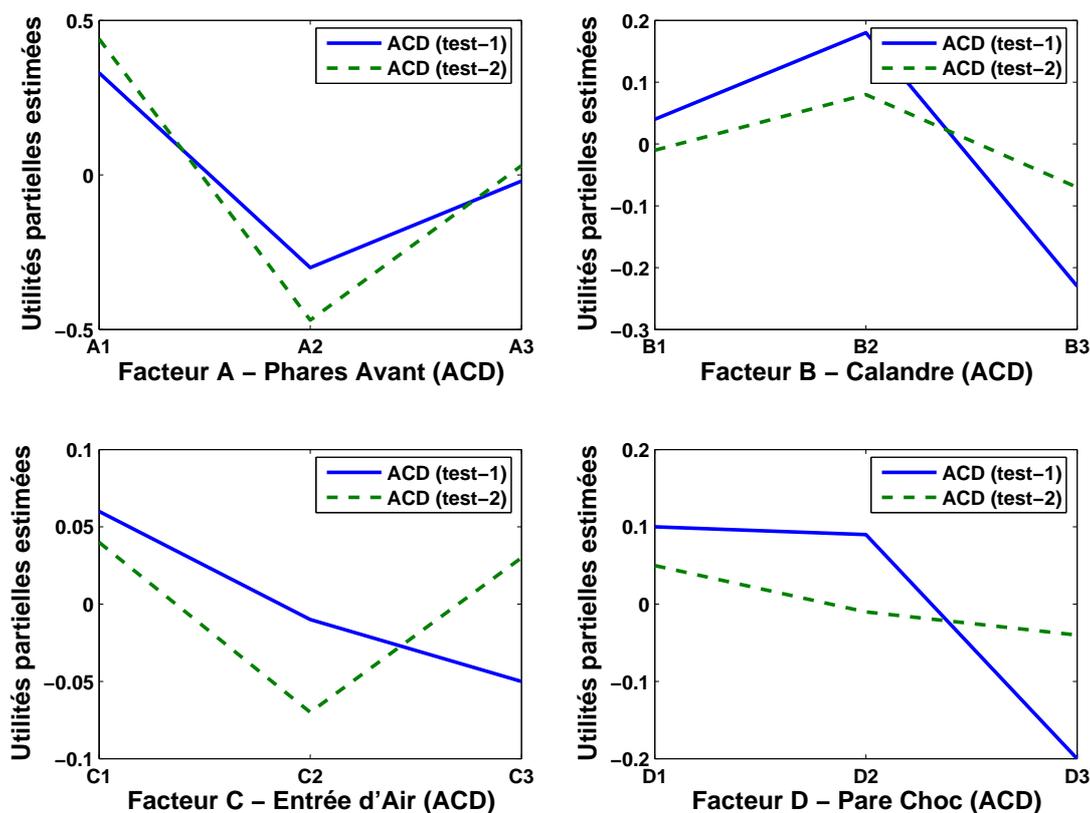


Figure 3.18 – Comparaisons des utilités partielles de l'ACD (test-1 et test-2)

3.5.5 Comparaison des résultats des évaluations en ACD

Deux études d'analyse conjointe discrète (basée sur le choix) ont été utilisées : la première est basée sur les évaluations directes des sujets (Ratings, test-1) et la deuxième basée sur les scores de préférences (CP, test-2). La figure 3.18 ci-dessus montre les utilités partielles estimées des niveaux des facteurs pour les deux tests. Encore une fois, les résultats sont en accord avec les résultats de l'analyse conjointe traditionnelle :

- Le facteur A (Les Phares) est le plus important dans la modélisation des préférences
- Le facteur C (Entrée d'Air) est le moins important pour l'ACD simulée à partir des scores de préférences issues des évaluations.
- Le facteur D (Pare-Choc) est le moins important pour l'ACD simulée à partir des scores de préférences issues des CPP.

Les résultats sont assez cohérents pour les deux études :

- Le produit *Idéal*, celui ayant les utilités partielles maximales, est le même : $A_1B_2C_1D_1$,



(figure 3.19 suivante).

- Le rang des facteurs, en se basant sur les importances, est presque le même : seul le rang des deux facteurs les moins importants est inversé (Facteur C : Entrée d’Air et Facteur D : Pare Choc)

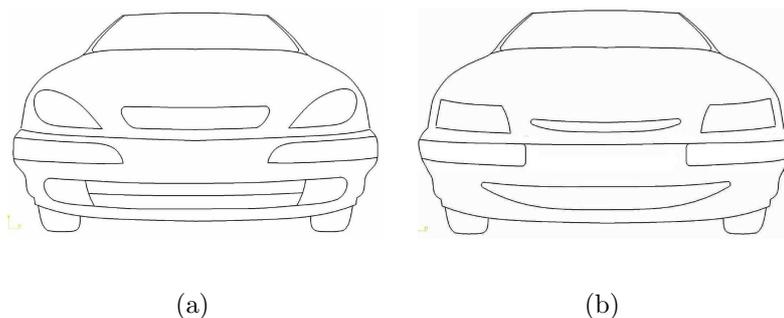


Figure 3.19 – *Produit idéal (à gauche) et Produit anti-idéal (à droite)*

3.5.5.1 Conclusions

Les résultats montrent que la méthode ACD est plus robuste et que les différences observées entre les deux tests de préférence ont un effet minimal sur les résultats issus de l’ACD.

La stabilité des résultats montre qu’il est intéressant d’évaluer les préférences en design industriel et que les mesures de préférences sont assez fiables. Le produit Anti-Idéal, modélisé à partir des niveaux les moins préférés, est donné à la figure 3.19. D’un point de vue esthétique, la faible évaluation de cette face avant peut être due à l’incohérence des formes (MacDonald, 2001). Ce résultat est assez intéressant et montre la possibilité d’utiliser l’analyse conjointe dans l’étude de l’esthétique des formes.

3.5.6 Conclusion

Les résultats obtenus avec les comparaisons par paires sont, en moyenne, mieux en terme de validité, que ceux obtenus à partir des évaluations directes (Pourcentage élevé de bon choix, MAE très faible). L’augmentation du nombre des configurations améliore les résultats et l’erreur des sujets dans l’évaluation de leurs préférences est plus petite avec les comparaisons par paires. D’après le retour des sujets, la procédure des comparaisons par paires semble plus pratique pour l’évaluation des formes en design industriel. Finalement, la comparaison des différentes méthodes en utilisant le HoldOut favorise la méthode qui ressemble le plus au HoldOut. L’approche des comparaison par paires ressemble plus à la méthode de choix (3 produits à la fois) que l’évaluation directe (évaluation d’un seul produit). Les données issues des comparaisons par paires peuvent être utilisées directement pour appliquer l’analyse

conjointe. Nous utilisons les comparaisons par paires dans cette épreuve pour avoir des scores de préférences d'une manière différente que dans les évaluations directe pour pouvoir comparer les résultats. La fiabilité des évaluations de préférence d'un sujet est faible (influence de la procédure de recueil - erreur de répétabilité).

Avec l'analyse conjointe traditionnelle - ACT :

- Les scores de préférences de comparaisons par paires donnent un modèle plus valide que les scores obtenus par les évaluations directes.
- L'effet de la *taille du plan factoriel* sur la validité du modèle est *faible*.

Avec l'analyse conjointe discrète - ACD :

- L'effet de la *procédure de recueil* (estimation - PC) sur les résultats est *faible*.
 - Robustesse des conclusions avec l'analyse conjointe discrète,
 - Les différences des préférences entre les épreuves ont peu d'effet sur les résultats.

3.6 Conclusions

Nous avons présenté dans ce chapitre une étude sur la modélisation des préférences avec l'analyse conjointe sur une application spécifique. Nous avons présenté une étude comparative des méthodes d'analyse conjointe pour la modélisation des préférences. Deux tests de recueil des données préférences ont été conduits sur une exemple illustratif concernant les faces avant de voitures sur un panel de 25 sujets : le premier test avec la technique des évaluations directes (Ratings) et le second en se basant sur la méthode des comparaisons par paires avec la méthode de régression logarithmique des moindres carrés pour l'estimation des scores de préférence. Étant donné que le panel de sujets n'est pas très grand, on peut considérer ces tests comme des tests pilotes pour l'études des préférences et la perception des formes en design industriel.

Les résultats montrent que, pour un même sujet, la différence entre les réponses pour les deux épreuves est assez importante, ce qui implique une évaluation non fiable ou une grande influence de la procédure d'évaluation. Nous remarquons une certaine cohérence entre les valeurs moyennes des préférences suivant les deux méthodes pour le groupe des sujets, donc l'évaluation des préférences est meilleure au niveau du groupe qu'au niveau individuel.

Ensuite, deux type d'analyse conjointe ont été utilisés dans la modélisation des préférences : l'analyse conjointe traditionnelle (basée sur les évaluations) et l'analyse conjointe discrète; les comparaisons sont basées sur les utilités partielles estimées, les importances des facteurs, le MAE, le Hit Rate et l'effet du plan factoriel utilisé.



L'analyse conjointe traditionnelle montre que le choix du plan factoriel n'a pas d'effet important sur les résultats finaux. Pourtant les résultats sont plus stables avec les comparaisons par paires et la méthode est plus fiable. Dans l'analyse conjointe discrète, les résultats sont plus cohérents. L'erreur due aux scores de préférences en entrée est assez peu influente. Les interactions entre les facteurs de design n'ont pas été étudiés dans l'analyse de la variance, c'est donc un point à améliorer pour des applications futures.

Avec l'analyse conjointe, nous pouvons donc estimer les utilités partielles et les importances des facteurs de design d'un produit pour un sujet ou pour un groupe de sujets. En utilisant un modèle additif, nous pouvons donc extraire le produit dit *idéal* ou *anti-idéal*.

Finalement, pour faire la conception, on génère un produit optimal en se basant sur des facteurs discrets (Facteurs de design et des niveaux associés). Pourtant, si nous souhaitons faire une conception réaliste orientée clients, le nombre de facteurs risque d'augmenter énormément pour avoir une description réaliste, ce qui risque de rendre la modélisation très difficile. Ces résultats semblent être insuffisants pour l'étude des préférences en conception de produit. Il serait intéressant donc d'étendre l'étude sur un espace continu où l'on joue sur les variables de conception plutôt que sur les formes de base ou les facteurs de design.

Dans le chapitre suivant, nous proposons une méthode de paramétrage et de conception de produits qui sera basée sur le retour des clients, qui prend en compte les préférences et qui agit directement sur les aspects *DESIGN* des produits, c'est à dire sur les paramètres et les variables de conceptions qui le définissent (Dimensions, position, angles...). La méthode est appliquée sur un exemple issu de l'application déjà détaillée dans ce chapitre (chapitre 3) : une face avant de voiture.



4

Synthèse de formes par cartographie de préférences

4.1	Introduction	113
4.2	Méthodologie générale	115
4.3	Application	120
4.3.1	Génération d'un espace produit paramétré	120
4.3.2	Évaluation des dissimilarités	125
4.3.3	Identification Sémantique des dimensions perceptives	127
4.3.4	Évaluation des préférences	136
4.3.5	Corrélations et choix des métriques	137
4.3.6	Cartographie de préférences	141
4.3.7	Calcul des métriques du point idéal	144
4.3.8	Conclusion	148
4.4	Conclusions	149

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons étudié les procédures de recueil des préférences consommateurs ainsi que les méthodes de modélisation des préférences par analyse conjointe. Ces méthodes de modélisation des préférences reposent sur l'évaluation ou le choix effectué par un panel pour un produit parmi un ensemble de produits présentés (plan d'expérience). Ces produits sont conçus à partir de facteurs discrets (facteurs de forme, modèle, description, etc...) ce qui conduit à la définition d'un optimum de préférence dans un espace discret de solutions. Ceci peut conduire à une limitation pour la conception de formes car les variables de conception ou de *Design* n'interviennent pas dans la description du produit, ce qui rend difficile la tâche de modélisation du produit préféré.

Dans ce chapitre, nous proposons une méthode de conception de produits qui prend en compte les préférences des clients et qui repose sur une description des produits par des *variables de*

conception à valeurs réelles (Dimensions, angles...) pour la modélisation des produits. Cette méthode sera illustrée par une application sur une forme particulière de la face avant d'une voiture: *Le modèle 2D d'un phare*. Le choix de cette application fait suite au chapitre 3. Nous considérons un modèle 2D de face avant de voitures où toutes les formes sont définies (Calandre, Entrée d'air, Pare-Choc et la Forme extérieure,...) sauf les phares. Nous nous intéressons à trouver la forme des phares qui s'accorde le mieux avec ce modèle de face avant, au sens des préférences. Pour décrire une forme d'une manière très détaillée et étudier ses variations, il faut paramétrer chaque courbe qui définit cette forme. La modification de chacun des paramètres ainsi définis pourra donner naissance à une nouvelle forme, différente de la première.

La première difficulté est de définir comment paramétrer la forme. Il existe en effet une infinité de façon de paramétrer une forme géométrique, le phare pour notre application; un cercle est par exemple un modèle extrêmement simple, avec une seule variable réelle, le rayon. Ce paramétrage est très simple, mais aussi très pauvre du point de vue de la diversité des formes. Un paramétrage plus complexe pourra mettre en œuvre par exemple les courbes de Bezier. Avec ce paramétrage, plusieurs dizaines de variables pourront piloter la forme, et permettre des formes complexes. Il est possible de décrire une forme de manière très détaillée, mais cela implique de générer des centaines (voir des milliers) de variables de conception. Ceci amène à la seconde difficulté. Si le nombre de variables de conception est trop important, il sera impossible d'étudier les liens (créer un modèle) entre ces variables et les préférences de l'utilisateur à l'aide d'enquêtes, l'espace de conception étant beaucoup trop vaste. Cela nécessiterait d'évaluer des milliers de produits. Un codage parcimonieux des formes est donc nécessaire, avec un nombre limité de variables de conception. Le problème est de trouver le meilleur codage possible pour représenter les formes.

L'idée forte de ce chapitre est **qu'il faut tenir compte des perceptions** de l'utilisateur pour définir ce codage. L'hypothèse sur laquelle repose notre approche est que la préférence est une fonction des perceptions, et que les perceptions humaines d'un ensemble d'objets sont caractérisées par des dimensions perceptives interprétables. Dans ce chapitre, nous allons donc mener une étude perceptive utilisant l'analyse mutidimensionnelle pour définir un espace perceptif composé de plusieurs dimensions perceptives.

Pour trouver les **variables explicatives pertinentes** pour expliquer les préférences, nous allons dans un premier temps chercher les variables explicatives pertinentes (appelées métriques) pour expliquer les dimensions perceptives. Ensuite, nous allons construire un modèle explicatif de la préférence à l'aide de ces métriques, représentant le "codage perceptif".



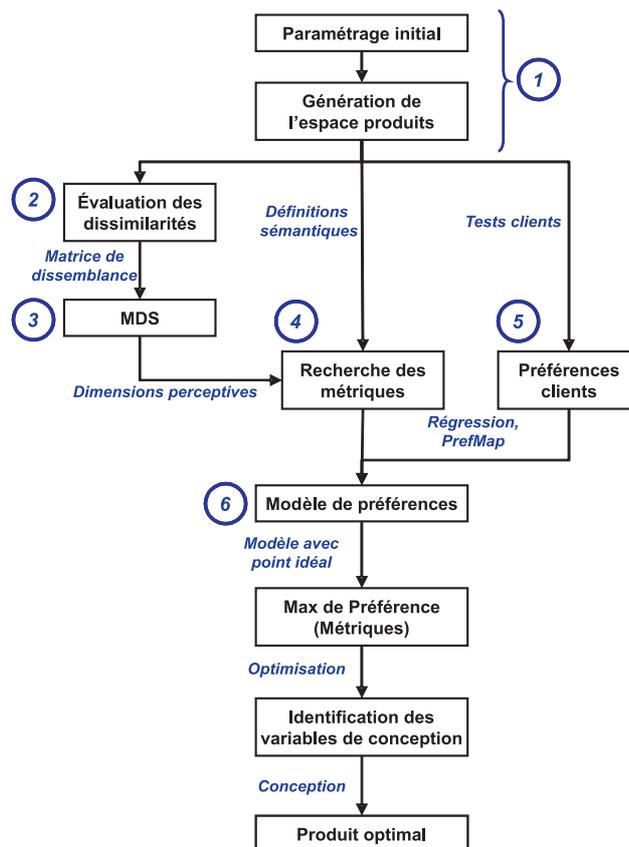
Ce chapitre se compose de deux parties : une première consacrée à une description générale de la méthode de construction d'un modèle reliant la préférence aux métriques descriptives d'une forme ; une seconde qui présente un cas d'application du design du phare d'une face avant d'automobile. Il présente donc une méthode pour trouver ce codage en tenant compte des perceptions de l'utilisateur (à la manière du format mp3 en audio, qui simplifie le signal musical en tenant compte des particularités de masquage fréquentiel et temporel de l'oreille humaine).

4.2 Méthodologie générale

La méthodologie générale proposée consiste à construire un modèle de préférences¹ qui explique la préférence par les variables descriptives des formes. Une forme géométrique peut être définie pas une infinité de paramétrages, la difficulté porte sur le choix de ces paramètres qui seront pertinents et liés directement aux perceptions et aux préférences. L'idée est d'essayer d'expliquer les préférences par des métriques : des métriques liées à la forme générale (comme la surface, l'angle d'inclinaison, moments d'inertie, etc...) ou des métriques liées aux variations de courbure (changement brusque de courbure). Ces métriques sont calculées à partir des variables de conception et expliquent directement les préférences. La méthode proposée est composée des 6 étapes, décrites dans le synoptique de la figure 4.1 suivante :

1. un modèle linéaire, quadratique...



Figure 4.1 – *synoptique général de la méthode proposée*

1. Création d'un espace produit :

A partir d'un paramétrage initial de la forme, nous générons un espace produit en donnant diverses valeurs aux variables de conception du modèle. La difficulté à ce niveau est de "couvrir au mieux" l'espace de conception. Pour définir l'espace de conception, les méthodes présentées au chapitre 2 peuvent être utilisées, pour définir différents niveaux des variables de conception. Pour représenter au mieux le domaine expérimental, des techniques telles que les hypercubes latin peuvent également être mises en œuvre (McKay *et al.*, 1979). Mais la difficulté principale est que l'espace produit doit couvrir "au mieux" l'espace de conception au sens des perceptions de l'utilisateur, et pas au sens des variables de conception. En effet, un espace produit optimal dans l'espace des variables de conception de la forme n'est pas forcément optimal dans l'espace des perceptions de l'utilisateur. Ce sujet de recherche reste à notre connaissance ouvert (Thompson et Seber, 1996).

2. Évaluation des dissimilarités :

Cette étape consiste à mener une épreuve de dissemblance perceptive entre les produits pour évaluer les distances perceptives qui les séparent. Les études sur la perception, surtout sur des

applications dans la reproduction sonore (Poirson, 2005; Lavandier, 2005) ont cherché à déterminer les critères, ou dimensions perceptives, utilisés par les auditeurs pour différencier les produits (cas des enceintes acoustiques (Lavandier, 2008)). Ces recherches ont principalement impliqué deux types de tests associés à deux techniques d'analyse statistique :

1. Différentiel sémantique associé à une analyse factorielle (Dilolon et Goldstein, 1984)
2. Comparaisons par paires et Analyse Multidimensionnelle de proximité ou *MDS* (Multi-Dimensional Scaling) (Borg et Groenen, 1997)

Pour estimer la dissemblance entre deux produits, on fait intervenir une épreuve de dissemblance associée à une analyse multidimensionnelle de proximité (MDS). La tâche consiste à demander au sujet d'estimer la dissemblance entre ces deux produits sur une échelle de 0 (produits identiques) à 1 (produits différents). Les sujets évaluent la dissemblance entre tous les modèles des produits présentés par paires pour remplir la matrice de dissimilarités D_{ij} .

3. Analyse multidimensionnelle de proximité (MDS) :

La méthode d'analyse multidimensionnelle (MDS) fait partie des méthodes statiques de traitement de données (Shepard *et al.*, 1972). L'objectif est de créer une représentation géométrique multidimensionnelle de l'organisation mentale des relations entre différents stimuli, à partir de jugements de dissemblance. Le principe est de demander aux sujets d'évaluer le degré de dissemblance entre différents stimuli présentés par paires, sur une échelle allant par exemple du plus similaire ($\delta_{ij} = 0$) au plus dissemblable ($\delta_{ij} = 1$). Pour un ensemble de N stimuli, on obtient ainsi $\frac{N(N-1)}{2}$ jugements de dissemblance (nombre de cases d'une demimatrice sans la diagonale, si l'on ne tient pas compte de l'ordre de présentation des paires). La méthode MDS consiste à faire correspondre les dissemblances perceptives δ_{ij} à des distances métriques d_{ij} au sein d'un espace géométrique : les stimuli perçus comme similaires seront donc représentés par des points voisins, tandis que les stimuli jugés dissemblables seront éloignés l'un de l'autre.

Techniquement, le but du MDS est de trouver un ensemble de points dans un espace perceptif de dimension K , tels que les distances entre eux correspondent " le mieux possible " aux dissimilarités indiquées par le sujet, en fonction d'un critère d'optimisation qui représente " l'erreur d'ajustement " des distances sur les dissimilarités. L'expression de l'équation 4.3, appelée *stress*, est une expression possible de ce critère. Elle représente la somme des différences quadratiques entre la dissimilarité et la distance, divisée par la somme des carrés des distances pour avoir un indice adimensionnel. Par exemple, si pour chaque paire de points, les distances sont parfaitement égales aux dissimilarités, alors le stress est nul. On peut choisir pour distance entre les points la distance euclidienne (équation 4.2), mais d'autres types de



distances peuvent être définies.

$$Stress = \left[\frac{\sum_i \sum_j (d_{ij} - \delta_{ij})^2}{\sum_i \sum_j d_{ij}^2} \right]^{1/2} \quad (4.1)$$

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^K (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (4.2)$$

δ_{ij} est la dissimilarité entre les stimuli i et j , donnée par le sujet, d_{ij} la distance euclidienne, x_{ik} la k^{ieme} coordonnée du stimulus i , K le nombre de dimensions de l'espace perceptif. Après calcul, chaque stimulus est représenté dans l'espace euclidien par un point $X_i(x_{i1}, \dots, x_{iK})$. L'ensemble de points $(X_i)_{i=1, \dots, N}$ fournit alors une représentation graphique de la structure des similarités perceptive entre les stimuli, la distance entre deux points-produits étant alors à l'image de la différence de perception de ces produits. Le principal avantage de cette méthode est que les tests sont basés sur une évaluation instinctive de la dissimilarité, sans imposer aucun critère ni aucune échelle sémantique prédéfinie. Par exemple, le sujet peut utiliser une échelle non linéaire pour faire ses évaluations, il peut également tenir compte d'effets de seuil et d'interaction entre certains attributs des stimuli, qu'il choisit librement.

En revanche, les dimensions de l'espace perceptif qui sont révélées par la méthode n'ont a priori pas de signification, et aucune interprétation directe n'est possible². Il existe de nombreuses variantes du MDS (Davison, 1992), nous allons voir sur un exemple une description plus précise d'une méthode et de son application pour la conception de produit.

Pour la MDS non métrique, la solution s'ajuste sur l'ordre entre les dissimilarités. Deux modèles sont possibles :

1. Ordinal(1) : La relation d'ordre entre les distances dans l'espace de représentation doit correspondre à celle des dissimilarités correspondantes. En cas de dissimilarités de même rang, aucune restriction n'est imposée sur les distances correspondantes. Autrement dit, des dissimilarités de même rang ne doivent pas nécessairement donner des distances égales dans l'espace de représentation.
2. Ordinal(2) : La relation d'ordre entre les distances dans l'espace de représentation doit correspondre à celle des dissimilarités correspondantes. En cas de dissimilarités de même rang, les distances correspondantes doivent être égales.

2. Des tests supplémentaires permettent néanmoins d'interpréter à posteriori les dimensions perceptives (méthode PROperty FITing)

Les algorithmes de MDS visent à réduire l'écart entre la matrice des dissimilarités issues des modèles et la matrice des distances obtenues dans la configuration de représentation. Dans le cas du modèle absolu, la disparité est égale à la dissimilarité de la matrice de départ. Dans le cas du modèle non métrique, le stress σ prend la valeur suivante (équation 4.3) :

$$\sigma = \left[\frac{\sum_i \sum_{j>i} (f(d_{ij}) - \delta_{ij})^2}{\sum_i \sum_j d_{ij}^2} \right] \quad (4.3)$$

f étant une transformation monotone (f inconnue).

4. Recherche des métriques expliquant les dimensions perceptives :

Après la MDS, il faut expliquer chaque dimension perceptive par des entités qui sont liées aux variables définissant la forme. Ces entités seront considérées comme des *Métriques* explicatives des perceptions liées à la forme générale d'une courbe, comme la **surface**, le facteur d'**allongement** de la courbe, les **angles** des axes principaux d'inertie, les points angulaires ou singuliers, etc....

Il existe en fait une infinité de métriques (de forme ou de courbure) qui caractérisent une forme géométrique donnée ou une courbe fermée donnée. Nous proposons de choisir et de calculer un certain nombre de ces métriques. Le choix est fait de façon à avoir un lien entre ces métriques et les différences des formes. Le coefficient de corrélation entre les valeurs de ces métriques et les dimensions de la MDS peut nous donner cette indication. Le choix des métriques est soumis à d'autres conditions aussi : en effet, les métriques que nous définissons peuvent avoir des relations entre elles, il faudra donc choisir celles qui sont les moins corrélées entre elles et qui expliquent bien les dimensions perceptives, donc celles les plus corrélées avec les dimensions perceptives. Une MDS à plusieurs dimensions peut aussi être appliquée³ sur la matrice de dissimilarités, dans ce cas, il faudrait appliquer une analyse en composante principale sur les n dimensions de la MDS et ne retenir que les 2 composantes principales qui expliquent le plus d'informations.

Pour aider à la recherche des métriques explicatives, nous pouvons utiliser les verbalisations du sujet pour interpréter " a posteriori " les attributs des produits qui expliquent les dimensions perceptives.

5. Test de préférence clients :

Cette étape consiste à faire évaluer la préférence d'un groupe de clients pour les produits

3. Pour réduire le stress de la MDS, il faut augmenter le nombre de dimensions



de l'espace produit. Comme nous l'avons vu au chapitre 3, plusieurs méthodes peuvent être mises en œuvre (évaluation de la préférence sur échelle hédonique, comparaisons par paires,...)

6. Cartographie de préférences :

La dernière étape consiste à construire un modèle pour expliquer les préférences clients par les métriques sélectionnées lors de l'étape 4. Selon le type de modèle sélectionné, un point idéal pourra être défini, permettant de définir des valeurs cibles pour les métriques du produit "idéal" ou l'optimum de préférences. Pour identifier les variables de design ou les variables de conception, il faudra utiliser une procédure d'optimisation pour concevoir la forme du phare (Un modèle de préférence peut être choisi parmi plusieurs modèle; un modèle avec point idéal est privilégié pour cette étape).

Nous proposons d'illustrer cette démarche pour le design de la forme d'un phare automobile, intégré dans la face avant. Pour ceci, nous choisissons le produit *idéal* identifié dans le chapitre 3.

4.3 Application

Pour tester la méthode proposée et identifier sa validité, nous proposons de l'appliquer sur un exemple issu du chapitre précédent, donc une face avant d'une voiture. Les résultats du chapitre 3 montrent que le phare est le facteur le plus important vis à vis des préférences clients, donc nous appliquons dans la suite la méthode proposée sur un modèle 2D du phare pour illustration.

4.3.1 Génération d'un espace produit paramétré

4.3.1.1 Paramétrage initial

Un modèle 2D des phares est initialement choisi, celui correspondant au produit idéal trouvé par l'analyse conjointe. Un paramétrage initial est proposé, utilisant deux courbes de Bézier à 4 pôles chacune (voir figure 4.2). La forme extérieure du phare est paramétrée et affichée sur le modèle de face avant de voiture choisi au chapitre 3. En se basant sur les courbes de Bézier, nous construisons le modèle présenté dans la figure 4.2 suivante :



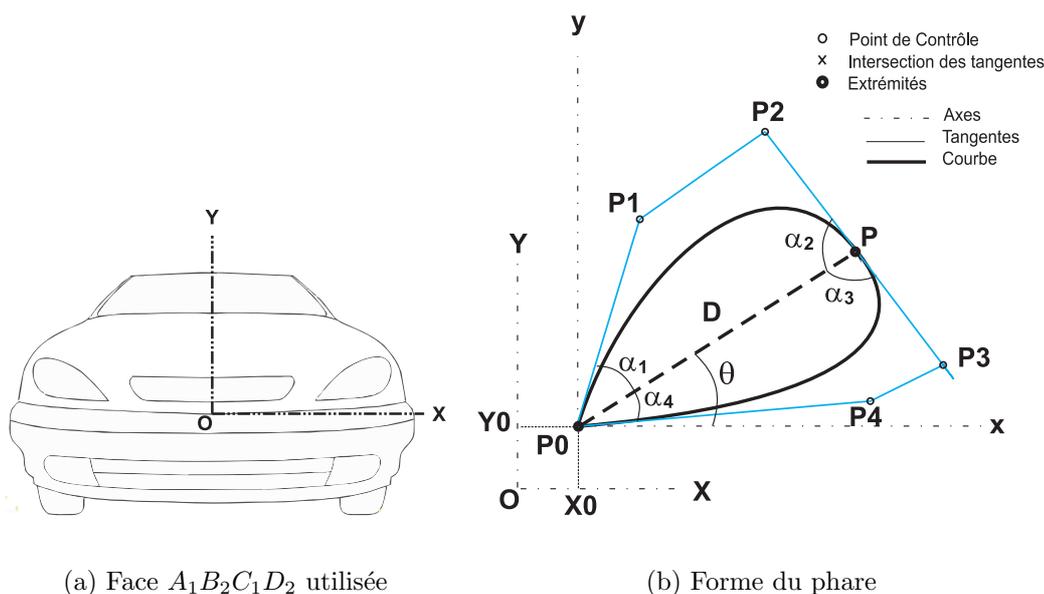


Figure 4.2 – Modèle de la face avant utilisé (a) et paramétrage initial du phare (b)

Ce modèle, défini par deux courbes de Bézier raccordées entre elles, possède 12 paramètres indépendants (les 2 coordonnées des 6 points de contrôle P_i). Les équations des deux courbes, fonctions du paramètre t , $t \in [0,1]$, sont les suivantes :

$$B_1(t) = P_0 t^3 + P_1 t^2(1-t) + P_2 t(1-t)^2 + P(1-t)^3 \quad (4.4)$$

$$B_2(t) = P t^3 + P_3 t^2(1-t) + P_4 t(1-t)^2 + P_0(1-t)^3 \quad (4.5)$$

4.3.1.2 Paramétrage secondaire de la courbe fermée

P_0, P_1, P_2, P_3, P_4 et P sont les points de contrôle des courbes et $t \in [0,1]$. Au lieu d'utiliser les coordonnées des points de contrôle (qui n'appartiennent pas à la courbe), nous allons utiliser un autre type de paramétrage plus intuitif que le premier et qui permet d'agir directement sur les formes clés de la courbe (comme les angles aux sommets, la longueur de l'axe $[P_0, P]$, etc...). Ce deuxième modèle est présenté sur la figure 4.3 suivante :



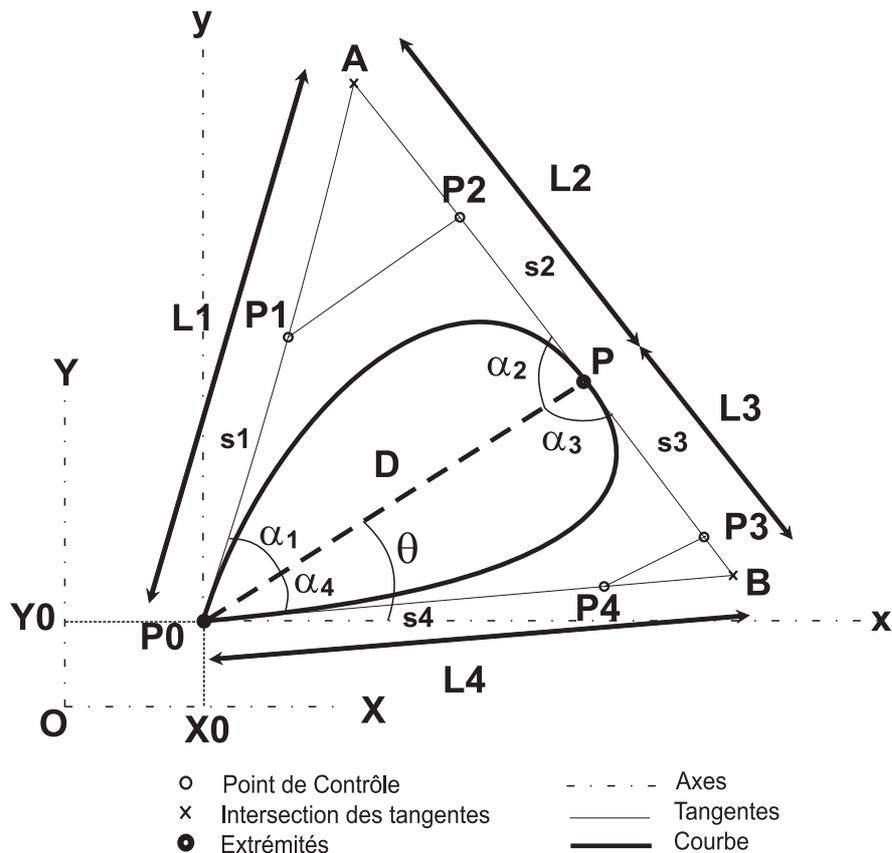


Figure 4.3 – Nouveau modèle de paramétrage

Les paramètres de ce modèle sont :

- L_i , $i = 1...4$: C'est la longueur de la tangente i de l'extrémité de la courbe jusqu'au point d'intersection avec la tangente $i + 1$
- s_i : C'est la distance entre un point de contrôle P_i et l'extrémité de la courbe la plus proche, s_i est calculée comme étant un pourcentage de L_i ($s_i \in [0,1]$, $i = 1...4$).
- α_i : Angle de la tangente i avec le segment $[P_0, P]$ qui est considéré comme l'axe du phare (ex. $L_1 = [A, P_0]$)
- D et θ : Coordonnées polaires du point P dans le repère (x, y)
- X_0 et Y_0 : Coordonnées cartésiennes du point P_0 dans le repère (X, Y)

Ce paramétrage comprends 16 paramètres au total (dont 12 paramètres indépendants). Pour tracer la courbe, il faut calculer les coordonnées des points de contrôle pour pouvoir appliquer l'algorithme de Bézier. La courbe finale est une matrice C ($2 \times n$) où la première ligne correspond aux valeurs des abscisses x des points de la courbe, et la deuxième ligne les ordonnées y , n étant un nombre de points définis par l'utilisateur ($n = \text{Résolution de la courbe}$). En effet nous discrétisons la courbe en n points de coordonnées $(x_i, y_i)_{i=1...n}$.

4.3.1.3 Coordonnées des points de contrôle en fonction du paramétrage secondaire

Les coordonnées des points de contrôle sont calculées dans le repère du phare (x,y) d'origine P_0 . L'origine du repère initial est fixé au centre de la face avant du modèle utilisé.

$$P_0 = [0; 0] \quad (4.6)$$

$$P_1 = [s_1 L_1 \cos(\theta + \alpha_1); s_1 L_1 \sin(\theta + \alpha_1)] \quad (4.7)$$

$$P_2 = [D \cos(\theta) - s_2 L_2 \cos(\alpha_2 - \theta); D \sin(\theta) + s_2 L_2 \sin(\alpha_2 - \theta)] \quad (4.8)$$

$$\begin{aligned} P_3 &= [D \cos(\theta) + s_3 L_3 \cos(\Pi - (\alpha_3 + \theta)); D \sin(\theta) - s_3 L_3 \sin(\Pi - (\alpha_3 + \theta))] \\ &= [D \cos(\theta) - s_3 L_3 \cos(\alpha_3 + \theta); D \sin(\theta) - s_3 L_3 \sin(\alpha_3 + \theta)] \end{aligned} \quad (4.9)$$

$$P_4 = [s_4 L_4 \cos(\theta - \alpha_4); s_4 L_4 \sin(\theta - \alpha_4)] \quad (4.10)$$

Les s_i sont exprimés en pourcentage des L_i , nous calculons donc les coordonnées des points L_i en fonction de D et les s_i pour définir les coordonnées des points de contrôle en fonction des paramètres suivants : $s_i, \alpha_i, X_0, Y_0, D$ et θ :

$$P_0 : x = 0$$

$$y = 0$$

$$P_1 : x = s_1 D \sin(\alpha_3) \cos(\theta + \alpha_1) / \sin(\alpha_1 + \alpha_2)$$

$$y = s_1 D \sin(\alpha_2) \sin(\theta + \alpha_1) / \sin(\alpha_1 + \alpha_2)$$

$$P_2 : x = D \cos(\theta) - s_2 D \sin(\alpha_1) \cos(\alpha_2 - \theta) / \sin(\alpha_1 + \alpha_2)$$

$$y = D \sin(\theta) + s_2 D \sin(\alpha_1) \sin(\alpha_2 - \theta) / \sin(\alpha_1 + \alpha_2)$$

$$P_3 : x = D \cos(\theta) - s_3 D \sin(\alpha_4) \cos(\alpha_3 + \theta) / \sin(\alpha_3 + \alpha_4)$$

$$y = D \sin(\theta) - s_3 D \sin(\alpha_4) \sin(\alpha_3 + \theta) / \sin(\alpha_3 + \alpha_4)$$

$$P_4 : x = s_4 D \sin(\alpha_3) \cos(\theta - \alpha_4) / \sin(\alpha_3 + \alpha_4)$$

$$y = s_4 D \sin(\alpha_3) \sin(\theta - \alpha_4) / \sin(\alpha_3 + \alpha_4)$$

4.3.1.4 Création des produits

25 produits sont générés d'une manière empirique en faisant varier les valeurs des variables de conception (paramétrage secondaire) pour essayer de couvrir la plus grand nombre de modèles tout en respectant leurs faisabilité. Le tableau D.1 dans l'annexe D donne les valeurs des variables pour chacun des 25 produits. La figure 4.4 suivante montre le programme de génération de l'espace produit où l'utilisateur fait varier les valeurs des variables qui définissent



le modèle du phare pour aboutir à de nouveaux modèles, les variations $(x(t), y(t), t \in [0,1])$ des coordonnées (x, y) des points de la courbe sont aussi données.

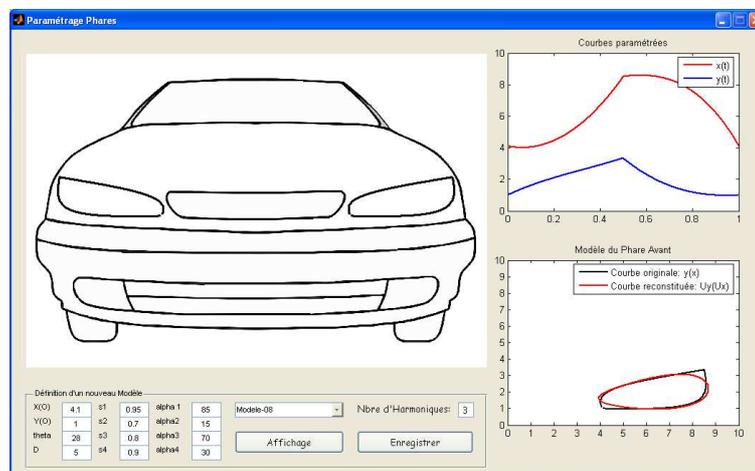


Figure 4.4 – Programme de génération de l'espace produit (Produit No. 08)

La figure 4.5 montre l'espace produit généré par le programme défini ci dessus.

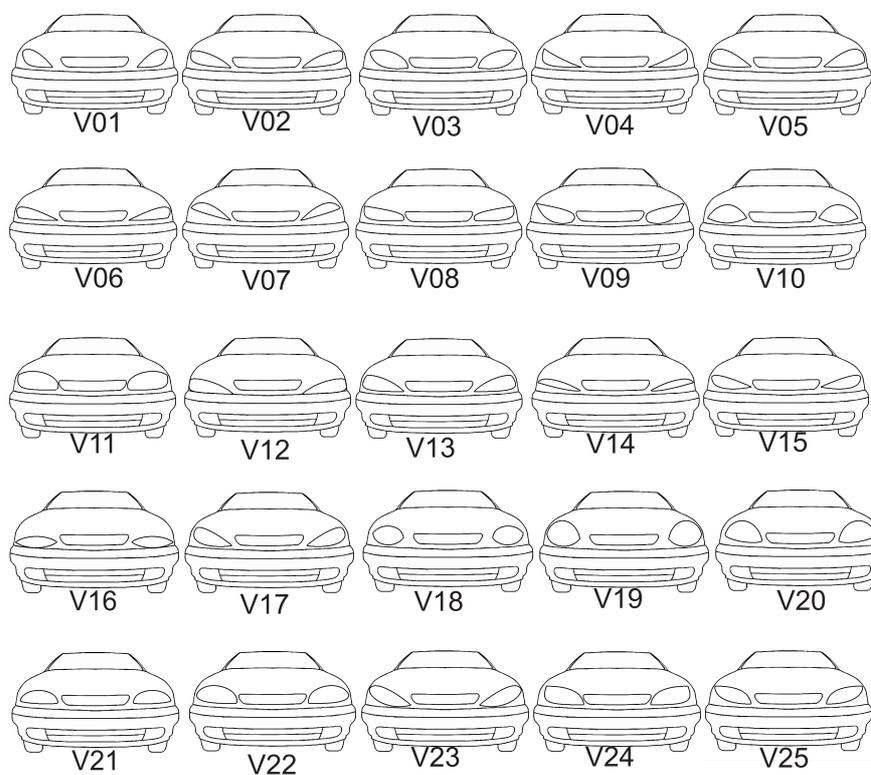


Figure 4.5 – Espace produits généré avec l'interface

4.3.2 Évaluation des dissimilarités

Après génération de l'espace produit, une épreuve de dissimilarités est menée sur tous les produits. Le nombre total n de paires évaluées est :

$$n = \frac{N \cdot (N - 1)}{2} = \frac{25 \cdot (25 - 1)}{2} = 300$$

Pour faciliter la tâche, une interface graphique programmée sous MatLab est utilisée, elle permet de comparer tous les produits en évaluant le pourcentage (%) de dissimilarité entre chaque paire comme suit :

- Deux produits jugés **Complètement Similaires** auront un pourcentage de dissimilarité de 0%,
- Deux produits jugés **Complètement Différents** auront un pourcentage de dissimilarité de 100% ou 1.

La figure 4.6 suivante montre l'interface utilisée pour évaluer les dissimilarités entre les produits.

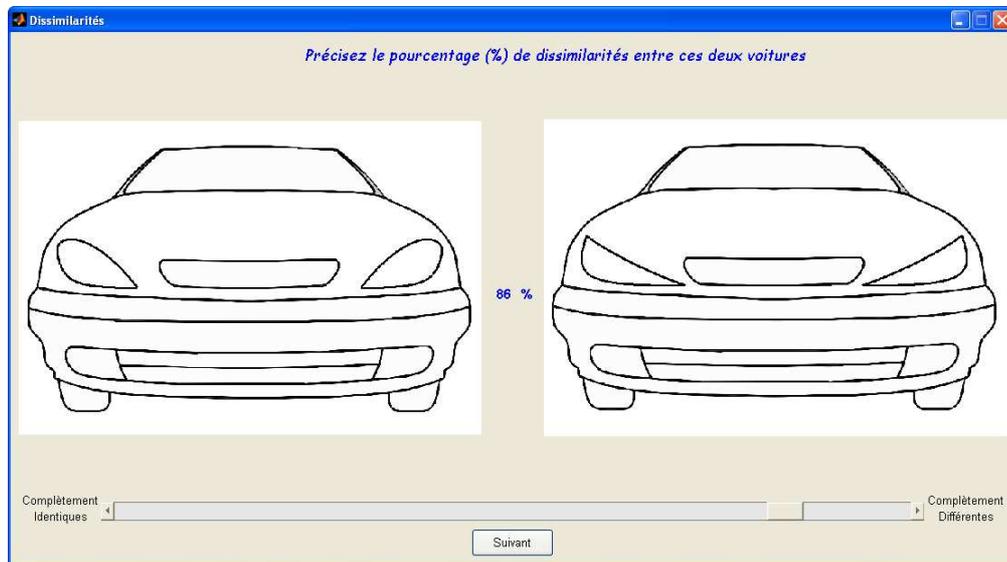


Figure 4.6 – Interface de calcul de la matrice de dissimilarités

Le tableau D.2 (présenté dans l'annexe D) donne les valeurs de pourcentage de dissimilarités entre les produits. L'épreuve de dissimilarités a été faite par un seul sujet, ce que nous jugeons suffisant pour illustrer la méthode et voir ses limites mais ce qui n'est bien sûr pas suffisant pour prouver la validité de l'approche. En fait, l'épreuve de dissemblance perceptive comporte des erreurs d'estimation de la part du sujet, ce qui impliquerait d'utiliser plusieurs sujets pour

dispenser leurs effets. Ces épreuves étant assez longues à réaliser, nous avons considéré que les données d'un seul sujet étaient suffisantes pour illustrer la méthode mais nous sommes conscients des limites de notre étude. La tâche demandée était d'évaluer la dissemblance perceptive entre les deux modèles des phares de chaque face avant.

4.3.2.1 Analyse Multidimensionnelle de proximité (MDS)

L'analyse multidimensionnelle de proximité (ou le MDS : Multidimensional Scaling) permet de passer d'une matrice de proximité (similarité ou dissimilarité) entre une série de N objets à leurs coordonnées dans un espace à K dimensions. On fixe en général K à 2 ou 3 afin de pouvoir facilement visualiser les objets en fonction de la valeur du stress.

Les dimensions de cet espace sont interprétées comme les dimensions perceptives utilisées par les sujets pour estimer les dissemblances entre les faces avant des voitures. Le tableau D.2 dans l'annexe D montre la matrice de dissemblance entre les produits, les termes D_{ij} expriment un pourcentage de dissemblance. La figure 4.7 montre la position des produits dans l'espace à deux dimensions, solution de la MDS non-métrique

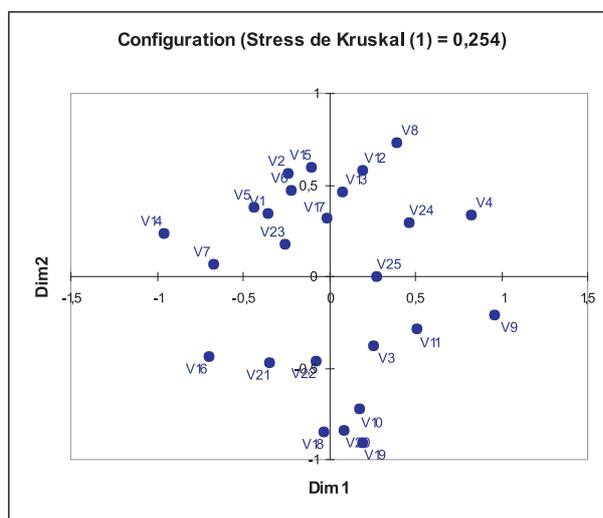


Figure 4.7 – Position des voitures dans l'espace perceptif (MDS)

Remarque :

Pour un nombre de dimensions donné, si le stress est faible, la qualité de la représentation augmente. Par ailleurs, plus le nombre de dimensions est élevé, plus le stress est faible. Nous utilisons le modèle Ordinale (1) dans notre cas, le stress brut de Kruskal est de 0.254 ce qui demande une certaine amélioration.

4.3.3 Identification *Sémantique* des dimensions perceptives

Les variables de conception ou des combinaisons de ces variables peuvent avoir un effet sur les préférences, pour cela nous proposons de définir des métriques calculées à partir des variables de conception, et qui expliquent la forme générale ou la courbure du phare, ces métriques seront directement liées aux perceptions.

L'aire à l'intérieur du contour du phare par exemple peut être un facteur qui a un effet sur les préférences, mais plusieurs formes du phare, différentes du point de vue perceptif, peuvent avoir la même aire ou la même surface intérieure, il faudra donc chercher d'autres métriques comme le facteur d'allongement du phare, l'angle d'inclinaison (ou l'angle du premier axe d'inertie), la répartition des points autour des axes principaux d'inertie, les angles aux sommets, les points singuliers⁴. Dans la suite, nous présentons les facteurs ou les métriques retenus pour l'étude perceptive du modèle du phare.

4.3.3.1 Classification Ascendante Hiérarchique (CAH)

Pour déterminer les traits perceptifs des groupes de voitures similaires, nous effectuons une *Classification Ascendante Hiérarchique (CAH)* sur la matrice des dissimilarités (figure 4.8). Cette CAH permet d'aider à la recherche des métriques explicatives des dimensions perceptives. Nous extrayons trois groupes de produits; ces produits sont classifiés par leur ressemblance suivant le carré de la distance euclidienne qui les sépare (à partir de la matrice de dissimilarités).

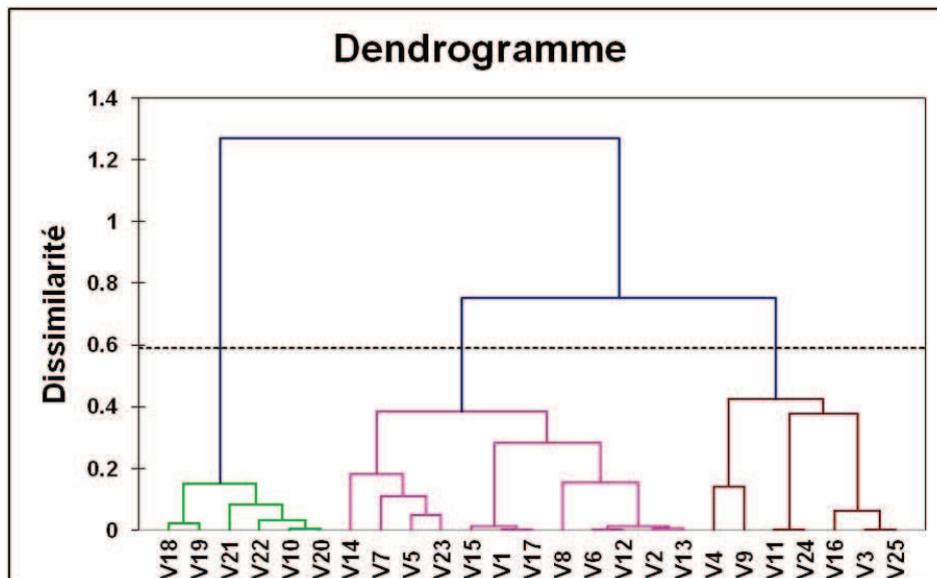
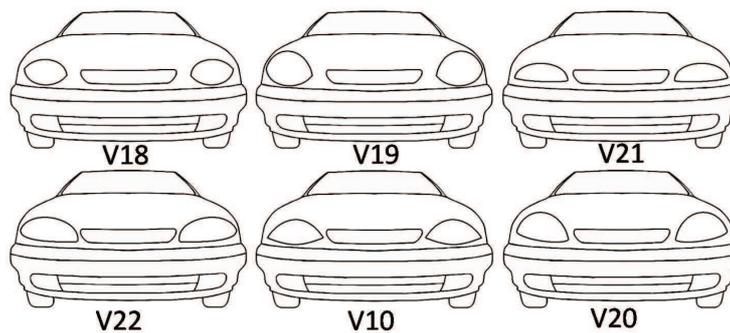


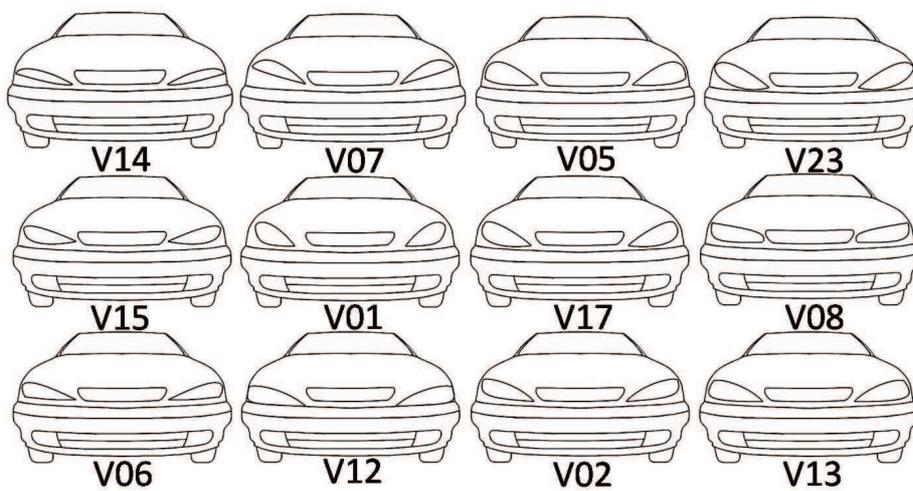
Figure 4.8 – CAH à partir de la matrice de dissemblance perceptive

Nous distinguons les trois groupes de produits présentés sur la figure 4.9 suivante :

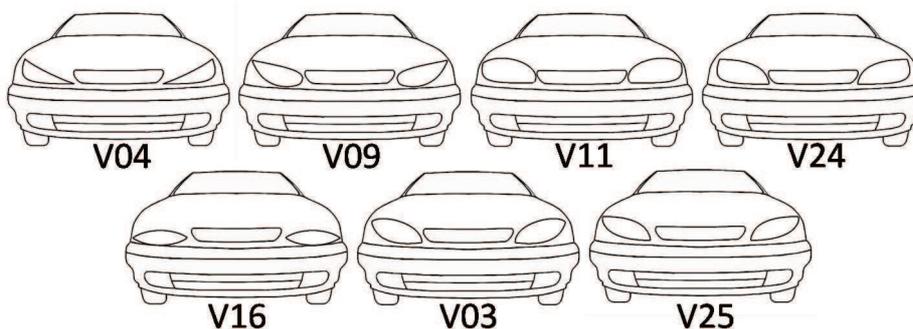
4. Un point singulier est un point ayant une discontinuité de la tangente



(a) Groupe 1



(b) Groupe 2



(c) Groupe 3

Figure 4.9 – 3 groupes de voitures extraits de la CAH

1. Des faces avant dont les phares ont une grande surface intérieure, un facteur d'allongement faible et qui présentent deux points singuliers. Ce groupe est défini par les produits



suivants : V_{18} , V_{19} , V_{21} , V_{22} , V_{10} et V_{20} .

2. Des faces avant dont les phares sont *allongés*, et qui présentent *un seul point singulier* (Coin intérieur). Ce groupe est défini par les produits suivants : V_{14} , V_{07} , V_{05} , V_{23} , V_{15} , V_{01} , V_{17} , V_{08} , V_{06} , V_{12} , V_{02} et V_{13} .
3. Des faces avant dont les phares présentent un grand facteur d'allongement et deux point singulier, avec une faible surface intérieure. Ce groupe est défini par les produits : V_{04} , V_{09} , V_{11} , V_{24} , V_{16} , V_{03} Et V_{25} .

Le problème maintenant est de trouver des métriques pour expliquer les dimensions de la MDS. Pour cela, expliquer les groupes de la CAH par des termes ou des adjectifs qui les caractérisent peut fournir une aide.

4.3.3.2 Métriques liées à la *forme générale* du phare

La surface (Aire de la surface) :

La surface du phare ou la surface intérieure de la courbe fermée dans la figure 4.3 est calculée. Nous choisissons de calculer cette surface par la formule des trapèzes. Étant donné la simplicité d'application de cette formule, l'erreur commise dans le cas d'un polynôme de degré n ($n \geq 3$) est considérée comme négligeable. L'idée est en fait d'expliquer les dimensions de l'analyse multidimensionnelle par des métriques liées à la forme géométrique du phare, un certain niveau d'erreur reste acceptable.

L'Inertie :

La surface intérieure d'une courbe fermée ne donne pas une indication suffisante sur la forme de cette courbe, nous proposons donc de calculer : l'inertie autour des axes principaux, l'étendue des axes principaux et l'angle que fait chaque axe avec l'horizontale.



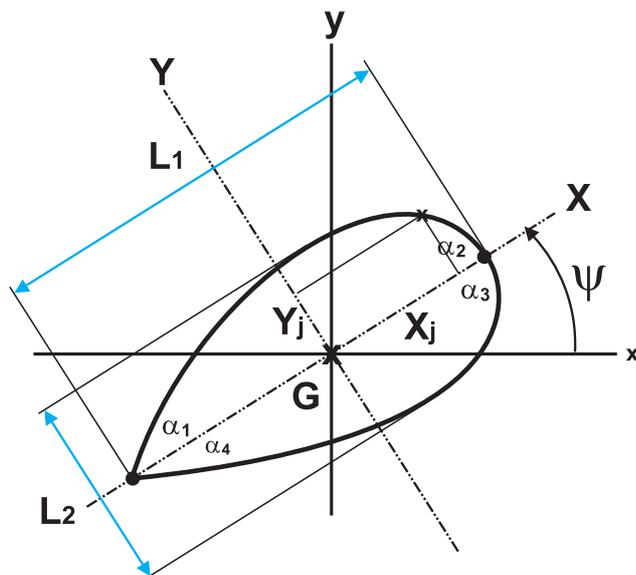


Figure 4.10 – Inertie, longueurs et angle de la courbe discrétisée

1. I_1 et I_2 : Les moments d'inertie du nuage de points (courbe discrétisée) autour des axes principaux d'inertie (nous calculons de même le rapport I_1/I_2) :

$$I_1 = \sum_{j=1}^{N_p} y_j^2$$

$$I_2 = \sum_{j=1}^{N_p} x_j^2$$

Ou x_j et y_j sont les coordonnées des points dans un nouveau repère identifié par rotation d'un angle Ψ autour du repère initial

2. L_1 et L_2 : L'étendue sur les axes principaux d'inertie, calculée de la façon suivante :

$$L_1 = \text{Max}(x_k) - \text{Min}(x_k)$$

$$L_2 = \text{Max}(y_k) - \text{Min}(y_k)$$

Ces valeurs donnent une idée sur l'allongement du phare, leur rapport (L_1/L_2) est



considéré comme facteur d'allongement :

- $L_1/L_2 \approx 1$: Le phare a une forme arrondie, proche d'un cercle
- $L_1/L_2 \neq 1$: Le phare à la forme d'une ellipse dont le plus grand axe est confondu avec l'axe principal d'inertie.

3. Ψ : L'angle de l'axe principal d'inertie : il donne une idée sur l'inclinaison du phare par rapport à l'horizontale.

4.3.3.3 Métriques liées à la *courbure* du phare (points singuliers)

Une première approche pour la recherche des mesures pertinentes vis-à-vis des perceptions consiste à rechercher des métriques qui expliquent les variations de courbures dans la forme du phare.

Les angles des sommets : α_1 , α_2 , α_3 et α_4

Les extrémité des courbes qui définissent le modèle du phare sont confondues (P_0 et P - voir figure 4.3). La somme des angles des tangentes en ces points ($\alpha_1 + \alpha_4$ pour P_0 et $\alpha_2 + \alpha_3$ pour P) est calculée aussi pour voir l'effet de l'angle de chaque sommet sur les préférences; en effet, plus cette somme est petite, plus l'angle au point considéré est aigu, et plus cette somme est grande, plus l'angle au point considéré est obtus (Une somme de 180° implique une tangente continue au point de raccordement considéré de la courbe, donc pas d'incident de courbure ou de point singulier).

A noter que ces valeurs ($\alpha_1 + \alpha_4$ et $\alpha_2 + \alpha_3$) sont directement liés aux variables de conception α_i

Coefficients de Fourier d'une courbe fermée :

Toute fonction périodique f peut être décomposée sous la forme d'une somme infinie de signaux sinusoïdaux :

$$F(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{+\infty} a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t), \quad t = \frac{2\pi}{\omega} \quad (4.11)$$

Donc, on peut considérer f comme étant la somme :

- D'un terme constant a_0
- D'un nombre infini de termes sinusoïdaux appelés harmoniques



L'harmonique de rang n est :

$$u_n(t) = an \cos n\omega t + bn \sin n\omega t = A_n \cos(n\omega t - \phi_n) \quad (4.12)$$

- $A_n = \sqrt{a_n^2 + b_n^2}$ représente l'amplitude
- $\frac{2\pi}{n\omega}$ représente la période
- ϕ_n représente la phase
- $\frac{n\omega}{2\pi}$ représente la fréquence

Si on représente l'amplitude A_n des différents harmoniques en fonction de leurs fréquences $\frac{n\omega}{2\pi} = nf_0$ (n varie de $-\infty$ à $+\infty$ et f_0 de $\frac{\omega}{2\pi}$ à $\frac{1}{T}$) on obtient un diagramme en bâtons appelé spectre de fréquences du signal.

Il est souvent intéressant de caractériser un signal par son spectre de fréquences. En effet, celui-ci met en évidence l'importance du fondamental ainsi que la décroissance plus ou moins rapide des amplitudes des harmoniques de rang élevé. Il peut aussi servir à déterminer le nombre d'harmoniques nécessaires pour transmettre *la quasi totalité* de l'énergie du signal (notion de bande passante...).

En analyse d'images, les coefficients de Fourier sont utilisés pour représenter un contour fermé dans le domaine fréquentiel (Kuhl, 1982). En effet, un contour fermé situé dans le plan peut en fait être considéré comme un signal périodique : en coordonnées paramétriques dans le plan (x,y) , un contour fermé est donné par les fonctions $x(t)$ et $y(t)$. En opérant une transformée de Fourier sur les fonctions $x(t)$ et $y(t)$, il est possible de représenter le contour par ses coefficients de Fourier. Les coefficients de Fourier contiennent toute l'information sur le contour, mais cette information n'est pas uniformément distribuée : en particulier, les coefficients correspondant aux basses fréquences correspondent à la forme générale du contour ; les hautes fréquences correspondent aux détails et variations fines du contour. Ce qui fait que perceptivement, on ne perd pas beaucoup d'information utile en ne considérant que les premières harmoniques d'un contour : avec très peu de coefficients, on reconstruit grossièrement un contour très similaire. L'intérêt des coefficients de Fourier réside dans le fait que la majeure partie de l'information sur la forme générale du contour est située sur les harmoniques de basse fréquence. De ce fait, ils permettent de représenter un contour complexe avec un minimum de variables (les coefficients de Fourier correspondants aux basses fréquences). Le second intérêt des coefficients de Fourier est l'invariance par translation, rotation et mise à l'échelle du contour considéré.

Dans notre application, concernant les phares, nous pouvons décrire le contour du phare par



deux fonctions discrètes $x[n]$ et $y[n]$, qui représentent les coordonnées dans le plan (O,x,y) des N points discrétisés situés sur le contour.

La transformée de Fourier discrète de ces deux fonctions s'écrit (Auger, 1999) :

$$\begin{aligned} x[n] &= \sum_{k=0}^{N-1} tfx[k] e^{j2\Pi \frac{kn}{N}} \\ y[n] &= \sum_{k=0}^{N-1} tfy[k] e^{j2\Pi \frac{kn}{N}} \end{aligned}$$

Les suites de coefficients $tfx[k]$ et $tfy[k]$ sont les coefficients de la transformée de Fourier discrète, appelés coefficients de Fourier du contour fermé. Ils sont donnés par :

$$\begin{aligned} tfx[k] &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-j2\Pi \frac{kn}{N}} \\ tfy[k] &= \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y[n] e^{-j2\Pi \frac{kn}{N}} \end{aligned}$$

De manière pratique, nous avons utilisé l'algorithme de la transformée de Fourier rapide (fonction Matlab *fft*) pour déterminer les coefficients de Fourier. Il est possible de reconstruire une courbe fermée à partir de ses coefficients de Fourier (transformée de Fourier inverse - fonction Matlab *ifft*). En particulier, il peut être intéressant de ne considérer que les h premiers coefficients de Fourier de la courbe :

1. Si $h = 1$: La courbe est une ellipse. Dans ce cas, nous perdons trop d'informations sur les courbures et les angles de la courbe initiale.
2. si $h > 1$: La courbe s'approche de la courbe initiale. Plus h est élevé, plus la courbe de la transformée inverse se rapproche de la courbe initiale.

En effet, plus on prend d'harmoniques pour la transformée inverse, plus on s'approche de la courbe initiale, la transformée inverse du premier harmonique de la transformée de Fourier d'une courbe fermée donne une ellipse. Dans notre cas, celui d'un phare considéré comme courbe fermée, nous avons remarqué que la transformée inverse des 3 premiers harmoniques (suivant x et suivant y) nous donne une courbe très proche de la courbe initiale. Ces trois harmoniques suffisent pour donner une idée sur les singularités et les incidents de courbures dans la forme du phare.



La figure 4.11 suivante montre un modèle de phare tracé dans le plan (x,y) et le modèle du même phare en appliquant la transformée inverse *ifft* sur les deux courbes $x(t)$ et $y(t)$ mais en gardant les h premiers harmoniques.

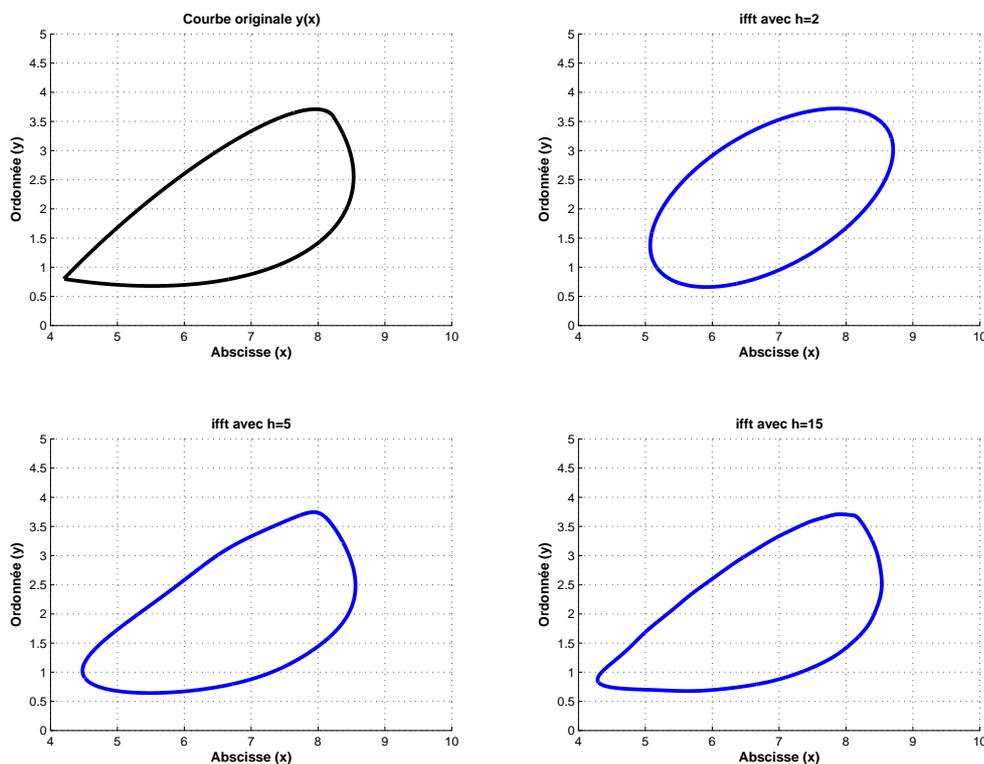


Figure 4.11 – Phares reconstruits avec différentes valeurs de h : $h = 2$, $h = 5$, et $h = 15$

On remarque que quand h est élevé, donc quand on applique la transformée de Fourier inverse sur un nombre élevé d'harmoniques, la courbe reconstruite est très proche de la courbe initiale (Courbe bleu pour $k = 15$ et courbe originale (en noir) sont presque identiques). De cette manière, on réduit l'information en gardant ce qui est perceptivement important dans la forme.

Le CGS-Centre de gravité spectral :

Utilisé surtout en acoustique, le centre de gravité spectral (CGS par la suite) est la première dimension de l'espace des timbres et est corrélé avec la perception de la brillance du son. Il

est défini de la façon suivante (équation 4.13) :

$$CGS = \sum_{k=1}^N \frac{kA_k}{A_k} \quad (4.13)$$

Avec : A_k = Amplitude de l'harmonique k .

L'analyse de Fourier est appliquée sur les deux courbes paramétrée $x(k)$ et $y(k)$, donc nous déduisons 2 CGS :

$$CGS_x = \sum_{k=1}^N \frac{k.tfx[k]}{tfx[k]}$$

$$CGS_y = \sum_{k=1}^N \frac{k.tfy[k]}{tfy[k]}$$

Plus le CGS est grand, plus la courbe présente des points singuliers ou des variations de courbures. Plus le CGS est proche de 1, plus la courbe est lisse et proche d'un cercle, donc ne présente pas de variations de courbures brusques.

4.3.3.4 Bilan

Les métriques ainsi proposées sont divisées en deux groupes :

1. Des métriques liées à la forme générale
2. Des métriques liées aux incidents de courbures de la forme ou discontinuité de la tangente

Ces métriques sont intéressantes dans la compréhension du lien entre les perceptions et les variables géométriques. La surface, le CGS , les moments d'inertie et leur rapport, les longueurs des axes d'inertie et leur rapport, ainsi que l'angles des tangentes et des axes d'inertie permettent d'avoir une idée globale sur tout l'aspect *Modèle* de la forme. De même, l'utilisation de la transformée inverse de Fourier permet de simplifier la forme et le paramétrage ainsi que de supprimer le bruit dans la forme de la courbe.



4.3.4 Évaluation des préférences

Pour étudier les préférences consommateurs, nous proposons de simuler les scores de préférences d'un consommateur avec une fonction définie à priori, au lieu de faire un test réel avec un panel. Cette démarche, outre qu'elle permet de gagner du temps, nous permettra d'avoir un modèle ajustable et paramétrable. Nous définissons un modèle de préférence quadratique (un paraboloïde...) avec un point idéal (Point optimum). La validation complète de la méthode nécessitera bien entendu des tests avec un panel de sujets, en situation réelle.

4.3.4.1 Définition d'une fonction de préférence

La fonction préférence choisie pour "simuler" un sujet est construite dans l'espace des dimensions perceptives issues du MDS. En notant D_1 et D_2 les deux premières dimensions perceptives, l'équation définissant les préférences du sujet virtuel est la suivante :

$$P(D_1, D_2) = a.D_1 + b.D_2 + c.(D_1^2 + D_2^2) + d \quad (4.14)$$

Ce modèle correspond à un paraboloïde (modèle circulaire), avec un point optimal dont les coordonnées du point optimal sont :

$$\begin{aligned} D_{1-opt} &= \frac{-a}{2c} \\ D_{2-opt} &= \frac{-b}{2c} \end{aligned}$$

Sachant que :

- Si $c > 0$: Le paraboloïde est ouvert vers le haut, nous avons donc un minimum de préférence, cas d'un sujet "rejetteur".
- Si $c < 0$: Le paraboloïde est ouvert vers le bas, nous avons donc un maximum de préférence, cas d'un sujet "préféreur".

Pour fixer notre fonction de préférence, nous avons défini à priori un point idéal qui est situé au milieu du nuage de points de la MDS ayant les coordonnées $D_{1-opt} = 0.3$ et $D_{2-opt} = 0.2$, et nous calculons les valeurs des coefficients a , b , et c correspondants. Les valeurs des coefficients



sont : $a = 0.6$, $b = 0.4$ et $c = -1$. Comme c est négatif, le paraboloidé présente donc un point maximal (maximum de préférences) comme présenté sur la figure 4.12 suivante :

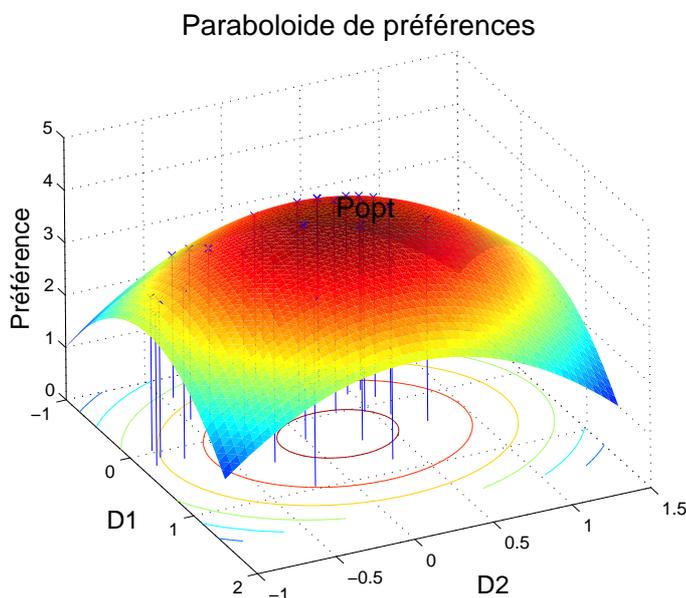


Figure 4.12 – *Paraboloidé des préférences simulées*

Les scores de préférences des 25 produits (Tableau 4.1) sont alors simulées par la fonction de préférence ainsi définie (équation 4.3.4.1 ci dessus). Ces scores seront utilisés plus tard pour la cartographie de préférences pour illustrer la méthode proposée.

Produit	Pref	Produit	Pref	Produit	Pref	Produit	Pref	Produit	Pref
V_1	-0.315	V_6	-0.212	V_{11}	-0.145	V_{16}	-1.283	V_{21}	-0.744
V_2	-0.292	V_7	-0.824	V_{12}	-0.026	V_{17}	0.016	V_{22}	-0.448
V_3	-0.203	V_8	-0.164	V_{13}	0.010	V_{18}	-1.078	V_{23}	-0.178
V_4	-0.162	V_9	-0.475	V_{14}	-1.452	V_{19}	-1.108	V_{24}	0.095
V_5	-0.445	V_{10}	-0.740	V_{15}	-0.190	V_{20}	-1.000	V_{25}	0.091

Tableau 4.1 – *Les scores de préférence simulés pour les 25 produits modélisés*

4.3.5 Corrélations et choix des métriques

Les métriques définies (Surface, L_1 , L_2 , Ψ , I_1 , I_2 , CGS_x , CGS_y , tf_{x_1} , tf_{x_2} , tf_{x_3} , tf_{y_1} , tf_{y_2} , tf_{y_3} , L_1/L_2 , I_1/I_2 , $\alpha_1 + \alpha_4$ et $\alpha_2 + \alpha_3$) sont donc des candidates pour expliquer les dimensions perceptives de la MDS. Il faut maintenant sélectionner quelles métriques seront utilisées dans le modèle de préférence, expliquant les préférences " simulées ". Deux contraintes principales



sont nécessaires pour le modèle de préférence :

- il doit être parcimonieux, c'est à dire qu'il doit nécessiter l'estimation d'un nombre faible de coefficients, donc employer le moins de métriques que possible,
- il doit avoir un pouvoir explicatif suffisant, c'est à dire qu'il doit expliquer une grande partie de l'information de préférence. En d'autres termes, il doit s'ajuster le mieux possible sur les données de préférence.

Pour sélectionner les métriques à retenir, nous proposons de choisir celles qui sont les plus corrélées avec les dimensions de la MDS, et qui sont les moins corrélées entre elles.

4.3.5.1 Test de significativité du coefficient de corrélation R

Pour tester si une corrélation est significativement différente de 0 ($H_0 : R = 0$), nous pouvons calculer la statistique t (équation 4.15) :

$$t = R \sqrt{\frac{n-2}{1-R^2}} \quad (4.15)$$

Cette statistique suit une loi de Student à $n - 2$ degrés de liberté, de qui donne la valeur du coefficient de corrélation R au seuil α (équation 4.16) :

$$R = \sqrt{\frac{t^2}{n-2+t^2}} \quad (4.16)$$

n étant le nombre d'observations.

t est calculé par la loi de Student inverse avec une probabilité α et un nombre n de degrés de liberté :

Dans notre cas, pour $\alpha = 5\%$, $t = 2.06$ et la valeur seuil du coefficient de corrélation est $R = 0.395$; cette valeur seuil a été utilisée pour déterminer les métriques significativement corrélées aux dimensions perceptives. Quand la valeur absolue du coefficient de corrélation $|R| > 0.395$, cette corrélation est significativement différente de 0. Le signe de R indique si la métrique est corrélée positivement (pour un R positif) ou négativement (pour un R négatif) avec la dimension de la MDS. Le tableau 4.2 suivant montre les métriques les plus corrélées (positivement et négativement) avec les dimensions de la MDS.



	Corrélation positive $R > 0$	Corrélation négative $R < 0$
D_1	Surface, L_2 , tf_{y_2}	tf_{x_1} , L_1/L_2 , $\alpha_2 + \alpha_3$
D_2	L_1 , I_2 , CGS_x , tf_{x_3} , L_1/L_2	Surface, L_2 , I_1 , tf_{y_2} , I_1/I_2 , $\alpha_1 + \alpha_4$

Tableau 4.2 – Métriques les plus corrélées avec les dimensions de la MDS

Seules 13 métriques ont un coefficient de corrélation $|R| > 0.395$, ces coefficients sont indiqués dans le tableau D.5 de l'annexe D. Néanmoins, le nombre des métriques est trop élevé, donc une réduction de ce nombre est indispensable. Nous proposons 3 méthodes présentées dans la suite pour réduire le nombre des métriques.

4.3.5.2 Méthode 1 : Métriques les plus corrélées à l'espace perceptif et les moins corrélées entre elles

Pour identifier les métriques les plus corrélées avec l'espace des dimensions perceptives $D_{1,2}$, nous calculons le coefficient de détermination $R^2(M_i, D_{1,2})$ entre la métrique M_i et l'espace des dimensions. Le coefficient $R^2(M_i, D_{1,2})$ est le coefficient de détermination de la régression linéaire multiple, expliquant M_i par D_1 et D_2 selon le modèle : $M_i = a.D_1 + b.D_2 + c$. Plus ce coefficient est élevé, plus les dimensions (D_1, D_2) expliquent M_i . Il faut de plus que les métriques ne soient pas corrélées entre elles, donc il faut avoir un coefficient de corrélation $R(M_i, M_j)$ minimal entre la métrique M_i et la métrique M_j , ($i \neq j$). Nous cherchons donc les 2 métriques M_i et M_j qui maximisent le coefficient K suivant :

$$K = |R(M_i, D_{1,2})| + |R(M_j, D_{1,2})| - |R(M_i, M_j)| \quad (4.17)$$

- $R(M_i, D_{1,2})$ étant le coefficient de corrélation⁵ de la métrique M_i avec l'espace des dimensions de la MDS $D_{1,2}$ donné dans le tableau 4.3 ci dessous.
- $R(M_i, M_j)$ est le coefficient de corrélation de Pearson entre les métriques M_i et M_j ⁶

Avec la valeur maximale de K (K_{max}), nous réduisons le nombre des métriques à 2. Dans notre cas, les 2 métriques sélectionnés sont : la *Surface* et le centre de gravité spectral suivant x : CGS_x . (Les valeurs de K pour chaque paire de métriques sont affichées dans le tableau D.6 dans l'annexe D).

5. $R = \sqrt{R^2}$, R^2 obtenu par la régression linéaire des métriques sur les 2 dimensions

6. Voir le tableau D.5 dans l'annexe D pour les valeurs des coefficients de corrélation



Métriques	R^2	Métriques	R^2	Métriques	R^2
Surface	0.451	CGS_x	0.719	tfy_2	0.398
L_1	0.465	CGS_y	0.159	tfy_3	0.023
L_2	0.620	tfx_1	0.329	L_1/L_2	0.541
Angle	0.021	tfx_2	0.097	I_1/I_2	0.582
I_1	0.604	tfx_3	0.511	$\alpha_1 + \alpha_4$	0.641
I_2	0.281	tfy_1	0.050	$\alpha_2 + \alpha_3$	0.185

Tableau 4.3 – Coefficient de détermination R^2 des métriques sur l'espace $D_{1,2}$

4.3.5.3 Méthode 2 : Métriques ayant le plus grand R^2 pour un modèle circulaire

La deuxième méthode pour sélectionner les métriques à prendre en compte dans le modèle de préférence consiste à trouver les métriques les plus corrélées à l'espace perceptif non pas avec un modèle linéaire (comme pour la méthode 1), mais avec un modèle circulaire (modèle à point idéal). En effet, la position des phares dans l'espace perceptif n'est pas forcément une fonction linéaire (strictement monotone) d'une métrique : rien ne s'oppose à ce que la position dans l'espace perceptif soit une fonction quadratique (avec un extremum) d'une métrique (par exemple : situé au centre de l'espace perceptif, on trouve les phares avec une grande surface ; plus on s'éloigne du centre, plus les phares ont une faible surface). Si la réalité perceptive est sur ce modèle, la méthode 1 précédente ne permettra pas de sélectionner les "bonnes" métriques explicatives. Pour cette raison, nous cherchons donc les métriques les plus corrélées à l'espace perceptif avec un modèle circulaire ; il faut noter à ce niveau que le modèle circulaire inclut le modèle linéaire (vectoriel) précédent.

Nous appliquons une régression linéaire pour expliquer chaque métrique par les deux dimensions D_1 et D_2 de la MDS en s'ajustant sur un modèle circulaire de la forme :

$$M = \alpha D_1 + \beta D_2 + \gamma(D_1^2 + D_2^2) + \delta \quad (4.18)$$

Le tableau 4.4 suivant montre les valeurs des coefficients de régression R^2 pour chaque métrique dans l'espace (D_1, D_2) .



Métrique	R^2	Métrique	R^2	Métrique	R^2
Surface	0.580	CGS_x	0.720	tfy_2	0.480
L_1	0.476	CGS_y	0.216	tfy_3	0.046
L_2	0.663	tfx_1	0.346	L_1/L_2	0.663
Angle	0.025	tfx_2	0.099	I_1/I_2	0.586
I_1	0.639	tfx_3	0.515	$\alpha_1 + \alpha_4$	0.659
I_2	0.288	tfy_1	0.170	$\alpha_2 + \alpha_3$	0.435

Tableau 4.4 – Coefficients de détermination des métriques sur l'espace (D_1, D_2)

Nous choisissons les k métriques ayant le plus grand coefficient de détermination R^2 sur les dimensions D_1 et D_2 pour un modèle circulaire. Dans notre cas, nous fixons k à 5 et nous identifions 5 métriques qui ne soient pas très corrélées entre elles. Les métriques suivantes ont le plus grand R^2 : CGS_x , L_2 , L_1/L_2 , $\alpha_1 + \alpha_4$ et I_1 , mais L_2 et I_1 sont très corrélées positivement entre elles ($R_{(L_2, I_1)} = 0.983$) et négativement corrélées avec L_1/L_2 , donc ces deux métriques seront éliminées.

Les 5 métriques retenues sont finalement : *Surface*, CGS_x , L_1/L_2 , $\alpha_1 + \alpha_4$ et I_1/I_2 .

4.3.6 Cartographie de préférences

La cartographie des préférences permet d'expliquer les scores de préférences simulés suivant un modèle donné (Modèle Vectoriel, Circulaire, Elliptique ou Quadratique). Deux modèles sont ajustés, en utilisant les métriques sélectionnées avec les 2 méthodes précédentes.

4.3.6.1 Modèle sur le premier ensemble de métriques (méthode 1)

Le modèle utilise les 2 métriques identifiées par la première méthode : La *Surface* et le CGS_x , le meilleur modèle de préférence (au sens de la statistique de Fisher) est un modèle elliptique avec point idéal : il correspond à un phare ayant une surface $Surface_{opt}$ et un $(CGS_x)_{opt}$ donné dans le tableau 4.5 suivant :

Y	Modèle	type de point	R^2	$Surface_{opt}$	$(CGS_x)_{opt}$	P_{value} (F-test)
Pref	Elliptique	Point Idéal	0.686	8.878	1.313	0.019

Tableau 4.5 – Sélection du modèle et des métriques du point optimal



L'équation du modèle est donnée par :

$$P = C^t e + \alpha (\text{Surface}) + \beta (\text{CGS}_x) + \gamma (\text{Surface}^2) + \delta (\text{CGS}_x^2)$$

$$P = -150.385 + 1.534 (\text{Surface}) + 220.032 (\text{CGS}_x) - 0.087 (\text{Surface}^2) - 83.773 (\text{CGS}_x^2)$$

Le coefficient de régression R^2 est élevé $R^2 = 0.686$, le modèle explique 68.6% de la préférence et le P_{value} est de 0.019, donc le test est significatif au seuil de 5%. La valeur de la surface appartient à l'intervalle des surfaces des produits de l'espace produit. Ce modèle nous donne donc une indication sur la forme du phare optimal vis à vis des préférences. Ces deux valeurs sont des consignes aux concepteurs pour concevoir le phare.

4.3.6.2 Modèle sur le deuxième ensemble de métriques (méthode 2)

Le second modèle utilise les 5 métriques sélectionnées par la méthode 2. Étant donné le nombre important de métriques, nous avons réalisé une ACP de ces métriques et construit une cartographie par régression sur les composantes principales. L'ACP (figure 4.13) est appliquée sur la matrice ($\text{Produits} \times \text{Métriques}$) pour s'ajuster sur les dimensions principales et non sur les métriques elles mêmes. Le meilleur modèle (au sens de F) est un modèle circulaire (voir tableau 4.6) à point idéal ou optimum de préférences.

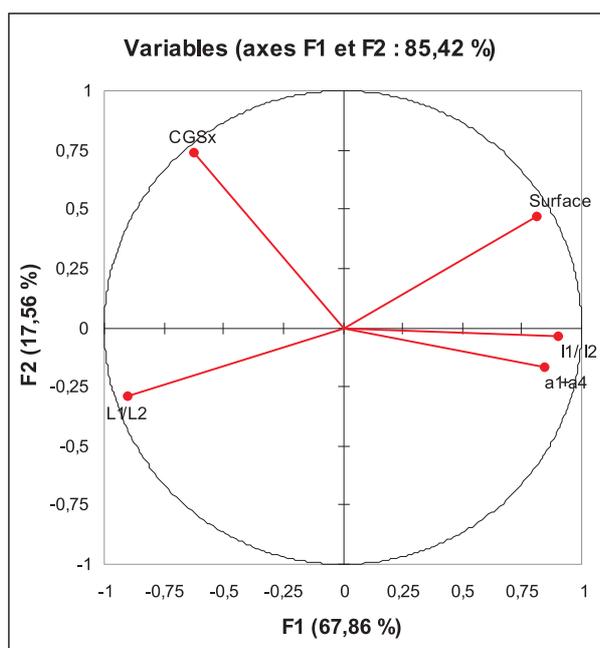


Figure 4.13 – ACP des métriques

Y	Modèle	type de point	R^2	F_{1-opt}	F_{2-opt}	P_{value} (F-test)
Préférences	Circulaire	Point Idéal	0.729	-0.383	3.326	0.009

Tableau 4.6 – Sélection du modèle et des coordonnées du point optimal sur (F_1, F_2)

La probabilité P est très faible ($P = 0.009$) et le test est significatif au seuil de 5%. Ce modèle s'ajuste mieux sur les préférences. R^2 est meilleur que celui de la méthode 1, R^2 explique 72.9% de la préférence. L'équation du modèle est :

$$P = C^t e + \alpha \times (F_1) + \beta \times (F_2) + \gamma \times (F_1^2 + F_2^2)$$

$$P = 0.360 - 0.065 \times (F_1) + 0.561 \times (F_2) - 0.084 \times (F_1^2 + F_2^2)$$

La figure 4.14 suivante montre la surface de préférence et la position du point idéal de coordonnées $(F_{1_{opt}}, F_{2_{opt}})$:

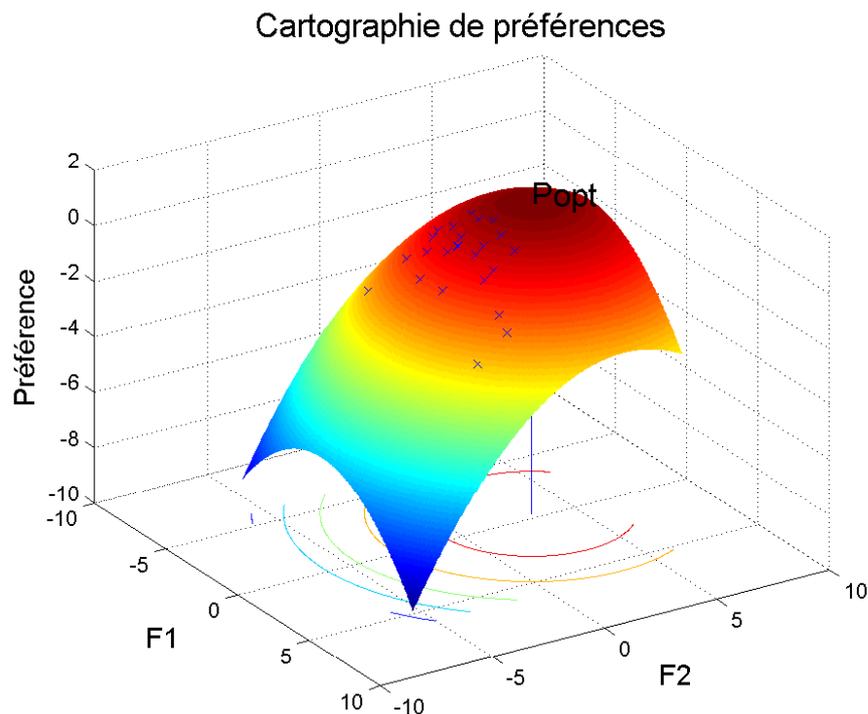


Figure 4.14 – Cartographie de préférences avec le point idéal

Ayant les coordonnées du point idéal sur les 2 axes F_1 et F_2 , il faut maintenant trouver des valeurs correspondantes pour les métriques du point idéal. Nous utilisons deux méthodes différentes pour évaluer les métriques du point idéal à partir de leurs coordonnées dans le plan factoriel.



4.3.7 Calcul des métriques du point idéal

La cartographie de préférences appliquée sur les composantes principales de l'ACP nous donne les coordonnées du point optimal sur les composantes principales F_1 et F_2 . Le problème est maintenant de trouver des valeurs des métriques qui correspondent à ce point idéal. Il n'y a bien sûr pas d'unicité de solution à ce problème puisque le point idéal est défini par 2 valeurs (F_{1opt}, F_{2opt}) et qu'il faut déterminer 5 valeurs (les 5 métriques). Nous utilisons deux méthodes pour résoudre ce problème :

4.3.7.1 ACP Inverse

L'analyse en composante principale donne les coordonnées des produits sur les composante principale. La position de chaque produit dans le plan des observations de l'ACP n'est autre qu'une combinaison linéaire (équation 4.19) des valeurs des observations (les métriques) sur lesquelles l'ACP a été appliquée :

$$\mathbf{f} = M \times \mathbf{v} \quad (4.19)$$

Avec :

- $i = 1 \rightarrow k$, k étant le nombre des métriques (Composantes principales de l'ACP)
- $j = 1 \rightarrow n$, n étant le nombre de produits
- \mathbf{f} : Le vecteur des coordonnées du produit j sur les k composantes principales de l'ACP
- M : La matrice ($k \times k$) des vecteurs propres (tableau 4.7)
- \mathbf{v} : Le vecteur de dimension (k) des valeurs des observations sur lesquelles l'ACP est appliquée (les métriques)

	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5
CGS_x	-0.341	0.788	0.114	-0.492	0.089
L_1/L_2	-0.488	-0.311	0.323	0.050	0.747
$\alpha_1 + \alpha_4$	0.458	-0.182	0.742	-0.450	-0.068
I_1/I_2	0.491	-0.039	-0.518	-0.422	0.558
<i>Surface</i>	0.441	0.498	0.253	0.612	0.345

Tableau 4.7 – Matrice M des vecteurs propres de l'ACP

La figure 4.13 montre que les 2 composantes F_1 et F_2 de l'ACP expliquent 85.42% de l'information ce qui est important. La cartographie de préférences donne en résultats les coordonnées du point idéal suivant ces deux composantes (Voir tableau 4.6 ci dessus). Ayant 5 métriques,



il faut trouver la solution d'un système de 2 équations à 5 inconnues, il existe donc une infinité de solutions. Pour résoudre ce problème, les coordonnées du point idéal suivant les composantes principales restantes F_3 , F_4 et F_5 seront fixées à zéro (la valeur moyenne de tous les phares), le problème est alors de résoudre le système 4.20 de 5 équations à 5 inconnues suivant :

$$\begin{pmatrix} -0.383 \\ 3.326 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.341 & -0.488 & 0.458 & 0.491 & 0.441 \\ 0.788 & -0.311 & -0.182 & -0.039 & 0.498 \\ 0.114 & 0.323 & 0.742 & -0.518 & 0.253 \\ -0.492 & 0.050 & -0.450 & -0.422 & 0.612 \\ 0.089 & 0.747 & -0.068 & 0.558 & 0.345 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} (CGS_x)_{opt} \\ (L_1/L_2)_{opt} \\ (\alpha_1 + \alpha_4)_{opt} \\ (I_1/I_2)_{opt} \\ (Surface)_{opt} \end{pmatrix} \quad (4.20)$$

La matrice des vecteurs propres étant inversible, la solution du système 4.20 est donnée par :

$$\mathbf{f} = M \times \mathbf{v} \Rightarrow \mathbf{v} = M^{-1} \times \mathbf{f}$$

En d'autres termes :

$$\begin{pmatrix} (CGS_x)_{opt} \\ (L_1/L_2)_{opt} \\ (\alpha_1 + \alpha_4)_{opt} \\ (I_1/I_2)_{opt} \\ (Surface)_{opt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2.7505 \\ -0.8479 \\ -0.7821 \\ -0.3178 \\ 1.4862 \end{pmatrix} \quad (4.21)$$

A noter que ces valeurs sont centrée et réduits (ACP normée), nous avons besoins des valeurs non centrées et non réduits, il faut donc multiplier la matrice solution 4.21 par l'**écart type** et ajouter la **moyenne** de chaque métrique. Les valeurs des écarts types et les moyennes sont calculées est affichées dans le tableau 4.8 suivant :

	Moyenne	Écart-Type
CGS_x	1.258	0.057
L_1/L_2	2.239	0.727
$\alpha_1 + \alpha_4$	82.280	37.198
I_1/I_2	0.336	0.202
$Surface$	7.666	1.901

Tableau 4.8 – Moyennes et écart types des métriques



D’où la solution suivante⁷ (solution 4.22) :

$$\begin{pmatrix} (CGS_x)_{opt} \\ (L_1/L_2)_{opt} \\ (\alpha_1 + \alpha_4)_{opt} \\ (I_1/I_2)_{opt} \\ (Surface)_{opt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.4148 \\ 1.6226 \\ 53.1863 \\ 0.2718 \\ 10.5062 \end{pmatrix} \quad (4.22)$$

Ce modèle donne plus d’informations que le premier modèle (valeurs de 5 métriques au lieu de 2) sur le modèle du phare optimal mais au prix d’hypothèses simplificatrices. Cependant, le modèle de préférence s’ajuste sur les composantes principales de l’ACP et non sur les métriques ; de même nous avons perdu un pourcentage de l’information : en effet, les composantes F_1 et F_2 expliquent 85.42% des préférences et les valeurs des composantes F_3 , F_4 et F_5 ont été annulées pour résoudre le système, donc 14.58% de l’information est perdu. Nous proposons d’utiliser la méthode du barycentre, détaillée dans la suite, pour le calcul des métriques du point idéal

4.3.7.2 Méthode du barycentre

Pour la définition du point optimal à partir de la cartographie des préférences, il existe une autre méthode (Danzart *et al.*, 2004), cette méthode considère le produit optimal O comme étant le barycentre de trois produits réels existants A , B et C affectés des poids α , β et γ respectivement. Ces trois produits sont les produits les plus proches du point O sur la surface de préférence. Les valeurs des métriques du point optimal seront alors les valeurs des métriques des produits A , B et C affectés des poids α , β et γ respectivement. Cependant, la cartographie de préférences est appliquée sur les composantes principales de l’ACP qui est appliquée sur les métriques qui définissent l’espace produit, nous avons uniquement 2 coordonnées (suivant les 2 composantes principales), donc nous avons besoin d’une troisième équation pour avoir une solution unique du système; la somme des poids α , β et γ est alors fixée à 1. Le problème revient donc à la résolution du système 4.23 de 3 équations à trois inconnues suivant :

$$\begin{aligned} \alpha(F_1)_A + \beta(F_1)_B + \gamma(F_1)_C &= (F_1)_O \\ \alpha(F_2)_A + \beta(F_2)_B + \gamma(F_2)_C &= (F_2)_O \\ \alpha + \beta + \gamma &= 1 \end{aligned} \quad (4.23)$$

7. La surface est calculée à une unité près, L_1/L_2 est un rapport de longueur (donc sans unités), $\alpha_1 + \alpha_4$ et $\alpha_2 + \alpha_3$ sont calculés en degré

D'après la cartographie de préférences, les produits les plus proches du point optimal sont les produit V_5 , V_{12} et V_{13} . L'ACP donne la position de ces trois points sur les deux composantes principales F_1 et F_2 (tableau 4.9 suivant) :

	F_1	F_2
V_5	-0.194	1.513
V_{12}	-1.504	1.328
V_{13}	-0.765	1.233

Tableau 4.9 – Coordonnées de V_5 , V_{12} et V_{13} sur le plan factoriel

Les coordonnées du point optimal O sont déjà données dans le tableau 4.6. Le système d'équations sera alors :

$$\begin{aligned} -0.194\alpha - 1.504\beta + -0.765\gamma &= -0.383 \\ 1.513\alpha + 1.328\beta + 1.233\gamma &= 3.326 \\ \alpha + \beta + \gamma &= 1 \end{aligned}$$

La résolution de ce système donne :

$$\begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6.054 \\ 4.164 \\ -9.218 \end{pmatrix}$$

Nous multiplions ensuite les métriques des 3 points V_5 , V_{12} et V_{13} par α , β et γ respectivement, on obtient alors les valeurs des métriques pour le point idéal O (Solution 4.24)

$$\begin{pmatrix} (CGS_x)_{opt} \\ (L_1/L_2)_{opt} \\ (\alpha_1 + \alpha_4)_{opt} \\ (I_1/I_2)_{opt} \\ (Surface)_{opt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6.054 & 4.164 & -9.218 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1.337 & 1.937 & 55 & 0.449 & 8.261 \\ 1.349 & 2.604 & 47 & 0.228 & 7.713 \\ 1.331 & 2.177 & 55 & 0.316 & 7.797 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} (CGS_x)_{opt} \\ (L_1/L_2)_{opt} \\ (\alpha_1 + \alpha_4)_{opt} \\ (I_1/I_2)_{opt} \\ (Surface)_{opt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.437 \\ 2.505 \\ 21.687 \\ 0.755 \\ 10.262 \end{pmatrix} \tag{4.24}$$



4.3.8 Conclusion

Les valeurs des métriques calculées par cette deuxième méthode sont très proches des valeurs des métriques des produits de l'espace produit. Ces valeurs semblent tout à fait cohérentes pour la conception du modèle du phare. Le calcul des variables de conception de la forme du phare peut se faire par des méthodes d'optimisation par contraintes qui ne seront pas évoquées dans ce travail.

Toutefois, en utilisant le programme conçu pour générer notre espace produit (figure 4.4), nous avons essayé de modifier les variables de conception pour générer une forme d'un phare qui satisfait les métriques du produit optimal. Nous obtenons 2 produits *A* et *B* affichés sur les figures 4.15 et 4.16 suivantes, sans pouvoir satisfaire l'ensemble des métriques :

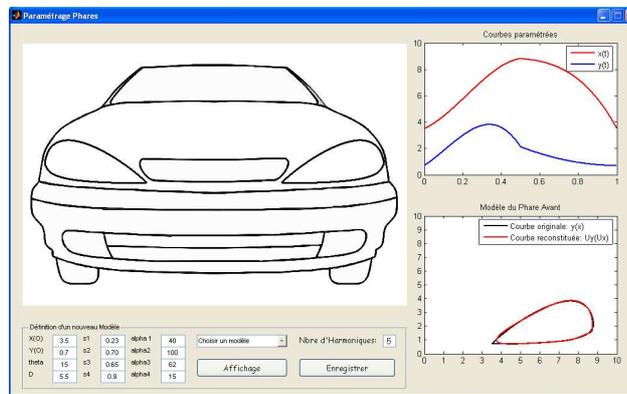


Figure 4.15 – *Produit A* satisfaisant $Surface_{opt}$ et $(CGS_x)_{opt}$

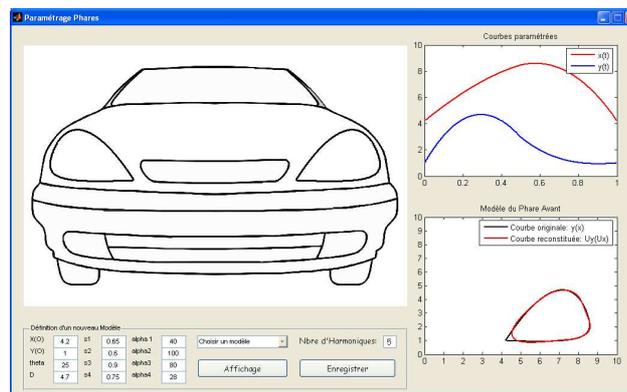


Figure 4.16 – *Produit A* satisfaisant $Surface_{opt}$ et $(I_1/I_2)_{opt}$

Les variables de conception de ces deux produits sont présentées sur les figures, les valeurs des métriques sont affichées dans le tableau 4.10 suivant :

	Phare A	Phare B
CGS_x	1.330	1.294
L_1/L_2	2.036	1.417
$\alpha_1 + \alpha_4$	55.00	68.00
I_1/I_2	0.332	0.754
<i>Surface</i>	10.268	11.114

Tableau 4.10 – Valeurs des métriques pour les 2 modèles conçus

La conception de ces deux modèles, proches du modèle optimal, prouve la possibilité de faire la conception de la forme du phare. Elle présente deux solutions parmi une ensemble de solutions possibles. Une procédure d'optimisation (optimisation par contrainte par exemple) est nécessaire pour identifier les variables de conception qui donnent les valeurs des métriques optimales.

4.4 Conclusions

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode pour la conception de produits basée sur les préférences, illustrée par une application spécifique; le design de la forme d'un phare. Pour une forme 2D donnée, nous avons défini un modèle de paramétrage qui couvre un grand nombre de modèle similaires et permet de les visualiser. Plusieurs modèles de préférences ont été utilisés, le modèle circulaire avec point idéal donne des valeurs des métriques pour le point idéal donc une indication sur ce point, nous sommes alors au stade d'explication du produit optimal et non à la phase de sa conception. Les deux méthodes utilisées pour revenir aux variables de conception (l'ACP inverse et la méthode du barycentre) donnent des résultats différents, deux conclusions peuvent être tirés :

1. L'ajustement des modèles n'est pas suffisant,
2. L'hypothèse d'annuler les valeurs du point idéal sur le reste des composantes principales provoque la perte de 13% d'information ce qui n'est pas négligeable.

Les points clés de cette méthode sont les suivantes :

- L'utilisation de l'analyse multidimensionnelle et de la CAH permettent de différencier un espace produit donné et de le regrouper en groupes de produits identiques perceptivement,
- La nature du paramétrage utilisé pour visualiser une forme permet d'avoir le contrôle directement sur les variables de conception (angles, distances,...),
- La méthode permet d'expliquer une forme donnée, paramétrée, par des métriques qui seront liées aux perceptions. Nous définissons donc un lien entre les aspects perceptifs



- d'une forme et les variables géométriques. Ce point peut être assez utile pour comprendre l'aspect esthétique d'une forme donnée et sa relation avec l'aspect géométrique,
- En utilisant la cartographie des préférences et les métriques, nous avons fourni une description sur les formes optimales,
 - L'utilisation des préférences client dans toutes les phases de cette méthode permet donc de faire une conception orientée vers le client et qui l'intègre dans le processus de conception du produit.

Cette méthode est adaptable à l'application proposée mais demande encore l'amélioration de certaines étapes comme par exemple :

- La génération de l'espace produit (faite empiriquement),
- La procédure de recherche des métriques qui expliquent les dimensions de la MDS et qui seront utilisées pour la cartographie des préférences,
- Le calcul des variables de conception à partir des valeurs des métriques.

La première perspective du travail sera d'utiliser des méthodes de génération d'espaces comme par exemple la méthode des hypercubes latins pour couvrir tout l'espace des variables de conception d'une forme et surmonter le point faible de génération d'un espace produit empirique.

Pour concevoir le produit idéal, il faudra déterminer les variables de conception du produit, les variables qui définissent les courbes $2D$ du modèle. Ayant les métriques (métriques de forme ou de courbure), nous avons déjà des indications sur le modèle idéal, il faut alors passer par le chemin inverse qui définit les variables à partir des métriques, il existe plusieurs méthodes pour cela :

- Méthode de discrétisation des valeurs des variables qui définissent l'espace produit initial,
- Méthode d'optimisation par contraintes : définir des contraintes géométriques comme par exemple l'espace défini pour la position du phare dans le cas d'un design de faces avant de voitures ou par exemple, ou des contraintes de faisabilité techniques pour la forme du phare.

La simulation des scores de préférences pour un sujet nous a permis de générer rapidement des préférences en accord avec les perceptions. Il faudra tester la validité de la méthode avec des scores de préférences issus d'un test réel avec un panel de sujets et pas par simulation à partir d'une équation de préférences.

La dernière perspective de travail sera de trouver les limites de validité de cette méthode en l'appliquant sur des formes plus complexes que celle du phare ou bien dans d'autres domaines



d'application que le design pour améliorer la démarche.

Finalement, il est intéressant de continuer la démarche sur tous les facteurs qui définissent la face avant d'une voiture et peut être pousser cette application pour des modèle en *3D*.



Conclusions et Perspectives

Les travaux présentés dans ce rapport ont abordé la prise en compte des préférences des clients dans la conception de produits. Les méthodes proposées ont été illustrées par deux applications concernant le design de formes :

1. La première concerne le design des faces avant des voitures, la modélisation des formes "clés" de ce produit et le design de la forme du phare,
2. La deuxième est une application dans l'horlogerie, qui étudie le design des montres masculines et la recherche des attributs de design déterminants de ce type de produit.

Les travaux menés au cours de cette thèse présentent plusieurs apports dans le domaine de la conception orientée client, les méthodes développées pouvant être utilisées dans d'autres domaines d'application.

Dans un premier temps, nous avons élaboré deux méthodes pour la génération de l'espace produit, espace sur lequel vont porter les tests utilisateurs (évaluation de la préférence) :

- La première méthode se base sur l'utilisation d'une liste d'attributs sémantiques pour décrire un ensemble de produits par un panel d'utilisateurs, puis par une analyse factorielle pour représenter l'espace sémantique et une classification ascendante hiérarchique pour déterminer les catégories principales des produits et les prototypes de chaque catégorie. Les attributs sémantiques sont définis a priori et doivent être représentatifs des différences perceptives entre les produits. La génération de l'espace produit est ensuite possible en donnant différents niveaux aux facteurs de design du prototype (chapitre 3), ou en opérant des modifications sur les dimensions des formes du prototype (chapitre 4). Cette méthode a été appliquée sur les faces avant de voitures et plus particulièrement sur le design du phare.
- La seconde méthode commence par une épreuve de tri libre sur un ensemble de produits, puis la définition de catégories et de prototypes à l'aide d'une classification ascendante hiérarchique. Une épreuve d'identification itérative par comparaison permet à l'utilisateur d'identifier les attributs de design des formes qui sont déterminants dans la perception. Pour chaque catégorie de produit, les attributs définitoires et spécifiques sont ensuite déterminés. Cette méthode permet, par l'identification des facteurs de design

du produit les plus prépondérant vis à vis des perceptions, de proposer un paramétrage pertinent de la forme (qui prend en compte l'essentiel et qui laisse de côté les détails de la forme). Nous avons appliqué cette méthode sur le design des montres (chapitre 2).

Ces deux méthodes permettent de remplir un manque identifié dans la littérature sur le Kansei engineering, pour lequel les espaces produits sont générés de manière non justifiée, voire aléatoire. La contribution majeure de ces méthodes est qu'elles permettent d'intégrer les perceptions de l'utilisateur pour la création de l'espace produit et la création d'un modèle paramétré. Elles constituent une première tentative de relier le paramétrage des formes géométriques aux perceptions des utilisateurs, et de fournir un paramétrage parcimonieux et adapté. En perspective, il s'agira de comparer et de tester plus en profondeur ces méthodes, et de les adapter aux formes tridimensionnelles. L'application pourra être étendue sur toute les formes définissant une voiture : *La silhouette* (Yannou *et al.*, 2008; Cagan *et al.*, 2003), la face arrière, l'intérieur ou finalement un modèle virtuel en 3D.

Dans un second temps, nous avons étudié les phases de recueil et de modélisation des préférences. A partir d'un espace produit virtuel généré à l'aide de la méthode précédente, deux méthodes de recueil des données des préférences ont été examinées et comparées, mettant en œuvre un panel de 25 sujets :

- L'évaluation directe des préférences clients sur une échelle d'intervalle,
- La comparaison par paires des produits suivant une échelle de catégorie, utilisant la régression logarithmique des moindres carrés pour l'estimation des scores de préférence et des matrices creuses de comparaison. Pour la recherche des paires de produits à comparer, nous avons mis en œuvre le critère de D-optimalité propre aux plans d'expérience. Cette contribution est originale et permet un choix adapté des paires de produits à comparer.

Les résultats obtenus montrent des différences importantes entre les réponses d'un même sujet suivant l'épreuve. L'influence de la procédure d'évaluation sur le résultat est importante. Les deux procédures donnent des résultats plus cohérents au niveau du groupe qu'au niveau individuel, D'après les commentaires des sujets, l'utilisation des comparaisons par paires est plus intuitive que les évaluations directes.

Deux méthodes de modélisation des préférences ont ensuite été comparées sur l'exemple des faces avant de voiture :

- L'analyse conjointe traditionnelle, avec utilisation de l'analyse de la variance pour estimer les importances des facteurs de design et les utilités partielles de leurs niveaux,
- L'analyse conjointe discrète, basée sur un choix discret entre un ensemble de produits.



La comparaison de ces deux méthodes de modélisation a été effectuée selon les critères suivants : les valeurs des utilités partielles, l'importance des facteurs de design, le pourcentage de bons choix dans les réponses des sujets, l'erreur moyenne absolue (MAE) et l'effet du plan factoriel utilisé. La conclusion principale est que l'analyse conjointe discrète donne des résultats plus stables que ceux obtenus avec l'analyse conjointe traditionnelle. Nous avons montré comment utiliser ces méthodes pour concevoir un produit idéal du point de vue des préférences du client. Bien sûr, nous sommes conscients que l'exemple a uniquement valeur d'illustration et qu'une étude beaucoup plus complète devrait être menée pour la conception industrielle ou le relookage (*Restyling*) d'une face avant de voiture. En particulier, le faible nombre de sujets interrogés, ne permet pas d'envisager la création de catégories. Dans les deux méthodes, l'interaction entre les facteurs n'a pas été prise en compte. Une perspective du travail serait d'étudier cet effet car la pratique du design laisse à penser que l'interaction entre les attributs du design d'un produit est significative (on peut aimer les huîtres et le chocolat mais détester les huîtres au chocolat).

Le dernier chapitre du rapport a présenté une nouvelle méthode pour la conception de formes basée sur les préférences des clients. Un modèle de paramétrage a été défini pour le produit en question, à savoir les phares des faces avant de voitures. La méthode se base tout d'abord sur l'évaluation des dissemblances perceptives des produits, puis sur la construction d'un espace perceptif par l'analyse multidimensionnelle de proximité. L'objectif de cette phase est de définir des métriques, calculées à partir des variables géométriques de conception, qui expliquent les perceptions. La méthode proposée se base ensuite sur la cartographie des préférences pour expliquer les scores de préférences par les métriques. Nous utilisons un modèle circulaire avec point idéal pour cette tâche. Cependant, plusieurs modèles peuvent être utilisés : modèle quadratique, elliptique, etc... La validité de chacun de ces modèles peut être testée suivant l'application.

Le point fort de la méthode réside dans la définition d'un modèle entre les variables de conception et les préférences, qui permet directement de faire de la " conception guidée par les préférences ". Un travail complémentaire sera à réaliser sur la procédure d'identification des métriques, et sur l'utilisation de modèles linéaires (régression PLS) ou non linéaires pour la création du modèle de préférence.

Une première perspective d'amélioration de cette méthode serait de trouver une procédure systématique de recherche des métriques qui expliquent les formes modélisées. L'analyse des verbalisations des utilisateurs peut fournir dans ce cadre une aide importante. Une autre perspective d'amélioration de la méthode consiste à trouver une procédure de calcul des variables de conception à partir des métriques. Jusqu'à présent, notre méthode s'arrête au stade



de la description du produit idéal par les métriques optimales ou par une ou plusieurs relations entre les métriques. Il faudra passer par exemple par une procédure de programmation par contrainte ou par une méthode d'optimisation pour trouver les variables de conception nécessaires à la modélisation de la forme.

Une deuxième perspective du travail serait d'améliorer la procédure de définition de l'espace produit défini d'une manière empirique; il faudra passer par des méthodes comme celle décrite au chapitre 2, ou utilisant les hyper cubes latins ([Grossoa et al., 2008](#)) pour couvrir de manière complète l'espace de variation des variables de conception.

Les différents exemples présentés dans ce rapport permettent de montrer comment améliorer la conception de produits "Orientée clients" et assister les designers dans leur travail. L'utilisation des interfaces graphiques et des outils de réalité virtuelle (Logiciels CAO, VRML,...) est un plus, original, utilisé dans les tests d'évaluation de préférence et le recueil des résultats. Un soin particulier a été apporté dans les exemples à la conception des interfaces de test, utilisant toutes l'ordinateur, et à la présentation des images virtuelles.

La dernière perspective du travail serait d'améliorer les différentes méthodes proposées et de voir leurs limites par différentes applications en faisant appel à un grand nombre d'utilisateurs pour les tests. L'utilisation d'espaces produits de grandes dimensions pour augmenter la variabilité des formes est un point à aborder. La réalité virtuelle peut proposer une aide intéressante dans ce cadre. Le développement de différentes interfaces et de modules de traitement permettra de simuler l'immersion sensorielle de l'utilisateur et ses interactions avec un produit virtuel.





Références

- Akao, Y., 1993, “QFD, Prendre en compte les besoins du client dans la conception du produit,”
- Astruc, C., 2007, *Étude des contextes d'évaluations pour une étude hédonique en analyse sensorielle. Application aux véhicules en condition de roulage*, Ph.D. Thesis, Thèse de doctorat en sciences alimentaire, AgroParisTech.
- Auger, F., 1999, *Introduction à la théorie du signal et de l'information*, éditions technip ed., Sciences et Technologies.
- Aungst, S., Barton, R., et Wilson, D., 2003, “The virtual integrated design method,” *Quality Engineering* Vol. 15, pp. 565–579.
- Blumenthal, D., 2002, *Contribution à la caractérisation de produits complexes non anonymes. Application à l'évaluation du confort de l'habitacle avant des véhicules automobiles*, Ph.D. Thesis, Thèse de doctorat en sciences alimentaire (ENSIA).
- Borg, I. et Groenen, P., 1997, “Modern multidimensional scaling. Theory and applications,”
- Bouchard, C., Lim, D., et Aoussat, A., 2003, “Development of a KANSEI ENGINEERING SYSTEM for Industrial design: Identification of input data for KES,” *Journal of the Asian Design International Conference* Vol. 1, tsukuba International Congress Center, Japan.
- Bradley, R. et Terry, M., 1952, “Rank analysis of incomplete block designs : the method of paired comparisons,” *Biometrika* Vol. 39, pp. 324–345.
- Cagan, J., Mc Cormack, J.-P., et Vogel, C., 2003, “Capturing the essence of a product's brand through a shape grammar representation,” stockholm, Suède.
- Caroll, J., 1972, “Individual differences and multidimensional scaling. in Shepard, Romney, Nerlove.” *Multidimensional scaling: theory and application in the behavioral sciences* Vol. 1, pp. 105–155.
- Chakraborty, G., Ball, D., Gaeth, G., *et al.*, 2002, “The ability of ratings and choice

- conjoint to predict market shares. A Monte Carlo simulation,” *Journal of Business Research* Vol. 55, no. 3, pp. 237–249.
- Chuang, M. et Ma, Y., 2001, “Expressing the expected product images in product design of micro-electronic products,” *International Journal of Industrial Ergonomics* Vol. 27, pp. 233–245.
- Dagher, A. et Petiot, J.-F., 2007a, “Perceptions, préférences et design industriel. Exemple d’un design de montres orienté client,”
- Dagher, A. et Petiot, J.-F., 2007b, “Study of the correlations between user preferences and design factors: application to cars front-end design,”
- Dagher, A., Petiot, J.-F., et Guyon, H., 2008, “Elicitation and modeling of customers’ preferences in industrial design: A comparative study on vehicle front end,”
- Danzart, M., Siefferman, J., et Delarue, J., 2004, “New developments in preference mapping techniques: finding out a consumer’s optimal product, its sensory profile and the key sensory attributes,” davis-USA.
- Darmon, R. et Rouziès, D., 1991, “Internal validity assessment of conjoint estimated attribute importance weights,” *Journal of the Academy of Marketing Science* Vol. 19, no. 4, pp. 315–322.
- David, H., 1988, “The method of paired comparisons,”
- Davison, M., 1992, “Multidimensional Scaling,” malabar, Florida.
- De Graan, J., 1980, “Extensions to the multiple criteria analysis of T. L. Saaty,”
- De Rouvray, A., Bassereau, J.-F., Duchamp, R., *et al.*, 2006, “Signes sensoriels clés et significations associées : vers la création d’un pont entre le marketing et le design,” marrakech, Maroc.
- De Sarbo, W., De Soete, G., et Eliasaberg, J., 1987, “A new stochastic multidimensional unfolding model for the investigation of paired comparison consumer preference/choice data,” *Journal of Economical Psychology* Vol. 8, pp. 357–384.
- De Soete, G. et Carroll, J., 1983, “A maximum likelihood method for fitting the wandering vector model,” *Psychometrika* Vol. 48, no. 4, pp. 533–566.
- Depledt, F. et Strigler, F., 1998, *Évaluation sensorielle, manuel méthodologique*, 2nd ed., Techniques et documentations, Lavoisier, collection STAA.
- Dilolon, W. et Goldstein, M., 1984, “Multivariate analysis. Methods and applications,”
- Droesbeke, J.-J., Fine, J., et Saporta, G., 1997, *Plans d’expériences, applications à l’entreprise*, technip ed., Techniques et documentations, Lavoisier.
- Faber, N., Mojet, J., et Poelman, A., 2003, “Simple improvement of consumer fit in



- external preference mapping,” *Food Quality and Preference* Vol. 14, pp. 455–461, marrakech, Maroc.
- Fanchon, J., 1994, “Guide des Sciences et Technologies Industrielles,”
- Fukushima, K., Kawata, H., Fujiwara, Y., *et al.*, 1995, “Human sensory perception oriented image processing in a color copy system,” *International Journal of Industrial Economics* Vol. 15, no. 1, pp. 63.
- Giordano, J., 1998, “Module conception à l’écoute du client,” *Institut Renault de la Qualité et du Management* pp. 6–115.
- Green, P., Carroll, J., et Goldberg, S., 1981, “A general approach to product design optimization via conjoint analysis,” *Journal of Marketing* Vol. 43, pp. 17–35.
- Green, P. et Rao, V., 1971, “Conjoint measurement for quantifying judgmental data,” *Journal of Marketing Research* Vol. 8, pp. 355–363.
- Green, P. et Srinivasan, V., 1978, “Conjoint Analysis in Consumer Research: Issues and Outlook,”
- Green, P. et Srinivasan, V., 1990, “Conjoint analysis in marketing: New developments with implications for research and practice,” *Journal of Marketing* Vol. 5.
- Grossoa, A., Jamalia, A., et Locatelli, M., 2008, “Finding maximin latin hypercube designs by Iterated Local Search heuristics,” corso Svizzera, Torino, Italy.
- Gupta, S. et Samuel, A., 2001, “Integrating market research with the product development process: a step towards design for profit,”
- Hacco, E. et Shu, L., 2002, “Biomimetic Concept Generation Applied to Design for Remanufacture,” Montréal, QC, Canada.
- Hair, J., Tatham, R., Anderson, R., *et al.*, 1998, *Multivariate Data Analysis*, 5th ed., Prentice Hall.
- Hauser, J. et Simmie, P., 1981, “Profit maximising perceptual positions: an integrated theory for the selection of product features and price,” *Management Science* Vol. 27, no. 1, pp. 33–56.
- Hayashi, C., 1952, “On the prediction of phenomena from qualitative data from the mathematics-statistical point of view,” *Annals of the Institute of Statistical Mathematics* Vol. 3, pp. 69–98.
- Hotelling, H., 1933, “Analysis of a complex of statistical variables into principal components,” *Journal of Educational Psychology* Vol. 24, no. 7, pp. 498–520.
- Hsiao, S., 2002, “Concurrent design method for developing a new product,” *International Journal of Industrial Ergonomics* Vol. 29, pp. 41–55.



- Hsu Shang, H., Chuang Ming, C., et Chang Chien, C., 2000, “A semantic differential study of designers’ and users’ product form perception,” *International Journal of Industrial Ergonomics* Vol. 25, pp. 375–391.
- Huber, J. et Zwerina, K., 1996, “The Importance of Utility Balance in Efficient Choice Designs,” *Journal of Marketing Research* Vol. 33, pp. 307–17.
- Jindo, T. et Hirasago, K., 1997, “Application studies to car interior of Kansei engineering,” *International journal of industrial ergonomics* Vol. 19, pp. 105–114.
- Kaul, A. et Rao, V., 1995, “Research for product positioning and design decision: an integrative review,” *International Journal of Research in Marketing* Vol. 12, pp. 193–320.
- Koster, E., Couronne, T., Léon, F., *et al.*, 2002, “Repeatability in hedonic sensory measurement: a conceptual exploration,” *Food Quality and Preference* , no. 14, pp. 165–176.
- Kuhfeld, W., 1997, “Efficient Experimental Designs Using CVA Design Software,” .
- Kuhl, F., 1982, “Elliptic Fourier Features of a Closed Contour,” *Computer Graphics and Image Processing* Vol. 18, pp. 236–258.
- Lai, H., Lin, Y., Yeh, C., *et al.*, 2006, “User-oriented design for the optimal combination on product design,” *International Journal of production Economics* Vol. 100, pp. 253–267.
- Lavandier, M., 2005, *Différences entre enceintes acoustiques: une évaluation physique et perceptive*, Ph.D. Thesis, Université d’Aix Marseille.
- Lavandier, M., 2008, “Enceintes acoustiques: Perception et Mesure,” *Acoustique Technique* , no. 52, pp. 36–42.
- Limayem, F. et Yannou, B., 2004, “Generalization of the RCGM and LSLR Pairwise comparison methods,” *Computers and Mathematics with Applications* , no. 48, pp. 539–548.
- Limayem, F. et Yannou, B., 2007, “Selective assessment of judgmental inconsistencies in pairwise comparisons for group decision rating,” *Computers & Operations Research* Vol. 34, no. Issue-6, pp. 1824–1841.
- Lootsma, F., 1981, “Performance evaluation of nonlinear optimization methods via multi-criteria decision analysis and via linear model analysis,” *M.J.D. Powell ed. Non-linear Optimization*, Vol. 1, pp. 419–453, london, England.
- Lootsma, F., 1993, “Scale sensitivity in the multiplicative AHP and SMART,” *Journal of multi-criteria Decision Analysis* Vol. 2, pp. 87–110.
- Lootsma, F., 1996, “A model for the relative importance of the criteria in the multi-



- plicative AHP and SMART,” *European Journal of Operational Research* Vol. 94, pp. 467–476.
- Louviere, J., Hensher, D., Swait, J., *et al.*, 2000, “Stated Choice Methods: analysis and applications,”
- Louviere, J. et Woodworth, G., 1983, “Design and Analysis of Simulated Consumer Choice or Allocation Experiments: An Approach Based on Aggregate Data,” *Journal of Marketing Research* Vol. 20, pp. 350–67.
- Luce, R. et Tukey, J., 1964, “Simultaneous conjoint measurement: A new type of fundamental measurement,” *Journal of Mathematical Psychology* Vol. 1, no. 1, pp. 1–27.
- MacDonald, E., 2001, “Aesthetic intelligence: optimizing user-centered design,” *Journal of Engineering Design* Vol. 10, no. 1, pp. 37–45.
- MacDonald, E., Gonzales, R., et Papalambros, P. Y., 2007, “Preference inconsistency in multidisciplinary design decision making,” las Vegas, Nevada, Etats-Unis.
- Mantelet, F., 2006, *Prise en compte de la perception émotionnelle du consommateur dans le processus de conception de produits*, Ph.D. Thesis, École Nationale Supérieure d’Arts et Métiers, Paris.
- Mantelet, F., Bouchard, C., et Aoussat, A., 2004, “Intégration et optimisation des méthodes KANSEI dans le processus de conception de produits nouveaux,” nantes, France.
- McEwan, J., 1996, “Preference mapping for product optimisation,” *Multivariate analysis of data in sensory science* pp. 71–101, amsterdam:Elsevier.
- McFadden, 1981, Cambridge, MA-MIT Press.
- McKay, M., Conover, W., et Beckman, R., 1979, “A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code,” *Technometrics* Vol. 21, pp. 239–245.
- Moskowitz, H., 2000, “On fitting equations to sensory data: a point of view, and a paradox in modelling and optimizing,” *Journal of Sensory Studies* Vol. 15, pp. 1–33.
- Nagamachi, M., 1995, “Kansei engineering: a new ergonomic consumer-oriented technology for product development,” *International Journal of Industrial Ergonomics* Vol. 15, pp. 3–11.
- Nagamachi, M., Tanoue, C., et Ishizaka, K., 1997, “Kansei Engineering: A study on perception of vehicle interior image,” *International Journal of Industrial Ergonomics* Vol. 19, pp. 115–128.
- Osgood, C., Suci, G., et Tannenbaum, P., 1957, “The measurement of meaning,” university of Illinois Press.



- Pahl, G. et Beitz, W., 1996, *Engineering Design.*, Springer-Verlag, New-York.
- Park, S., Kamaike, M., et Nagao, T., 2003, "A study of the expression in the front view design of a passenger car," Tsukuba, Japon.
- Petiot, J.-F. et Chablat, D., 2003, "Subjective evaluation of forms in an immersive environment," Biarritz, France.
- Petiot, J.-F. et Yannou, B., 2004, "Measuring consumer perceptions for a better comprehension, specification and assessment of product semantics," *International Journal of Industrial Ergonomics* Vol. 33, no. 6, pp. 507–525.
- Poirson, E., 2005, *Prise en compte des perceptions de l'utilisateur en conception de produits. Application aux instruments de musique de type cuivre*, Ph.D. Thesis, École Centrale de Nantes & Université de Nantes, Nantes, France.
- Rosch, E., 1973, *Natural categories*, vol. Vol. 4, Cognitive Psychology.
- Rosch, E. et Mervis, C., 1975, *Family resemblances: Study in the internal structure of categories*, vol. Vol. 7, Cognitive Psychology.
- Roy, B., 1968, "Classement et choix en présence de points de vue multiples (la méthode electre)," *Revue Française d'Informatique et de Recherche Opérationnelle* Vol. 8, pp. 57–75.
- Saaty, T., 1977, "A scaling method for priorities in hierarchical structures," *Journal of Mathematical Psychology* Vol. 15, no. 3, pp. 234–281.
- Saaty, T., 1980, "The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation," new York.
- Saaty, T. et Hu, G., 1998, "Ranking by the eigen vector versus other methods in the analytical hierarchy process," *Applied Mathematical* pp. 121–125, letter 11 (4).
- Schiffman, S., Reynolds, M., et Young, F., 1981, "Introduction to multidimensional scaling," new York.
- Shepard, R. N., Romney, K., et Nerlove, S. B., 1972, "Multidimensional scaling: Theory and applications in the behavioral sciences," *Eds.* Vol. 1, new York: Seminar Press.
- Slovic, P., 1995, "The construction of Preference," *American Psychologist* Vol. 50, no. 5, pp. 364–371.
- Tassinari, R., 1992, "Pratique de l'analyse fonctionnelle,"
- Thompson, S. et Seber, G., 1996, *Adaptative samplig*, John Wiley and sons.
- Thurstone, L., 1927, "A law of comparative judgement," *Psychological Review* Vol. 34, pp. 273–286.
- Van-Den-Honert, R. et Lootsma, F., 2000, "Assessing the quality of negotiated proposals



using the rembrandt system,” *European Journal of Operational Research* Vol. 120, pp. 162–173.

Vernette, E., 2001, “L’essentiel du marketing,”

website, S. S., 2008, <http://www.sawtoothsoftware.com>.

Yannou, B., 2002, “Toward a web-based collaborative weighting method in project,” Hammamet, Tunisie.

Yannou, B., Dihlman, M., et Cluzel, F., 2008, “Indirect encoding of the genes of a closed curve for interactively create innovative car silhouettes,” dubrovnik, Croatia.

Yoshimura, M. et Papalambros, P., 2004, “Kansei Engineering in concurrent product design: a progress review,” vol. Vol. 15, pp. 3–11, lausanne, Suisse, Horvath et Xirouchakis (eds).





Liste des publications

Ouvrages de synthèse:

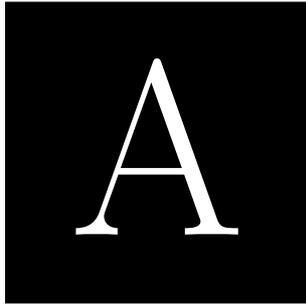
1. Dagher A., Petiot J-F., Mathieu J-P. *Marketing-Design et Réalité Virtuelle: Une nouvelle méthodologie pour l'étude du design des formes. Application aux formes de montres*. Extrait de "La culture horlogère: Art, Industrie, Marketing". ISBN 88354-015-6-9. Sous la direction de Kalust Zorik, François Courvoisier, 2007 Editions JIMH, Neuchâtel, Suisse.

Conférences internationales avec comité de lecture et actes:

1. Dagher Antoine, Petiot Jean-François et Mathieu Jean-Pierre, *Marketing-Design et Réalité Virtuelle: Une nouvelle méthodologie pour l'étude du design des formes, Application aux formes de montres*. 10^{ème} Journée Internationale du Marketing Horloger, Novembre 2006, Neuchâtel, Suisse.
2. Dagher Antoine, Petiot Jean-François, *Study of the correlations between user preferences and design factors: Application to cars front-end design* - Proceedings of ICED: International Conference on Engineering Design, 28-31 August 2007, Cité des Sciences et de l'Industrie, Paris, France.
3. Dagher Antoine, Petiot Jean-François et Guyon Hervé, *Elicitation and modeling of customers' preferences in industrial design: A comparative study on vehicle front end*. Proceedings of the ASME 2008: IDETC/CIE 2008: International Design Engineering Technical Conferences / Computer and Information Engineering, August 3-6, 2008, Brooklyn, New York, USA.

Conférence nationale avec comité de lecture et actes:

1. Dagher Antoine, Petiot Jean-François, *Une méthode pour la modélisation de formes en réalité virtuelle basée sur la perception - Application aux formes de montres*. Colloque National AIP PRIMECA, 18-20 Avril 2007, La Plagne, France.



Étude des faces avant des voitures

Analyse de la variance par descripteur

Analyse de la variance - <i>Agressive</i>						
Source	\sum carrés	Ddl	Moyenne des carrés	F	Probabilité	$F_{Critique}$
Sujets	228.152	39	5.850	1.450	42.174×10^{-3}	1.425
Produits	568.842	12	47.404	11.752	7.628×10^{-21}	1.773
Erreur	1887.773	468	4.034			
Total	2684.767	519				

Tableau A.1 – Analyse de la variance Produits \times Sujets de l'attribut *Agressive*

Analyse de la variance - <i>Élégante</i>						
Source	\sum carrés	Ddl	Moyenne des carrés	F	Probabilité	$F_{Critique}$
Sujets	105.108	39	2.695	0.664	94.217×10^{-2}	1.425
Produits	619.998	12	51.667	12.722	1.220×10^{-22}	1.773
Erreur	1900.617	468	4.061			
Total	2625.723	519				

Tableau A.2 – Analyse de la variance Produits \times Sujets de l'attribut *Élégante*

Analyse de la variance - <i>Intrépide</i>						
Source	\sum carrés	Ddl	Moyenne des carrés	F	Probabilité	$F_{Critique}$
Sujets	206.300	39	5.290	1.424	50.319×10^{-3}	1.425
Produits	843.331	12	70.278	18.925	1.524×10^{-33}	1.773
Erreur	1737.900	468	3.713			
Total	2787.531	519				

Tableau A.3 – Analyse de la variance Produits \times Sujets de l'attribut *Intrépide*

Analyse de la variance - Joyeuse						
Source	\sum carrés	Ddl	Moyenne des carrés	F	Probabilité	$F_{Critique}$
Sujets	155.808	39	3.995	1.362	75.664×10^{-3}	1.425
Produits	1318.169	12	109.847	37.462	6.886×10^{-61}	1.773
Erreur	1372.292	468	2.932			
Total	2846.269	519				

Tableau A.4 – Analyse de la variance Produits \times Sujets de l'attribut **Joyeuse**

Analyse de la variance - Rassurante						
Source	\sum carrés	Ddl	Moyenne des carrés	F	Probabilité	$F_{Critique}$
Sujets	155.152	39	3.978	1.166	233×10^{-3}	1.425
Produits	188.183	12	15.682	4.595	4.693×10^{-61}	1.773
Erreur	1597.048	468	3.412			
Total	1940.383	519				

Tableau A.5 – Analyse de la variance Produits \times Sujets de l'attribut **Rassurante**

Analyse de la variance - Sévère						
Source	\sum carrés	Ddl	Moyenne des carrés	F	Probabilité	$F_{Critique}$
Sujets	180.306	39	4.623	1.379	68×10^{-3}	1.425
Produits	1022.673	12	85.223	25.420	6.139×10^{-44}	1.773
Erreur	1569.019	468	3.353			
Total	2771.998	519				

Tableau A.6 – Analyse de la variance Produits \times Sujets de l'attribut **Sévère**

Analyse de la variance - Souriante						
Source	\sum carrés	Ddl	Moyenne des carrés	F	Probabilité	$F_{Critique}$
Sujets	152.454	39	3.909	1.327	94×10^{-3}	1.425
Produits	1354.198	12	112.8503	38.310	5.505×10^{-44}	1.773
Erreur	1378.571	468	2.946			
Total	2885.223	519				

Tableau A.7 – Analyse de la variance Produits \times Sujets de l'attribut **Souriante**

Espace Produits - Plan complet

Produit	Combinaison	Produit	Combinaison	Produit	Combinaison
P-1	$A_1B_1C_1D_1$	P-28	$A_2B_1C_1D_1$	P-55	$A_3B_1C_1D_1$
P-2	$A_1B_1C_1D_2$	P-29	$A_2B_1C_1D_2$	P-56	$A_3B_1C_1D_2$
P-3	$A_1B_1C_1D_3$	P-30	$A_2B_1C_1D_3$	P-57	$A_3B_1C_1D_3$
P-4	$A_1B_1C_2D_1$	P-31	$A_2B_1C_2D_1$	P-58	$A_3B_1C_2D_1$
P-5	$A_1B_1C_2D_2$	P-32	$A_2B_1C_2D_2$	P-59	$A_3B_1C_2D_2$
P-6	$A_1B_1C_2D_3$	P-33	$A_2B_1C_2D_3$	P-60	$A_3B_1C_2D_3$
P-7	$A_1B_1C_3D_1$	P-34	$A_2B_1C_3D_1$	P-61	$A_3B_1C_3D_1$
P-8	$A_1B_1C_3D_2$	P-35	$A_2B_1C_3D_2$	P-62	$A_3B_1C_3D_2$
P-9	$A_1B_1C_3D_3$	P-36	$A_2B_1C_3D_3$	P-63	$A_3B_1C_3D_3$
P-10	$A_1B_2C_1D_1$	P-37	$A_2B_2C_1D_1$	P-64	$A_3B_2C_1D_1$
P-11	$A_1B_2C_1D_2$	P-38	$A_2B_2C_1D_2$	P-65	$A_3B_2C_1D_2$
P-12	$A_1B_2C_1D_3$	P-39	$A_2B_2C_1D_3$	P-66	$A_3B_2C_1D_3$
P-13	$A_1B_2C_2D_1$	P-40	$A_2B_2C_2D_1$	P-67	$A_3B_2C_2D_1$
P-14	$A_1B_2C_2D_2$	P-41	$A_2B_2C_2D_2$	P-68	$A_3B_2C_2D_2$
P-15	$A_1B_2C_2D_3$	P-42	$A_2B_2C_2D_3$	P-69	$A_3B_2C_2D_3$
P-16	$A_1B_2C_3D_1$	P-43	$A_2B_2C_3D_1$	P-70	$A_3B_2C_3D_1$
P-17	$A_1B_2C_3D_2$	P-44	$A_2B_2C_3D_2$	P-71	$A_3B_2C_3D_2$
P-18	$A_1B_2C_3D_3$	P-45	$A_2B_2C_3D_3$	P-72	$A_3B_2C_3D_3$
P-19	$A_1B_3C_1D_1$	P-46	$A_2B_3C_1D_1$	P-73	$A_3B_3C_1D_1$
P-20	$A_1B_3C_1D_2$	P-47	$A_2B_3C_1D_2$	P-74	$A_3B_3C_1D_2$
P-21	$A_1B_3C_1D_3$	P-48	$A_2B_3C_1D_3$	P-75	$A_3B_3C_1D_3$
P-22	$A_1B_3C_2D_1$	P-49	$A_2B_3C_2D_1$	P-76	$A_3B_3C_2D_1$
P-23	$A_1B_3C_2D_2$	P-50	$A_2B_3C_2D_2$	P-77	$A_3B_3C_2D_2$
P-24	$A_1B_3C_2D_3$	P-51	$A_2B_3C_2D_3$	P-78	$A_3B_3C_2D_3$
P-25	$A_1B_3C_3D_1$	P-52	$A_2B_3C_3D_1$	P-79	$A_3B_3C_3D_1$
P-26	$A_1B_3C_3D_2$	P-53	$A_2B_3C_3D_2$	P-80	$A_3B_3C_3D_2$
P-27	$A_1B_3C_3D_3$	P-54	$A_2B_3C_3D_3$	P-81	$A_3B_3C_3D_3$

Tableau A.8 – codes des 81 produits utilisés dans les tests (Plan complet)





B

Étude du design des montres

Espace produit initial



Figure B.1 – Espace produit initial (Photos issues d'un site marchand sur Internet)

Évaluation préférences des montres par comparaisons par paires

Modélisation CAO des prototypes

A partir de chaque prototype, l'étape suivante consiste à analyser les formes principales de chacun et de construire le modèle CAO correspondant à chacun. En modifiant les paramètres (dimensions, longueurs, angles,...) qui définissent l'esquisse, nous générons une espace produit. En particulier, la figure B.4 suivante montre la génération de deux modèles CAO à partir d'un même esquisse (modèle M_{19} , prototype représentant du groupe 2). La même démarche sera appliquée sur les autres prototypes des groupes. Au total, 20 produits seront générés (5 pour chaque prototype) et ces produits seront utilisés pour appliquer une épreuve de préférences clients qui est détaillée dans la suite.



Figure B.4 – Génération de deux modèles CAO à partir d'une même esquisse

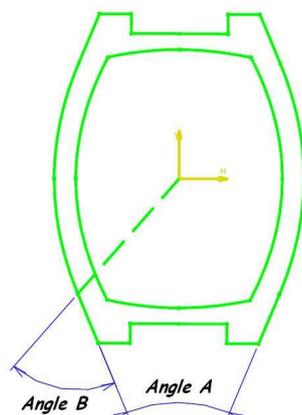
Les tableaux B.1, B.2, B.3 et B.4 suivants montrent les valeurs de dimensions de chaque esquisse des prototypes.

B.0.1 Protocole

L'évaluation des préférences a été réalisée par la méthode des *comparaisons par paires*¹ entre chaque **prototype** virtuel et tous ses modèles descendants modélisé dans la section précédente: Pour chaque groupe de montres, 5 modèles ont été générés comme le montre la figure B.5 suivante:

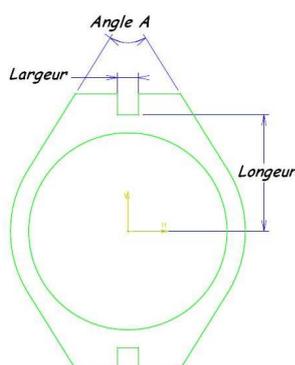
Le nombre total de comparaisons est $(5 \times 4)/2 = 10$ comparaisons pour chaque catégorie, chaque sujet a donc effectué 40 comparaisons. Le temps du test est de 15 minutes environ. Une interface utilisateur conviviale pour l'évaluation des préférences a été programmée (c.f. voir figure B.6).

1. La méthode des comparaisons par paires est détaillée dans le chapitre 4



	Angle A	Angle B
Modèle 1	45°	63.4°
Modèle 2	54.7°	63.4°
Modèle 3	35.3°	60°
Modèle 4	42°	60°
Modèle 5	38°	57°

Tableau B.1 – Variables des prototypes du groupe 1

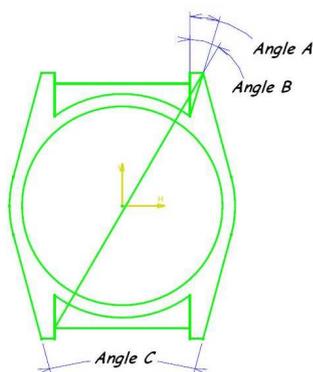


	Angle A	Largeur	Longueur
Modèle 1	54.7°	8	48
Modèle 2	63.4°	18	45
Modèle 3	45°	25	50
Modèle 4	49°	20	50
Modèle 5	51°	40	41

Tableau B.2 – Variables des prototypes du groupe 2

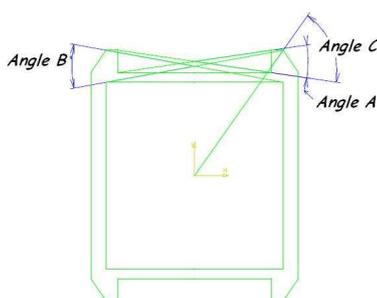
Pour les comparaisons par paires, une échelle de catégories à 5 niveaux a été utilisée : Le sujet indique instinctivement son choix de préférence parmi en comparant les deux modèles de montres *Montre A* et *Montre B* grâce à l'interface suivant l'échelle suivante:

1. Je préfère la montre A
2. Je préfère plutôt la montre A



	Angle A	Angle B	Angle C
Modèle 1	16.8°	30°	30°
Modèle 2	16.8°	24.1°	30°
Modèle 3	20.7°	24.1°	45°
Modèle 4	10°	28°	38°
Modèle 5	15°	34°	31°

Tableau B.3 – Variables des prototypes du groupe 3



	Angle A	Angle B	Angle C
Modèle 1	16.8°	20.7°	63.4°
Modèle 2	18.4°	20.7°	63.4°
Modèle 3	20.7°	26.6°	63.4°
Modèle 4	13°	28°	60°
Modèle 5	19°	18°	64°

Tableau B.4 – Variables des prototypes du groupe 4

3. Pas de préférence
4. Je préfère plutôt la montre B
5. Je préfère la montre B

31 sujets ont participé à l'épreuve (les mêmes sujets qui ont effectué l'épreuve de catégorisation ont effectué l'épreuve de préférences) ; l'ordre de passage des paires de modèles a été randomisé entre les sujets pour éviter les effets d'ordre.



Figure B.5 – Les 4 prototypes virtuels et leurs déclinaisons

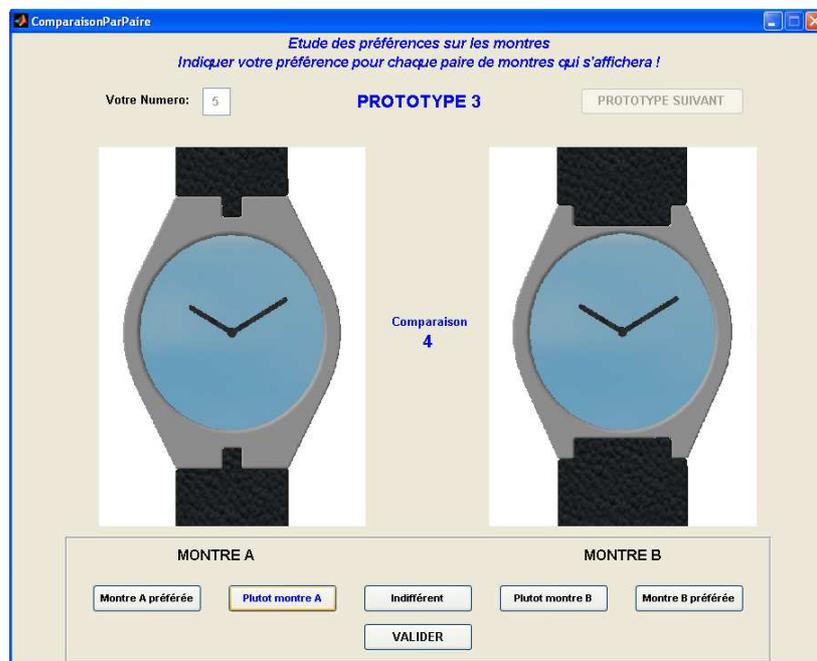


Figure B.6 – Interface utilisateur utilisée pour le test de préférence

B.0.1.1 Méthode de comparaisons par paires:

Pour calculer les scores de préférences à partir des comparaisons par paires, il existe une littérature très abondante. Saaty (Saaty, 1980) propose la méthode des vecteurs propres utilisés dans l’AHP (Analytic Hierachy Process).

B.0.2 Extraction des scores de préférences

Les sujets ont noté leurs préférences pour les montres sur une échelle de catégorie à 5 points. En suivant les travaux de Lootsma (Lootsma, 1981), nous avons fait correspondre à cette échelle de catégorie une échelle de rapport de la façon suivante :

- $C_{ij} = 4$: Je préfère beaucoup plus la montre A à la montre B
- $C_{ij} = 2$: Je préfère plutôt la montre A à la montre B
- $C_{ij} = 1$: Préférence identique pour les deux montres A et B
- $C_{ij} = 1/2$: Je préfère plutôt la montre B à la montre A
- $C_{ij} = 1/4$: Je préfère beaucoup plus la montre B à la montre A

Pour chaque sujet, une matrice de comparaison par paires C de terme générique C_{ij} a ainsi été définie. La problématique de l’extraction de scores à partir de comparaison par paires est le suivant : à partir d’une matrice carré C ($n \times n$) dont l’élément générique C_{ij} indique une estimation du rapport de la préférence lorsque l’on compare l’élément i avec l’élément j , il s’agit d’estimer les scores (ou poids) p_i et p_j de façon que $C_{ij} \approx p_i/p_j$. En général, la matrice de comparaison n’est pas consistante (à titre d’exemple, la comparaison suivante entre trois produits $A B C$ est inconsistante : $A \succ B$; $B \succ C$; $A \succ C$), ce qui fait qu’il est impossible de trouver des poids qui satisfont tous les C_{ij} donnés dans la matrice de comparaison : seule une solution approchée peut être trouvée, $C_{ij} \approx p_i/p_j$.

Pour chaque sujet et chaque prototype, nous avons calculé les scores de préférences des modèles de montres, ainsi que le ratio de cohérence des comparaisons. Le nombre de sujets pour lesquels $RC \succ 20\%$ est donnée dans le tableau B.5 suivant:

	Prototype 1	Prototype 2	Prototype 3	Prototype 4
Nbre de sujets incohérents	4	5	4	1

Tableau B.5 – Nombre de sujets incohérents ($RC \succ 20\%$) pour chaque prototype

Une étude plus approfondie serait nécessaire pour étudier les raisons de l’incohérence. Pour exploiter les résultats, nous avons choisi d’éliminer les sujets trop incohérents dans leurs comparaisons pour le calcul des scores moyens de préférence.



B.0.3 Résultats

Les scores moyens de préférence des montres sont donnés dans le tableau B.6 suivant

	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Modèle 4	Modèle 5
Prototype 1	0,25	0,14	0,20	0,19	0,22
Prototype 2	0,14	0,16	0,22	0,17	0,31
Prototype 3	0,23	0,17	0,21	0,19	0,20
Prototype 4	0,23	0,23	0,14	0,19	0,21

Tableau B.6 – Préférence moyenne pour chaque prototype et ces modèles correspondants

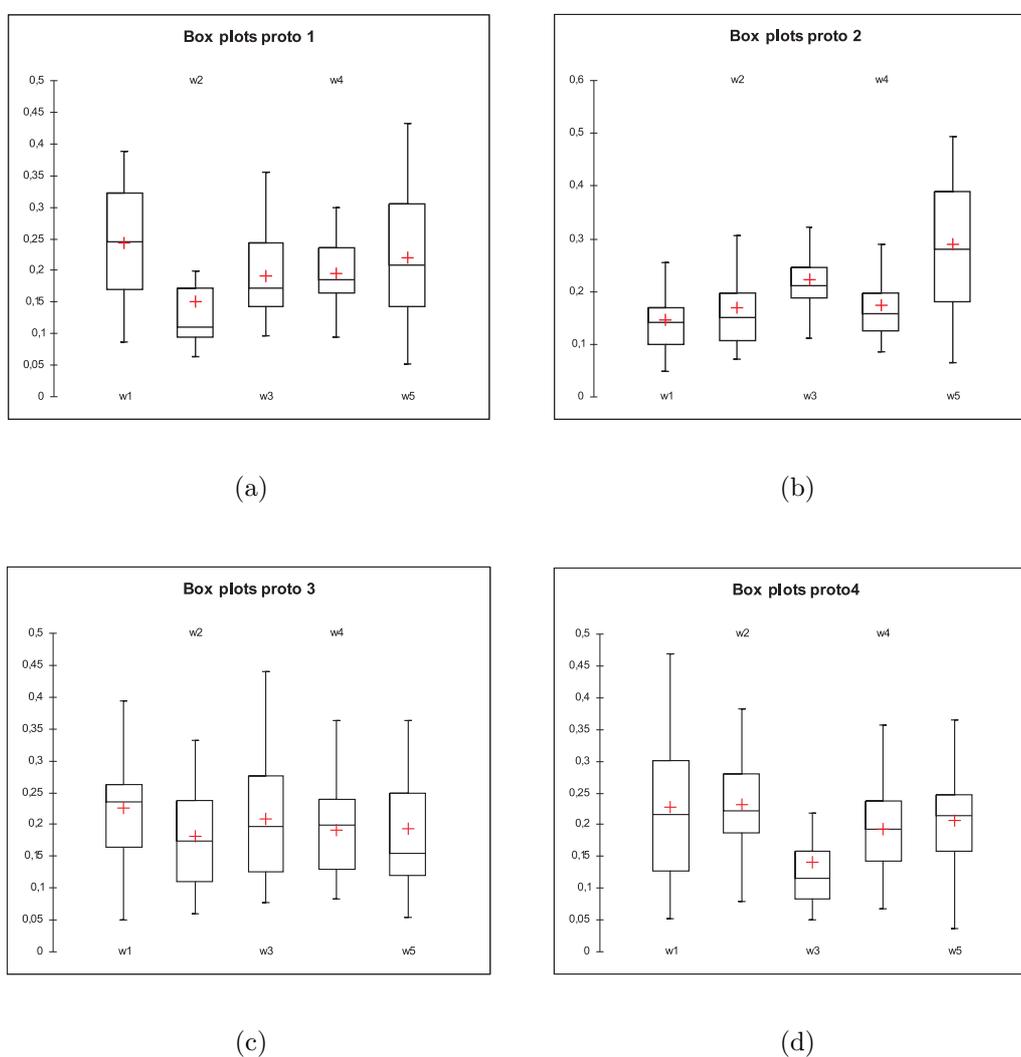


Figure B.7 – Box plot des scores de préférence pour chaque prototype

Les différences inter-sujets sont assez importantes dans les évaluations. Étant donné les valeurs très importantes des écarts types des scores, les différences des moyennes de préférence entre les modèles sont finalement très peu significatives (test des moyennes). Pour chaque



prototype de montre, l'analyse en composante principale (ACP normée) des données de préférences (tableau des scores de préférence : modèle en ligne sujets en colonne) a été effectuée. L'ACP confirme le fait que le consensus entre les sujets est assez faible, voire très faible pour le prototype 3 pour lequel les sujets sont très dispersés. Les premières conclusions du test de préférence sont les suivantes :

- Le consensus entre les sujets est assez moyen, voire faible
- Aucun modèle de montre n'est préféré de manière significative
- Pour les proto 1 et 2, trois groupes de sujets se dégagent
- Pour le proto 3, le consensus est très mauvais
- Pour le proto 4, 3 voire 4 groupes se dégagent

Le consensus entre les sujets étant trop mauvais, nous avons choisi de catégoriser les sujets pour pouvoir distinguer des groupes homogènes et pouvoir tirer des conclusions. La suite de l'étude se concentre sur le prototype virtuel 1 pour montrer le déroulement de la méthode. Une CAH sur les données de préférences du prototype virtuel 1 a donné les résultats suivants :

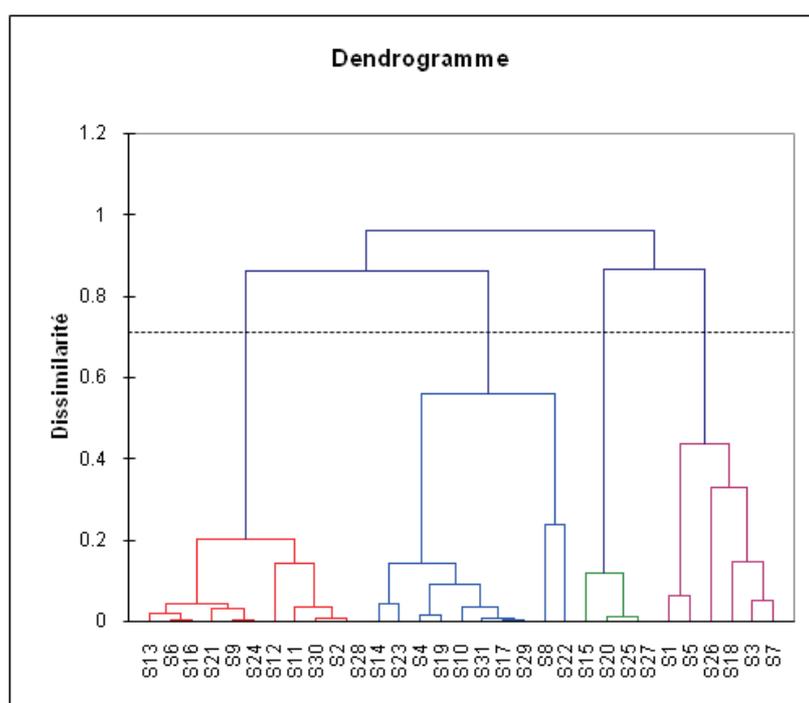


Figure B.8 – CAH des sujets pour les scores de préférence du prototype virtuel 1

Une partition en quatre groupes peut être retenue à partir de ce dendrogramme. Le profil des scores de préférences pour ces 4 groupes en fonction des modèles de montres est le suivant (c.f. Figure B.9).

Ces données de préférence pourraient être exploitées pour effectuer un design "Orienté Client", en intégrant les préférences dans le cycle de conception. Cette intégration permettrait de



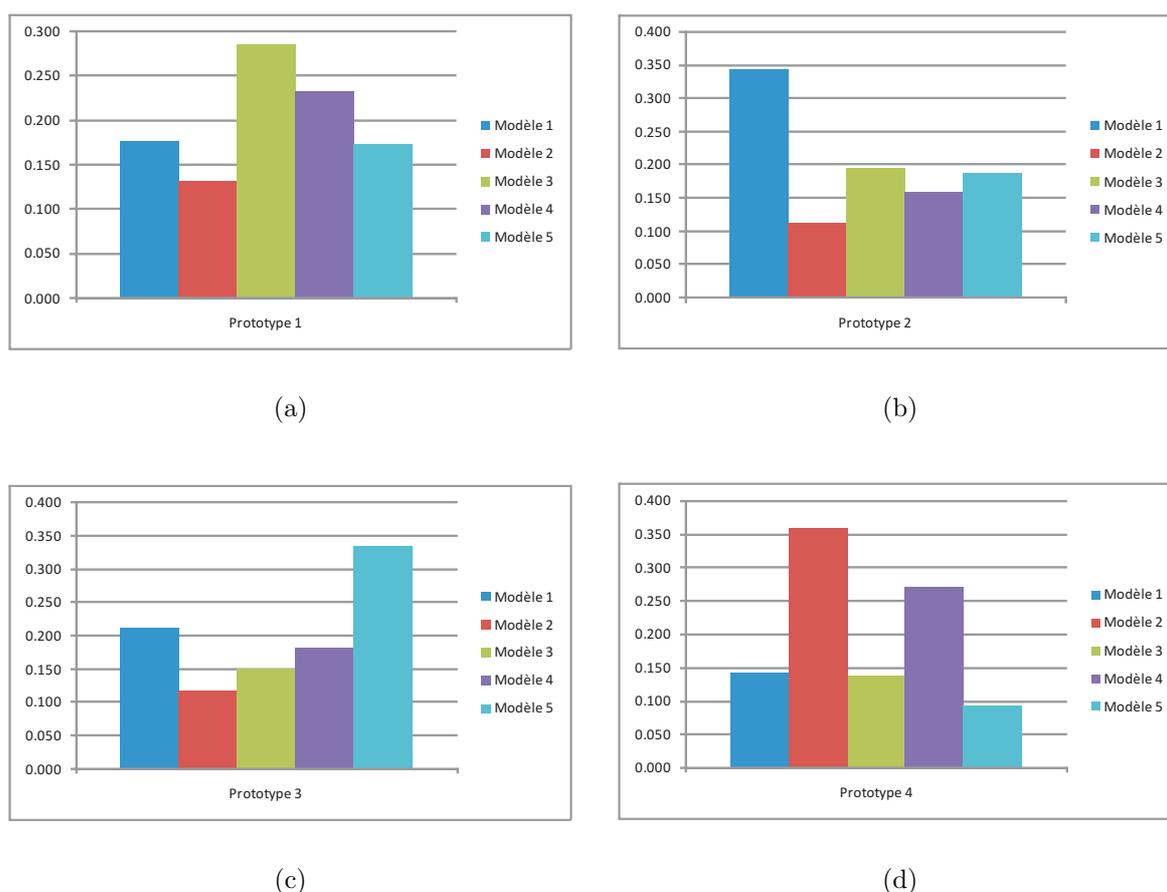


Figure B.9 – Profil moyen des notes de préférence pour les différents groupes de sujets

donner aux consommateurs un rôle actif dans le processus de conception. À partir d'une étude de préférence similaire à celle menée ici, mais impliquant un nombre très important de consommateurs (plusieurs milliers) définis par des données caractérisant leur profil, le ou les modèles préférés pourraient être sélectionnés et ensuite industrialisés.

B.0.4 Conclusions

L'application de la méthodologie d'étude au design de montres appelle un certain nombre de conclusions.

1. Concernant les tests consommateurs, les interfaces de saisie des données perceptives se sont avérées extrêmement conviviales et ergonomiques : de l'avis des sujets, les tâches demandées et le mode de saisie des réponses se sont avérés tout à fait instinctives. Ces interfaces sont aisément administrables sur Internet, ce qui permet d'envisager de mettre ces questionnaires en ligne afin de multiplier le nombre de sujets.
2. L'épreuve de catégorisation a permis de définir les principales catégories perceptives des montres, ainsi qu'un prototype pour chaque catégorie. Cette épreuve, nécessaire pour



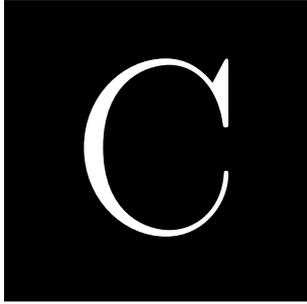
définir de manière non arbitraire des prototypes dans un ensemble de montres, a fourni des résultats cohérents : les groupes de montres constitués possèdent incontestablement des similarités. La suite de ce travail consistera à étudier les attributs du design définitoires de ces groupes, en menant une exploitation des verbalisations des sujets en concertation avec un designer.

3. L'épreuve de préférence, administrée par comparaison par paires, a confirmé l'importance des différences interindividuelles dans l'expression de la préférence. Les résultats montrent qu'il n'y a pas de consensus pour la préférence, pour aucun prototype de montres. Une étude à plus grande échelle, impliquant plusieurs centaines de sujets, serait nécessaire pour révéler éventuellement une tendance consensuelle significative dans l'expression de la préférence.
4. Le maquetage numérique des prototypes que nous avons effectué a volontairement simplifié les attributs du design (la forme principale du cadran, une ou deux couleurs pour le bracelet et le cadran). Dans le test des catégorisations, nous n'avons pas utilisé le " déclaratif " sur les attributs du choix du design des montres par les sujets, ce qui nous aurait permis de mieux appréhender les structures formelles pour la réalisation des maquettes.

Il s'avère que cette simplification a pu éliminer des détails importants pour la perception. Cela nécessite de faire un travail approfondi pour passer du prototype au prototype virtuel, et trouver les attributs du design saillants (par ex. par un nouveau test). Les " gènes " d'une marque pourraient tout à fait être étudiés de cette façon : cela permettrait de guider le travail d'un designer en identifiant les contraintes liés à l'expression de ces gènes. Des travaux de ce type utilisant les grammaires de formes ont été réalisés pour une marque automobile américaine (Cagan *et al.*, 2003).







Évaluation des préférences pour la conception de produits

Scores de préférence suivant les 3 tests

Code	Produit	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	S13	S14	S15	S16	S17	S18	S19	S20	S21	S22	S23	S24	S25	Moyenne
1111	P1	3,5	4,05	1,95	8,02	5,53	3,17	6,05	4,5	3	5	2,77	6	2,03	4,42	2,38	7,37	4	4,03	2,02	5,5	6,57	2,13	4	3,93	6,47	4,3356
1123	P2	4	3,12	6,93	1,98	4	6,43	7,35	4,33	7,07	6,7	5,88	6,5	6	4,02	5	6	3	3,1	4,57	4,42	5,97	3,42	4,68	4,03	7,22	5,0288
1132	P3	7	3,98	8	4,07	4,58	3,37	4,02	6	2,95	4,5	3,12	8	5,95	3,45	4,33	5,05	6,5	3,02	2,45	7,02	6,62	6,87	5,05	5,97	5,97	5,1136
1213	P4	4,5	3,07	3,1	7	6	6,17	6,13	4,32	6,72	4	4,08	6,5	3,98	4,08	5	6,92	6,5	2,98	3,87	6,98	4,15	7,63	6,05	4,98	3,77	5,1392
1222	P5	7,5	4,13	7,07	2	6,62	7,17	6,97	5,58	7,9	4,5	5,3	7,5	5,98	2,57	5	4,88	7,5	3,03	2,38	5,57	4,05	8,37	6,07	6,48	7,42	5,6616
1231	P6	4	4,1	5,88	6	5,77	4,32	7	5	3,75	7	4,07	6,5	5,95	4,47	3,83	6,07	6	4,08	5	5,87	6,53	5,92	6,7	6,05	7,72	5,5032
1312	P7	3,5	3,13	6	6	3,47	5	6,83	6,03	3,12	5	4,1	7,5	6	3,43	2,85	4,4	3,5	1,98	4,82	6,55	6,05	8,8	6	5,52	6,52	5,044
1321	P8	3	4,53	5,98	4,02	5,6	3,53	6,5	4	3,03	5,5	2,97	6,5	4,08	2,07	3,77	2,53	2,5	3,08	1,43	5,42	6,9	7,02	7	3,68	6,67	4,4524
1333	P9	3	4,95	6,88	6,03	5,48	3,28	6,58	4	2,95	5	2,12	3,5	3,98	2,4	3,2	2,4	2	3,03	3,47	6,58	6,4	6,95	6,92	6,95	6,63	4,5872
2111	P10	1,5	5,92	1	2,08	2,13	2,92	2,05	3,63	3	6,9	5,9	4	2,05	4,45	5	7,78	4,5	7,03	6,85	1,77	3,78	2,68	4,05	5,9	6,57	4,1376
2123	P11	3,5	6,05	3,1	4,05	5,83	3,12	6,02	3,5	1,98	6,5	1,8	3	3,02	3,45	2,58	4,47	3	3,02	3,05	4,48	5,55	6,52	5,85	4,98	3,92	4,0936
2132	P12	4,5	2,07	7	5	3,67	2,87	4,08	5,5	4,03	6	2,33	6,5	4,03	5	4	3,98	5,5	2,98	3	4,02	5,9	3,02	2,93	2,67	4,38	4,1984
2213	P13	4,5	5,48	2,08	1	5,95	3,45	6,05	4,02	8,08	5,9	5,28	4	3,08	5,78	5,02	6,48	6	4,05	6,93	3,37	2,5	6,18	4,62	6,02	7,32	4,9256
2222	P14	6	2,55	4	6	3,5	3,08	3,02	4,27	5,77	5,5	2,67	7	4,02	4,03	4,03	3,23	7	3,05	5,6	4,45	4,95	6,05	5	3,87	5	4,5456
2231	P15	5	6,03	4,03	2,02	5,08	3,27	3,07	3	4,1	6	3,38	2	5,02	5,95	4,08	6,53	6	5	5,98	2	3,02	4,08	3,27	5,43	5,92	4,3704
2312	P16	2	3,02	3	2,03	3,12	3,33	4,15	2,12	1,67	6,2	4,03	4	3,05	7,48	2,67	4,07	5,5	4,02	6,43	3,9	4,47	6,95	5,13	4,88	3,33	4,022
2321	P17	5,5	5,95	3,25	1,98	3,07	3,53	5,77	3,15	6,35	7,1	2,98	4	4,05	4,53	4,22	4,82	3	3,05	6,03	3,1	1,93	7,9	4,55	3,23	4,68	4,3088
2333	P18	6	5,98	1	2,07	6,08	3,47	3,08	3,5	1,93	5,3	4,03	2,5	5	6,82	3,72	3,18	6,5	4	5,25	4,05	4,05	3,55	5,18	1,43	2,25	3,9968
3111	P19	5,5	3,38	1,1	4,08	2,27	3,4	4,1	4,68	2,73	6,5	5,85	7	2,07	5	5,85	7,5	7	6	6,55	1,3	4,1	2	5,55	7	6,37	4,6752
3123	P20	4	6,93	6,1	2,97	3,98	3,65	6,17	3,75	2,72	6,1	4,02	4	6,93	5,53	3,23	3,47	7	6	3,53	5,93	5	5,98	5,45	3,83	6,22	4,8996
3132	P21	5	5	4,05	6,08	5,03	3,43	4,08	4,5	3,55	5,6	5,32	7,5	7,03	5	5,95	6,53	7	5,98	4,43	4,08	6,4	2,13	4,18	6,98	6,35	5,2472
3213	P22	6,07	3,53	3	4	3,72	3,03	3	4,97	6,55	3	1,5	4	3,08	6,45	3	5,95	4	2,05	4	4,03	4,15	4,13	2,98	4,07	3,12	3,8952
3222	P23	6,5	4,95	6,93	3,05	3,48	3,53	6,08	3,72	7,45	7,1	4,03	2,5	6	4,57	5	5	4,5	4,98	4,73	5,95	3,63	7,9	5,55	4,55	6,95	5,1452
3231	P24	4	4,52	3,03	4,05	6,03	3,27	6,97	2,37	6,38	5	5,53	4	7,02	6,97	3,95	4,38	4	3,02	6,03	5,1	3,58	3,05	3,92	2,87	3,85	4,5156
3312	P25	5	4,05	1	5,03	3,03	4,83	6,07	6	7,33	5,2	5,58	6	5,08	5,55	3,07	7,08	4,5	5,97	5,25	5,17	3,97	7,6	6,08	6	6,42	5,2344
3321	P26	6,5	3,02	1,08	2	5,02	3,23	6,1	3,5	7,07	4	3,45	5,5	4,95	6,55	2,3	2,83	7	3,03	3,08	6	3,6	2,08	5,92	1,63	6,7	4,2456
3333	P27	6	3,15	3,1	2	1,7	2,13	5,97	3,37	5,75	5,5	4,03	2	3,95	4,05	3,95	4,13	6	5	5,68	3,2	4,98	6,8	5,75	2,97	4,22	4,2152

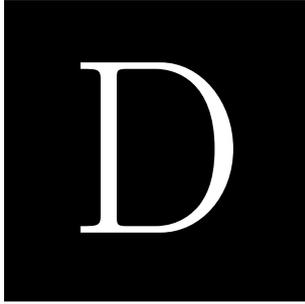
Tableau C.1 – Notes de préférences issues du test-1: Évaluation directe des produits

Code	Produit	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	S13	S14	S15	S16	S17	S18	S19	S20	S21	S22	S23	S24	S25	Moyenne
1111	P1	0,023	0,024	0,010	0,059	0,013	0,076	0,009	0,017	0,017	0,030	0,040	0,059	0,011	0,024	0,121	0,086	0,120	0,046	0,010	0,009	0,076	0,009	0,012	0,066	0,089	0,042
1123	P2	0,043	0,010	0,078	0,073	0,126	0,079	0,036	0,057	0,008	0,056	0,046	0,054	0,110	0,016	0,016	0,034	0,128	0,017	0,014	0,029	0,032	0,014	0,017	0,037	0,011	0,046
1132	P3	0,043	0,011	0,073	0,085	0,024	0,068	0,028	0,031	0,012	0,068	0,104	0,016	0,042	0,010	0,008	0,029	0,080	0,021	0,023	0,067	0,037	0,008	0,037	0,032	0,012	0,039
1213	P4	0,011	0,005	0,012	0,097	0,066	0,031	0,020	0,033	0,032	0,019	0,060	0,023	0,015	0,028	0,024	0,043	0,045	0,023	0,009	0,043	0,033	0,059	0,024	0,064	0,065	0,035
1222	P5	0,072	0,023	0,069	0,046	0,034	0,106	0,096	0,045	0,023	0,039	0,049	0,023	0,029	0,020	0,027	0,042	0,052	0,017	0,025	0,035	0,047	0,168	0,088	0,027	0,022	0,049
1231	P6	0,029	0,012	0,121	0,050	0,050	0,090	0,038	0,052	0,011	0,038	0,043	0,038	0,087	0,063	0,037	0,035	0,056	0,014	0,035	0,038	0,142	0,072	0,022	0,028	0,025	0,049
1312	P7	0,031	0,007	0,016	0,059	0,030	0,068	0,043	0,109	0,019	0,020	0,075	0,081	0,049	0,037	0,014	0,054	0,010	0,020	0,012	0,034	0,057	0,074	0,015	0,046	0,014	0,040
1321	P8	0,041	0,012	0,047	0,065	0,033	0,061	0,088	0,056	0,014	0,022	0,052	0,031	0,036	0,011	0,050	0,013	0,081	0,020	0,010	0,085	0,078	0,097	0,013	0,010	0,026	0,042
1333	P9	0,019	0,008	0,044	0,051	0,094	0,077	0,023	0,143	0,005	0,022	0,015	0,085	0,054	0,053	0,023	0,040	0,011	0,016	0,046	0,041	0,060	0,051	0,023	0,044	0,015	0,043
2111	P10	0,017	0,035	0,011	0,015	0,021	0,018	0,009	0,015	0,032	0,071	0,025	0,028	0,013	0,028	0,035	0,075	0,015	0,134	0,075	0,016	0,031	0,010	0,022	0,049	0,047	0,034
2123	P11	0,030	0,032	0,010	0,020	0,054	0,024	0,016	0,013	0,016	0,044	0,025	0,039	0,044	0,017	0,009	0,020	0,050	0,043	0,040	0,021	0,008	0,008	0,032	0,026	0,031	0,027
2132	P12	0,030	0,077	0,021	0,018	0,011	0,035	0,042	0,033	0,071	0,039	0,019	0,014	0,035	0,028	0,018	0,044	0,011	0,038	0,059	0,061	0,025	0,015	0,054	0,024	0,013	0,033
2213	P13	0,019	0,025	0,017	0,021	0,055	0,018	0,010	0,014	0,121	0,028	0,020	0,009	0,018	0,034	0,096	0,051	0,043	0,028	0,055	0,034	0,008	0,019	0,053	0,021	0,120	0,038
2222	P14	0,053	0,020	0,075	0,023	0,009	0,006	0,064	0,009	0,042	0,044	0,021	0,014	0,025	0,019	0,049	0,019	0,010	0,018	0,016	0,018	0,008	0,021	0,071	0,021	0,015	0,028
2231	P15	0,016	0,021	0,030	0,017	0,040	0,010	0,023	0,018	0,024	0,034	0,017	0,007	0,017	0,057	0,033	0,020	0,007	0,029	0,060	0,023	0,016	0,033	0,031	0,041	0,014	0,025
2312	P16	0,018	0,047	0,011	0,017	0,019	0,013	0,016	0,042	0,005	0,036	0,010	0,010	0,017	0,045	0,013	0,048	0,007	0,040	0,139	0,016	0,014	0,038	0,041	0,019	0,015	0,028
2321	P17	0,111	0,017	0,046	0,027	0,010	0,017	0,028	0,030	0,006	0,029	0,023	0,013	0,024	0,022	0,010	0,016	0,006	0,024	0,034	0,053	0,013	0,028	0,012	0,021	0,040	0,026
2333	P18	0,023	0,035	0,039	0,013	0,026	0,011	0,031	0,028	0,037	0,023	0,015	0,005	0,024	0,065	0,013	0,023	0,004	0,021	0,040	0,027	0,017	0,039	0,043	0,030	0,013	0,026
3111	P19	0,014	0,068	0,010	0,032	0,055	0,035	0,013	0,029	0,029	0,066	0,072	0,037	0,018	0,038	0,098	0,072	0,024	0,085	0,021	0,029	0,016	0,010	0,040	0,109	0,024	0,042
3123	P20	0,037	0,131	0,059	0,019	0,028	0,024	0,051	0,007	0,030	0,033	0,040	0,018	0,042	0,021	0,082	0,025	0,029	0,035	0,018	0,012	0,033	0,006	0,016	0,051	0,155	0,040
3132	P21	0,016	0,031	0,030	0,033	0,032	0,015	0,075	0,022	0,068	0,031	0,045	0,179	0,096	0,021	0,033	0,034	0,050	0,039	0,021	0,011	0,015	0,011	0,056	0,049	0,011	0,041
3213	P22	0,021	0,097	0,013	0,022	0,015	0,008	0,028	0,025	0,175	0,046	0,031	0,013	0,019	0,089	0,038	0,042	0,030	0,159	0,025	0,016	0,014	0,031	0,071	0,058	0,024	0,044
3222	P23	0,096	0,039	0,028	0,024	0,037	0,030	0,108	0,033	0,038	0,032	0,024	0,031	0,027	0,032	0,050	0,020	0,026	0,014	0,054	0,060	0,037	0,020	0,053	0,016	0,027	0,038
3231	P24	0,038	0,053	0,052	0,034	0,050	0,031	0,040	0,023	0,125	0,029	0,028	0,004	0,027	0,033	0,050	0,030	0,066	0,040	0,016	0,068	0,015	0,046	0,097	0,041	0,041	0,043
3312	P25	0,014	0,031	0,009	0,028	0,015	0,011	0,014	0,024	0,021	0,021	0,035	0,122	0,024	0,088	0,019	0,039	0,026	0,032	0,032	0,068	0,057	0,019	0,028	0,030	0,098	0,036
3321	P26	0,109	0,091	0,025	0,032	0,017	0,014	0,021	0,025	0,018	0,033	0,050	0,016	0,039	0,033	0,018	0,016	0,005	0,015	0,023	0,031	0,032	0,063	0,020	0,013	0,008	0,031
3333	P27	0,029	0,037	0,045	0,022	0,039	0,021	0,027	0,068	0,002	0,049	0,017	0,032	0,060	0,068	0,014	0,030	0,007	0,012	0,088	0,055	0,079	0,030	0,010	0,027	0,024	0,036

Tableau C.2 – Poids de préférences issues des CP test-1 par la méthode RLMC

Code	Produit	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	S13	S14	S15	S16	S17	S18	S19	S20	S21	S22	S23	S24	S25	Moyenne
1111	P1	0,016	0,023	0,012	0,117	0,076	0,019	0,054	0,040	0,009	0,021	0,014	0,051	0,007	0,021	0,007	0,099	0,014	0,025	0,006	0,047	0,088	0,004	0,014	0,014	0,049	0,034
1123	P2	0,026	0,012	0,078	0,008	0,020	0,157	0,064	0,033	0,052	0,069	0,093	0,050	0,069	0,017	0,059	0,045	0,007	0,015	0,028	0,037	0,054	0,008	0,026	0,013	0,082	0,045
1132	P3	0,083	0,020	0,094	0,024	0,032	0,020	0,015	0,112	0,010	0,013	0,013	0,102	0,069	0,010	0,030	0,015	0,067	0,020	0,009	0,064	0,066	0,039	0,024	0,057	0,024	0,041
1213	P4	0,029	0,011	0,018	0,117	0,056	0,140	0,055	0,035	0,082	0,012	0,025	0,056	0,022	0,018	0,061	0,067	0,067	0,019	0,015	0,077	0,014	0,083	0,052	0,028	0,006	0,047
1222	P5	0,057	0,020	0,063	0,008	0,077	0,132	0,060	0,070	0,065	0,015	0,060	0,096	0,070	0,007	0,059	0,021	0,093	0,015	0,010	0,049	0,020	0,077	0,053	0,105	0,079	0,055
1231	P6	0,018	0,020	0,061	0,077	0,051	0,034	0,066	0,046	0,012	0,070	0,026	0,043	0,068	0,019	0,029	0,039	0,035	0,021	0,025	0,057	0,102	0,032	0,093	0,052	0,097	0,048
1312	P7	0,019	0,010	0,091	0,068	0,012	0,067	0,073	0,111	0,012	0,019	0,027	0,090	0,051	0,010	0,015	0,014	0,008	0,014	0,025	0,068	0,059	0,064	0,048	0,044	0,045	0,042
1321	P8	0,012	0,029	0,054	0,033	0,068	0,030	0,040	0,022	0,011	0,032	0,012	0,047	0,024	0,005	0,029	0,010	0,004	0,014	0,009	0,053	0,087	0,062	0,107	0,013	0,047	0,034
1333	P9	0,009	0,040	0,061	0,076	0,047	0,017	0,048	0,020	0,009	0,017	0,009	0,012	0,020	0,005	0,015	0,006	0,006	0,015	0,015	0,077	0,094	0,045	0,094	0,105	0,046	0,036
2111	P10	0,006	0,076	0,006	0,008	0,007	0,016	0,005	0,020	0,009	0,073	0,100	0,012	0,006	0,020	0,059	0,114	0,017	0,152	0,099	0,006	0,013	0,007	0,013	0,052	0,048	0,038
2123	P11	0,023	0,088	0,017	0,028	0,068	0,018	0,040	0,018	0,006	0,065	0,010	0,007	0,009	0,011	0,015	0,013	0,007	0,015	0,009	0,031	0,048	0,055	0,050	0,028	0,008	0,028
2132	P12	0,034	0,008	0,059	0,062	0,023	0,015	0,017	0,069	0,023	0,040	0,010	0,047	0,024	0,030	0,028	0,015	0,032	0,015	0,011	0,020	0,052	0,006	0,007	0,007	0,015	0,027
2213	P13	0,031	0,059	0,009	0,004	0,066	0,026	0,038	0,025	0,087	0,034	0,049	0,012	0,011	0,049	0,059	0,058	0,040	0,025	0,094	0,018	0,008	0,048	0,027	0,053	0,090	0,041
2222	P14	0,052	0,008	0,044	0,062	0,013	0,017	0,008	0,038	0,048	0,026	0,012	0,072	0,024	0,016	0,032	0,011	0,066	0,018	0,060	0,020	0,028	0,034	0,027	0,015	0,011	0,030
2231	P15	0,044	0,082	0,035	0,008	0,051	0,018	0,008	0,010	0,018	0,043	0,015	0,004	0,036	0,046	0,029	0,068	0,039	0,042	0,056	0,007	0,007	0,013	0,007	0,041	0,036	0,031
2312	P16	0,007	0,011	0,011	0,008	0,012	0,017	0,013	0,007	0,007	0,042	0,030	0,012	0,010	0,112	0,014	0,013	0,031	0,025	0,091	0,016	0,024	0,046	0,029	0,027	0,007	0,025
2321	P17	0,053	0,079	0,015	0,008	0,011	0,027	0,045	0,016	0,081	0,083	0,013	0,012	0,018	0,020	0,030	0,015	0,008	0,022	0,055	0,009	0,006	0,051	0,020	0,008	0,012	0,029
2333	P18	0,058	0,066	0,006	0,007	0,080	0,024	0,009	0,019	0,007	0,021	0,041	0,005	0,051	0,094	0,025	0,009	0,065	0,030	0,034	0,020	0,014	0,010	0,027	0,004	0,004	0,029
3111	P19	0,046	0,011	0,005	0,032	0,007	0,017	0,015	0,039	0,008	0,054	0,081	0,068	0,006	0,030	0,118	0,121	0,083	0,091	0,109	0,005	0,016	0,003	0,033	0,105	0,045	0,046
3123	P20	0,020	0,166	0,085	0,016	0,024	0,022	0,053	0,020	0,009	0,040	0,027	0,014	0,076	0,042	0,015	0,011	0,083	0,086	0,016	0,050	0,025	0,046	0,028	0,012	0,044	0,041
3132	P21	0,043	0,040	0,033	0,080	0,044	0,021	0,012	0,034	0,017	0,035	0,061	0,078	0,073	0,040	0,118	0,056	0,064	0,101	0,022	0,023	0,084	0,006	0,013	0,100	0,041	0,050
3213	P22	0,070	0,015	0,024	0,024	0,022	0,019	0,009	0,039	0,065	0,006	0,008	0,012	0,013	0,085	0,014	0,047	0,016	0,010	0,017	0,022	0,016	0,017	0,007	0,018	0,007	0,024
3222	P23	0,060	0,040	0,074	0,012	0,012	0,020	0,043	0,022	0,072	0,074	0,029	0,006	0,069	0,018	0,059	0,024	0,018	0,047	0,025	0,051	0,012	0,087	0,036	0,026	0,050	0,040
3231	P24	0,023	0,026	0,020	0,031	0,058	0,017	0,074	0,010	0,060	0,025	0,088	0,011	0,056	0,116	0,029	0,014	0,014	0,015	0,058	0,049	0,011	0,007	0,011	0,008	0,006	0,034
3312	P25	0,042	0,022	0,005	0,067	0,011	0,062	0,041	0,093	0,105	0,027	0,100	0,043	0,047	0,040	0,015	0,073	0,017	0,089	0,045	0,046	0,012	0,090	0,053	0,052	0,048	0,050
3321	P26	0,052	0,008	0,006	0,008	0,048	0,019	0,058	0,019	0,072	0,011	0,023	0,034	0,050	0,099	0,009	0,011	0,066	0,017	0,009	0,066	0,014	0,004	0,054	0,005	0,043	0,032
3333	P27	0,066	0,010	0,016	0,009	0,006	0,008	0,039	0,014	0,046	0,032	0,025	0,004	0,022	0,020	0,029	0,011	0,034	0,041	0,048	0,010	0,026	0,054	0,051	0,007	0,012	0,026

Tableau C.3 – Poids de préférences issues des CP simulées à partir des évaluations



Synthèse des formes

Paramétrage des phares

Voiture	X_0	Y_0	θ	D	s_1	s_2	s_3	s_4	α_1	α_2	α_3	α_4
V_{01}	4,8	0,8	30	4	0,5	0,2	0,8	0,9	30	130	50	30
V_{02}	4	0,8	30	5,2	0,5	0,2	0,8	0,9	25	90	70	25
V_{03}	4	0,8	30	5	0,3	0,2	0,5	0,8	60	80	50	40
V_{04}	3,8	0,8	35	5,2	0,5	0,5	0,9	0,8	-10	-15	70	35
V_{05}	4,1	1	10	4,7	0,8	0,4	0,05	0,8	40	100	90	15
V_{06}	4	1	5	4,5	0,5	0,8	0,8	0,9	30	115	5	5
V_{07}	4	1	25	5	0,5	0,8	0,8	0,5	30	80	80	5
V_{08}	4,1	1	28	5	0,95	0,7	0,8	0,9	85	15	70	30
V_{09}	4,3	0,8	35	5	0,95	0,7	0,8	0,2	85	20	40	70
V_{10}	4,1	1,5	0	4,5	0,7	0,3	0,8	0,8	65	70	30	30
V_{11}	4,1	1	28	5	0,2	0,2	0,8	0,9	85	70	70	30
V_{12}	3,9	0,2	25	5,5	0,5	0,2	1	1	25	90	75	22
V_{13}	4	0,8	30	5	0,5	0,2	0,8	0,9	25	90	85	30
V_{14}	4	0,8	15	5	0,5	0,5	0	0,9	25	90	10	30
V_{15}	4	1,3	15	4,7	0,1	0,8	0,6	0,6	20	120	70	30
V_{16}	4,2	1,3	0	4,7	0,5	0,5	0,5	0,5	45	45	45	45
V_{17}	4,2	0,8	35	4,9	0,5	0,5	0,5	0,5	15	85	85	45
V_{18}	5	1,8	13	3,5	0,3	0,3	0,3	0,3	75	75	75	75
V_{19}	5	1,8	13	3,8	0,3	0,3	0,3	0,3	70	90	75	75
V_{20}	4,3	1,2	13	4,3	0,3	0,3	0,3	0,3	70	90	50	50
V_{21}	4,3	1,2	5	4,3	0,1	0,1	0,3	0,3	85	85	50	20
V_{22}	4,1	1	17	4,8	0,1	0,1	0,9	0,3	80	90	80	20
V_{23}	3,9	0,7	30	5,4	0,3	0,8	0,2	0,4	20	90	85	50
V_{24}	3,8	0,8	35	5,2	0,5	0,8	0,9	0,8	50	35	70	35
V_{25}	4,3	0,8	35	5	0,5	0,8	0,2	0,8	50	35	70	35

Tableau D.1 – Valeurs de paramètres de design du Phare

Dissimilarités

Métriques expliquant les préférences

Voiture	Surface	$L1$	$L2$	$L1/L2$	Ψ	I_1	I_2	I_1/I_2
V_{01}	5.996	4.26	2.06	2.06	47.26	1083.734	3232.789	0.335
V_{02}	6.792	5.18	1.94	2.67	25.33	1023.784	4730.012	0.216
V_{03}	8.739	5.00	2.47	2.02	28.15	1598.805	4723.807	0.338
V_{04}	5.311	5.17	2.03	2.54	28.60	859.266	4766.023	0.180
V_{05}	8.261	4.88	2.52	1.94	20.59	1743.951	3881.954	0.449
V_{06}	5.636	5.01	1.86	2.69	21.31	744.485	4584.823	0.162
V_{07}	5.034	5.00	1.51	3.30	26.25	644.851	4681.332	0.138
V_{08}	7.382	4.77	2.01	2.37	9.35	970.401	5868.329	0.165
V_{09}	7.921	4.96	2.29	2.17	27.72	1399.007	4416.496	0.317
V_{10}	8.793	4.49	2.89	1.55	4.44	2219.069	3461.093	0.641
V_{11}	11.108	4.72	2.89	1.64	6.35	2252.911	5528.792	0.407
V_{12}	7.713	5.44	2.09	2.60	16.89	1217.472	5342.026	0.228
V_{13}	7.797	4.96	2.28	2.18	19.47	1447.816	4580.241	0.316
V_{14}	3.972	4.99	1.08	4.63	18.41	329.085	5181.930	0.064
V_{15}	5.851	4.84	1.79	2.70	17.55	826.707	4804.917	0.172
V_{16}	5.799	4.70	1.76	2.67	0.00	827.547	4064.444	0.204
V_{17}	7.446	4.90	2.17	2.26	34.53	1320.120	4539.049	0.291
V_{18}	7.612	3.50	2.94	1.19	13.00	2301.073	2526.662	0.911
V_{19}	11.092	4.04	3.59	1.12	83.40	2869.753	4335.208	0.662
V_{20}	10.293	4.33	3.32	1.30	35.73	2787.474	4078.598	0.683
V_{21}	7.040	4.30	2.12	2.03	2.35	1293.501	4061.530	0.318
V_{22}	10.162	4.78	2.76	1.73	11.63	2119.849	5034.695	0.421
V_{23}	8.407	5.39	2.15	2.51	33.04	1222.229	5968.455	0.205
V_{24}	10.001	4.85	2.68	1.81	13.79	1930.956	5332.522	0.362
V_{25}	7.489	4.92	2.15	2.29	24.89	1112.252	5044.706	0.220

Tableau D.3 – Métriques expliquant les modèles des phares (Liées à la forme générale)



V	V ₀₁	V ₀₂	V ₀₃	V ₀₄	V ₀₅	V ₀₆	V ₀₇	V ₀₈	V ₀₉	V ₁₀	V ₁₁	V ₁₂	V ₁₃	V ₁₄	V ₁₅	V ₁₆	V ₁₄	V ₁₈	V ₁₉	V ₂₀	V ₂₁	V ₂₂	V ₂₃	V ₂₄	V ₂₅
V ₀₁	0	0.20	0.43	0.86	0.25	0.43	0.58	0.91	0.86	0.96	0.93	0.42	0.26	0.91	0.14	0.57	0.04	0.74	0.74	0.80	0.59	0.61	0.35	0.39	0.46
V ₀₂	0.20	0	0.56	0.78	0.26	0.16	0.49	0.58	0.75	0.83	0.71	0.06	0.08	0.74	0.11	0.53	0.16	0.65	0.70	0.72	0.64	0.64	0.37	0.64	0.41
V ₀₃	0.43	0.56	0	0.94	0.89	0.80	0.80	0.85	0.54	0.42	0.38	0.48	0.59	0.78	0.83	0.25	0.39	0.35	0.40	0.43	0.51	0.53	0.47	0.39	0.02
V ₀₄	0.86	0.78	0.94	0	0.69	0.67	0.72	0.68	0.53	0.84	0.90	0.61	0.42	0.71	0.41	0.66	0.42	0.62	0.64	0.70	0.72	0.71	0.45	0.44	0.58
V ₀₅	0.25	0.26	0.89	0.69	0	0.20	0.44	0.55	0.73	0.74	0.47	0.41	0.38	0.60	0.67	0.69	0.35	0.70	0.74	0.67	0.61	0.61	0.31	0.50	0.48
V ₀₆	0.43	0.16	0.80	0.67	0.20	0	0.29	0.44	0.73	0.74	0.64	0.05	0.16	0.57	0.35	0.68	0.39	0.62	0.66	0.70	0.55	0.44	0.36	0.33	0.58
V ₀₇	0.58	0.49	0.80	0.72	0.44	0.29	0	0.64	0.81	0.87	0.61	0.56	0.56	0.47	0.46	0.56	0.53	0.76	0.80	0.86	0.46	0.44	0.43	0.77	0.43
V ₀₈	0.91	0.58	0.85	0.68	0.55	0.44	0.64	0	0.80	0.85	0.72	0.37	0.35	0.71	0.54	0.79	0.58	0.70	0.74	0.76	0.70	0.79	0.62	0.22	0.37
V ₀₉	0.86	0.75	0.54	0.53	0.73	0.73	0.81	0.80	0	0.59	0.60	0.65	0.68	0.91	0.84	0.78	0.83	0.86	0.91	0.94	0.96	0.84	0.67	0.72	0.33
V ₁₀	0.96	0.83	0.42	0.84	0.74	0.74	0.87	0.85	0.59	0	0.60	0.66	0.69	0.89	0.79	0.49	0.77	0.30	0.22	0.11	0.27	0.21	0.55	0.59	0.41
V ₁₁	0.93	0.71	0.38	0.90	0.47	0.64	0.61	0.72	0.60	0.60	0	0.46	0.44	0.72	0.86	0.83	0.81	0.65	0.68	0.60	0.57	0.13	0.60	0.04	0.28
V ₁₂	0.42	0.06	0.48	0.61	0.41	0.05	0.56	0.37	0.65	0.66	0.46	0	0.06	0.64	0.58	0.71	0.37	0.67	0.76	0.83	0.71	0.78	0.56	0.51	0.52
V ₁₃	0.26	0.08	0.59	0.42	0.38	0.16	0.56	0.35	0.68	0.69	0.44	0.06	0	0.68	0.25	0.63	0.23	0.66	0.70	0.72	0.68	0.43	0.35	0.28	0.54
V ₁₄	0.91	0.74	0.78	0.71	0.60	0.57	0.47	0.71	0.91	0.89	0.72	0.64	0.68	0	0.61	0.65	0.87	0.90	0.95	0.92	0.63	0.68	0.55	0.65	0.42
V ₁₅	0.14	0.11	0.83	0.41	0.67	0.35	0.46	0.54	0.84	0.79	0.86	0.58	0.25	0.61	0	0.76	0.14	0.65	0.69	0.73	0.57	0.57	0.36	0.61	0.42
V ₁₆	0.57	0.53	0.25	0.66	0.69	0.68	0.56	0.79	0.78	0.49	0.83	0.71	0.63	0.65	0.76	0	0.69	0.84	0.88	0.94	0.47	0.62	0.72	0.79	0.35
V ₁₇	0.04	0.16	0.39	0.42	0.35	0.39	0.53	0.58	0.83	0.77	0.81	0.37	0.23	0.87	0.14	0.69	0	0.58	0.64	0.67	0.54	0.47	0.27	0.37	0.41
V ₁₈	0.74	0.65	0.35	0.62	0.70	0.62	0.76	0.70	0.86	0.30	0.65	0.67	0.66	0.90	0.65	0.84	0.58	0	0.20	0.26	0.55	0.41	0.73	0.83	0.89
V ₁₉	0.74	0.70	0.40	0.64	0.74	0.66	0.80	0.74	0.91	0.22	0.68	0.76	0.70	0.95	0.69	0.88	0.64	0.20	0	0.24	0.58	0.40	0.80	0.88	0.92
V ₂₀	0.8	0.72	0.43	0.70	0.67	0.70	0.86	0.76	0.94	0.11	0.60	0.83	0.72	0.92	0.73	0.94	0.67	0.26	0.24	0	0.47	0.24	0.54	0.63	0.74
V ₂₁	0.59	0.64	0.51	0.72	0.61	0.55	0.46	0.70	0.96	0.27	0.57	0.71	0.68	0.63	0.57	0.47	0.54	0.55	0.58	0.47	0	0.28	0.62	0.68	0.43
V ₂₂	0.61	0.64	0.53	0.71	0.61	0.44	0.44	0.79	0.84	0.21	0.13	0.78	0.43	0.68	0.57	0.62	0.47	0.41	0.4	0.24	0.28	0	0.55	0.47	0.43
V ₂₃	0.35	0.37	0.47	0.45	0.31	0.36	0.43	0.62	0.67	0.55	0.60	0.56	0.35	0.55	0.36	0.72	0.27	0.73	0.80	0.54	0.62	0.55	0	0.65	0.69
V ₂₄	0.39	0.64	0.39	0.44	0.50	0.33	0.77	0.22	0.72	0.59	0.04	0.51	0.28	0.65	0.61	0.79	0.37	0.83	0.88	0.63	0.68	0.47	0.65	0	0.57
V ₂₅	0.46	0.41	0.02	0.58	0.48	0.58	0.43	0.37	0.33	0.41	0.28	0.52	0.54	0.42	0.42	0.35	0.41	0.89	0.92	0.74	0.43	0.43	0.69	0.57	0

Tableau D.2 – Matrice de dissimilarités entre les produits

	CGS_x	CGS_y	$\alpha_1 + \alpha_4$	$\alpha_2 + \alpha_3$	tfx_1	tfx_2	tfx_3	tfy_1	tfy_2	tfy_3
V_{01}	1.25	1.55	60	180	14298.32	1370.49	384.68	4456.13	1461.40	273.44
V_{02}	1.32	1.44	50	160	14024.60	1934.19	491.18	4553.02	1290.80	108.49
V_{03}	1.25	1.40	100	130	12793.80	1986.45	227.03	4402.79	1508.03	93.96
V_{04}	1.31	1.56	25	55	13235.08	1904.96	428.90	3875.06	1293.05	231.80
V_{05}	1.34	1.60	55	190	14720.51	1783.48	577.15	4286.58	1318.86	492.33
V_{06}	1.29	1.54	35	120	13537.54	1974.24	352.47	3558.63	1051.10	366.27
V_{07}	1.26	1.43	35	160	13200.61	1951.37	208.06	5210.21	1142.24	339.12
V_{08}	1.28	1.47	115	85	12769.57	2379.15	90.80	3894.75	1029.26	137.71
V_{09}	1.32	1.70	155	60	11492.02	1893.35	372.76	3534.58	1383.23	294.56
V_{10}	1.24	1.55	95	100	12989.94	1840.31	126.74	3833.02	1456.81	299.02
V_{11}	1.28	1.41	115	140	13098.49	2317.89	271.77	4711.76	1502.82	149.81
V_{12}	1.35	1.56	47	165	14638.74	2129.25	601.48	2980.23	1238.39	84.59
V_{13}	1.33	1.42	55	175	14131.30	1957.10	572.34	4264.89	1330.93	51.34
V_{14}	1.25	1.40	55	100	13571.29	2147.23	244.50	3538.77	874.53	208.78
V_{15}	1.25	1.34	50	190	13412.69	2076.17	332.44	3858.34	1076.21	166.75
V_{16}	1.21	1.30	90	90	13095.80	2007.50	0.18	2598.70	908.83	0.56
V_{17}	1.28	1.37	60	170	13770.18	1814.73	414.33	4379.75	1529.76	9.04
V_{18}	1.14	1.30	150	150	13405.30	1583.15	0.36	4385.53	1519.16	0.91
V_{19}	1.16	1.43	145	165	13862.12	1695.89	50.39	5006.12	2068.01	168.45
V_{20}	1.17	1.54	120	140	12787.54	1903.98	0.98	4789.42	1737.34	433.37
V_{21}	1.18	1.48	105	135	12958.79	2010.89	66.97	3832.37	1087.81	322.40
V_{22}	1.19	1.50	100	170	12908.07	2213.98	69.18	4347.03	1460.52	301.82
V_{23}	1.27	1.33	70	175	13390.72	2107.44	281.83	4244.44	1621.24	44.76
V_{24}	1.29	1.47	85	105	12279.83	2248.89	128.98	4283.84	1443.03	125.02
V_{25}	1.26	1.35	85	105	12964.84	2067.00	92.07	4681.96	1338.70	90.71

Tableau D.4 – Métriques expliquant les modèles des phares (Liées à la courbure)



	Surface	L_1	L_2	Ψ	I_1	I_2	CGS_x	CGS_y	tfx_1	tfx_2	tfx_3	tfy_1	tfy_2	tfy_3	L_1/L_2	I_1/I_2	$\alpha_1 + \alpha_4$	$\alpha_2 + \alpha_3$
Surface	1	-0.260	0.896	0.191	0.898	0.089	-0.219	0.095	-0.202	0.137	-0.264	0.408	0.772	0.009	-0.798	0.631	0.614	0.185
L_1	-0.260	1	-0.550	-0.148	-0.573	0.730	0.787	0.140	0.074	0.524	0.603	-0.269	-0.357	-0.077	0.592	-0.785	-0.635	-0.087
L_2	0.896	-0.550	1	0.314	0.983	-0.282	-0.405	0.139	-0.128	-0.212	-0.339	0.435	0.847	0.102	-0.925	0.868	0.657	0.152
Ψ	0.191	-0.148	0.314	1	0.253	-0.081	-0.135	0.079	0.244	-0.515	0.083	0.495	0.663	0.053	-0.188	0.182	0.080	0.276
I_1	0.898	-0.573	0.983	0.253	1	-0.296	-0.451	0.106	-0.126	-0.184	-0.368	0.439	0.817	0.119	-0.877	0.893	0.672	0.193
I_2	0.089	0.730	-0.282	-0.081	-0.296	1	0.434	-0.113	-0.158	0.843	0.156	-0.044	-0.165	-0.221	0.395	-0.636	-0.234	-0.114
CGS_x	-0.219	0.787	-0.405	-0.135	-0.451	0.434	1	0.392	0.238	0.237	0.849	-0.223	-0.295	-0.009	0.366	-0.566	-0.574	-0.066
CGS_y	0.095	0.140	0.139	0.079	0.106	-0.113	0.392	1	-0.092	-0.150	0.358	-0.143	0.050	0.700	-0.140	0.043	-0.006	-0.240
tfx_1	-0.202	0.074	-0.128	0.244	-0.126	-0.158	0.238	-0.092	1	-0.361	0.567	0.032	0.000	-0.051	0.137	-0.038	-0.538	0.664
tfx_2	0.137	0.524	-0.212	-0.515	-0.184	0.843	0.237	-0.150	-0.361	1	-0.113	-0.215	-0.369	-0.152	0.295	-0.465	-0.046	-0.266
tfx_3	-0.264	0.603	-0.339	0.083	-0.368	0.156	0.849	0.358	0.567	-0.113	1	-0.142	-0.147	0.028	0.303	-0.397	-0.627	0.294
tfy_1	0.408	-0.269	0.435	0.495	0.439	-0.044	-0.223	-0.143	0.032	-0.215	-0.142	1	0.620	0.149	-0.365	0.351	0.137	0.411
tfy_2	0.772	-0.357	0.847	0.663	0.817	-0.165	-0.295	0.050	0.000	-0.369	-0.147	0.620	1	-0.031	-0.740	0.686	0.467	0.303
tfy_3	0.009	-0.077	0.102	0.053	0.119	-0.221	-0.009	0.700	-0.051	-0.152	0.028	0.149	-0.031	1	-0.051	0.098	-0.076	-0.003
L_1/L_2	-0.798	0.592	-0.925	-0.188	-0.877	0.395	0.366	-0.140	0.137	0.295	0.303	-0.365	-0.740	-0.051	1	-0.825	-0.627	-0.166
I_1/I_2	0.631	-0.785	0.868	0.182	0.893	-0.636	-0.566	0.043	-0.038	-0.465	-0.397	0.351	0.686	0.098	-0.825	1	0.658	0.178
$\alpha_1 + \alpha_4$	0.614	-0.635	0.657	0.080	0.672	-0.234	-0.574	-0.006	-0.538	-0.046	-0.627	0.137	0.467	-0.076	-0.627	0.658	1	-0.217
$\alpha_2 + \alpha_3$	0.185	-0.087	0.152	0.276	0.193	-0.114	-0.066	-0.240	0.664	-0.266	0.294	0.411	0.303	-0.003	-0.166	0.178	-0.217	1

Tableau D.5 – Matrice de corrélation entre les métriques (Pearson)

	Surface	L_1	L_2	Ψ	I_1	I_2	CGS_x	CGS_y	tfx_1	tfx_2	tfx_3	tfy_1	tfy_2	tfy_3	L_1/L_2	I_1/I_2	$\alpha_1 + \alpha_4$	$\alpha_2 + \alpha_3$
Surface	0	1.093	0.563	0.624	0.552	1.113	1.301	0.975	1.043	0.846	1.123	0.487	0.531	0.814	0.609	0.804	0.859	0.917
L_1	1.093	0	0.919	0.677	0.885	0.481	0.743	0.941	1.181	0.469	0.794	0.636	0.955	0.756	0.825	0.660	0.847	1.025
L_2	0.563	0.919	0	0.617	0.581	1.035	1.230	1.047	1.233	0.887	1.163	0.576	0.572	0.837	0.597	0.682	0.931	1.066
Ψ	0.624	0.677	0.617	0	0.668	0.592	0.856	0.463	0.473	-0.060	0.775	-0.128	0.111	0.242	0.691	0.724	0.863	0.298
I_1	0.552	0.885	0.581	0.668	0	1.011	1.174	1.070	1.225	0.905	1.125	0.562	0.591	0.811	0.635	0.648	0.906	1.014
I_2	1.113	0.481	1.035	0.592	1.011	0	0.944	0.816	0.946	-0.002	1.089	0.709	0.996	0.460	0.870	0.657	1.096	0.846
CGS_x	1.301	0.743	1.230	0.856	1.174	0.944	0	0.855	1.184	0.923	0.714	0.848	1.184	0.990	1.217	1.045	1.074	1.212
CGS_y	0.975	0.941	1.047	0.463	1.070	0.816	0.855	0	0.881	0.561	0.756	0.479	0.979	-0.150	0.993	1.118	1.194	0.589
tfx_1	1.043	1.181	1.233	0.473	1.225	0.946	1.184	0.881	0	0.524	0.721	0.765	1.204	0.674	1.172	1.299	0.836	0.340
tfx_2	0.846	0.469	0.887	-0.060	0.905	-0.002	0.923	0.561	0.524	0	0.913	0.320	0.574	0.311	0.751	0.610	1.066	0.476
tfx_3	1.123	0.794	1.163	0.775	1.125	1.089	0.714	0.756	0.721	0.913	0	0.796	1.199	0.839	1.147	1.081	0.889	0.851
tfy_1	0.487	0.636	0.576	-0.128	0.562	0.709	0.848	0.479	0.765	0.320	0.796	0	0.234	0.226	0.593	0.635	0.887	0.242
tfy_2	0.531	0.955	0.572	0.111	0.591	0.996	1.184	0.979	1.204	0.574	1.199	0.234	0	0.752	0.626	0.708	0.964	0.758
tfy_3	0.814	0.756	0.837	0.242	0.811	0.460	0.990	-0.150	0.674	0.311	0.839	0.226	0.752	0	0.836	0.817	0.876	0.579
L_1/L_2	0.609	0.825	0.597	0.691	0.635	0.870	1.217	0.993	1.172	0.751	1.147	0.593	0.626	0.836	0	0.674	0.909	0.999
I_1/I_2	0.804	0.660	0.682	0.724	0.648	0.657	1.045	1.118	1.299	0.610	1.081	0.635	0.708	0.817	0.674	0	0.905	1.015
$\alpha_1 + \alpha_4$	0.859	0.847	0.931	0.863	0.906	1.096	1.074	1.194	0.836	1.066	0.889	0.887	0.964	0.876	0.909	0.905	0	1.014
$\alpha_2 + \alpha_3$	0.917	1.025	1.066	0.298	1.014	0.846	1.212	0.589	0.340	0.476	0.851	0.242	0.758	0.579	0.999	1.015	1.014	0

Tableau D.6 – Matrice des valeurs du coefficient K



Collaboration RENAULT / IRCCyN

E.1	Introduction	194
E.2	Description du projet	194
E.3	Test-1: Étude de faisabilité des tissus des sièges automobiles	195
E.3.1	Paramètres de l'expérience	195
E.3.2	Déroulement du test	195
E.3.3	Collection des résultats	196
E.3.4	Analyse des résultats	197
E.3.5	Conclusions du premier test	203
E.4	Test-2: Évaluation des préférences tactiles des tissus	204
E.4.1	Test de préférences visuel (VisuelCAO sur écran)	206
E.4.2	Test de préférences Toucher : Classement par ordre de préférence	208
E.4.3	Test de préférences Visio-Tactile (Visuel sur écran + toucher du tissu réel)	209
E.4.4	Normalisation des données	209
E.4.5	Analyse des données - Effet des tissus sur les préférences des sujets	210
E.5	Corrélations entre les évaluations des différentes épreuves	214
E.5.1	Corrélation par test	214
E.5.2	Corrélation par tissu	215
E.6	Modèles de préférences	216
E.6.1	Analyse de la variance par tissu: Effet du type du test sur les préférences	216
E.6.2	Régression linéaire: L'effet du test (Visuel ou Tactile) sur le test Visio-Tactile	217
E.7	Conclusions	218
E.8	Annexe	219
E.8.1	Analyse de la variance	219
E.8.2	Analyse en Composante Principale	227
E.8.3	Photos des tissus suivant les trois modes du premier test	229

E.1 Introduction

Dans les années 70, l'industrie automobile fonctionnait sur un modèle de production de masse où prélevait les performances et les capacités du produit à remplir sa fonction. En 1980, la concurrence à augmenter et les constructeur se sont orientés vers d'autres arguments pour vendre leurs produits comme par exemple a notion du confort et de durabilité. Dans nos jours, les arguments de vente se caractérise par la concentration sur les besoin accru de personnalisation des véhicules. Dans cette perspective, la dimension sensorielle s'est ajoutée aux exigences de qualité, de confort et d'équipements. L'achat d'un véhicule par un consommateur repose sur son appréhension de ce produit, l'attraction visuelle (extérieure et intérieure), la puissance, l'acoustique (son du moteur [Poirson \(2005\)](#), ouverture/fermeture des portes, installation de musique,...) le toucher (poignées, commandes, volant, tissus,...) jouent une rôle essentiel dans la décision d'achat. D'un point de vue **Tactile** et **Visuel**, les tissus des sièges autos jouent une rôle important, non seulement dans le choix avant l'achat, mais pendant l'utilisation du véhicule. Ce phénomène a poussé les fabricants à comprendre les phénomènes perceptifs entrant en jeu dans l'appréciation d'un produit par le consommateur pour essayer de répondre à son besoin et augmenter cet appréciation. L'analyse sensorielle, couramment appliquée à l'industrie agro-alimentaire, s'applique donc également ç ce domaine.

E.2 Description du projet

L'étude présentée dans ce document s'inscrit dans le cadre d'un projet entre l'équipe "Analyse Sensorielle - Département de Génie des matériaux" de *Renault* dont le rôle est d'analyser et d'étudier les perceptions des clients visuelles et tactiles, et l'IRCCyN (Institut de Recherche en Communications et cybernétiques de Nantes). Ce projet est présentée en deux partie:

La première partie est une étude de faisabilité des tissus des sièges automobiles, le but de cette partie est de trouver un mode de présentation des tissus pour lequel la différence entre la perception du tissu réel et la perception de son image est la plus faible. Différents mode de présentation sont proposés avec un protocole d'évaluation d'écart *visuel/réel*.

La deuxième partie est une étude d'évaluation des préférences des consommateurs pour les tissus présentés, l'objectif étant de trouver quels tissus sont parmi les plus appréciés et quel est le mode de présentation qui favorise chaque tissu. Le test est effectué avec un panel de sujets dits naïfs et considéré comme test pilote. Un test à plus grande échelle sera fait plus tard avec un panel d'experts, pour l'évaluation des préférences.



E.3 Test-1: Étude de faisabilité des tissus des sièges automobiles

E.3.1 Paramètres de l'expérience

17 modèles réels (échantillons) de textiles ont été modélisés en suivant 3 modes suivants:

1. Tissu Scanné avec un scanner couleur.
2. Tissu pris en photo avec une lumière rasante pour mettre en évidence l'effet du relief.
3. Tissu scanné plaqué sur un modèle CAO¹ (voir figure E.1) de siège automobile



Figure E.1 – Exemple d'un tissu scanné plaqué sur une modèle CAO d'un siège

E.3.2 Déroulement du test

Le premier test effectué était pour mesurer l'écart visuel-réel / Visuel-Virtuel pour différents modes de présentation sur l'écran des tissus des sièges automobiles. 17 textiles (avec leurs échantillons réels) ont été présentés au sujets, chaque sujet avait 51 (3x17) textile à noter, 3 questions pour chaque textile. 21 sujets ont effectué le test de notation, la tâche demandée était de répondre aux trois questions suivantes :

- Dans un premier temps, observer le tissu sur l'écran (dans un mode de présentation défini) et faites une opinion, répondre à la première question : "Quantifier votre surprise à la découverte du textile réel, selon les bornes de l'échelle suivante : Échelle allant de 0 (aucune surprise) jusqu'à 100 (surprise totale)"

1. Un modèle CAO simple d'un siège est modélisé avec le logiciel CAO CatiaV5

- Dans un second temps, découvrir et observer le tissu réel correspondant sans le toucher et ”Quantifier l’écart perçu entre le visuel CAO et le textile réel, selon les bornes de l’échelle suivante : Échelle allant de 0 (Absence d’écart), à 50 (Écart acceptable) jusqu’à 100 (Écart inacceptable)”
- Finalement, ”Si un écart a été perçu, identifier sa nature (plusieurs réponses possibles)” (Couleur, Motif, Relief, Contraste, Matière, Brillant, Textile, Autre : Précisez...), une note de 1 (présence) ou de 0 (absence) était à préciser pour chaque type.

Pour faciliter la tâche aux sujets, une interface utilisateur graphique (Figure E.2) a été développée sous Matlab pour la saisie des données

Figure E.2 – Interface d’évaluation de l’écart Visuel/Réel

E.3.3 Collection des résultats

Les résultats ont été regroupés (par sujet, par mode de présentation et par tissu), une analyse de variance (ANOVA) a été effectuée sur les matrices correspondantes pour trouver le mode de présentation donnant un écart minimal, pour vérifier si les sujets ont été homogènes, et pour trouver le meilleur type de présentation pour chaque textile.



E.3.4 Analyse des résultats

E.3.4.1 Analyse de la variance par mode de présentation

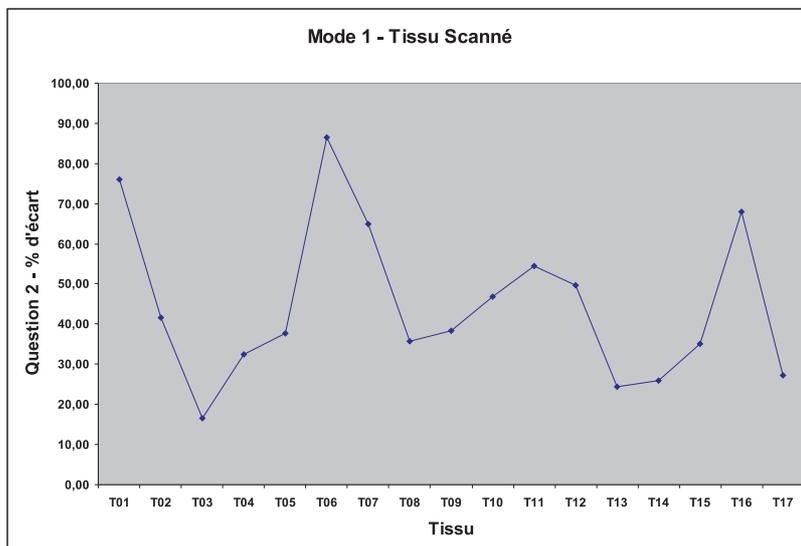


Figure E.3 – Graphique des notes moyennes pour le mode 1: Tissu Scanné

Les tissus ayant une note moyenne inférieure à 50 (<50%) possèdent un écart acceptable (question 2) et sont alors acceptables. Ceux ayant une moyenne supérieure à 50, possèdent un écart Visuel-Réel / Visuel-Virtuel inacceptable, et sont à rejeter. (T01-T06-T07-T11-T16) On remarque que ce mode de présentation (Photo scannée) convient très bien au tissu T03 (ce qui n'est pas le cas pour le tissu T06 par exemple)

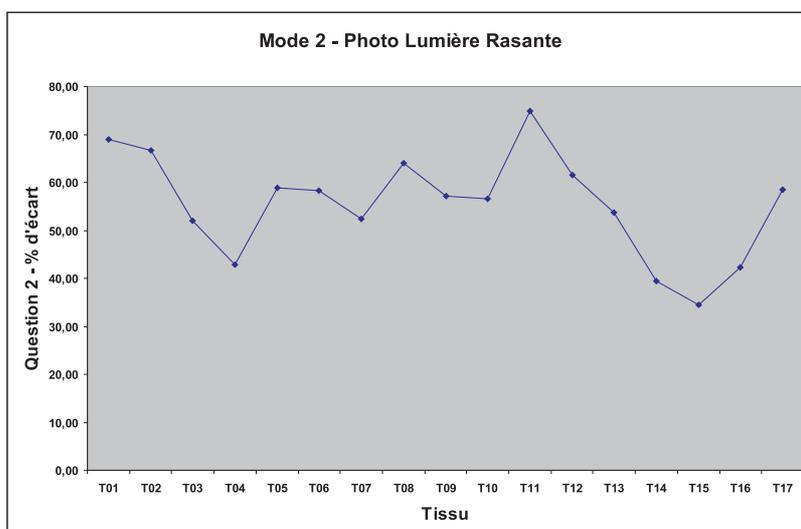


Figure E.4 – Graphique des notes moyennes pour le mode 2: Photo Lumière Rasante

Pour le mode 2 (Photo Lumière Rasante) 4 des 17 tissus ont une moyenne inférieure à 50% (T04-T14-T15-T16) donc acceptable, alors ce mode de présentation est à rejeter.

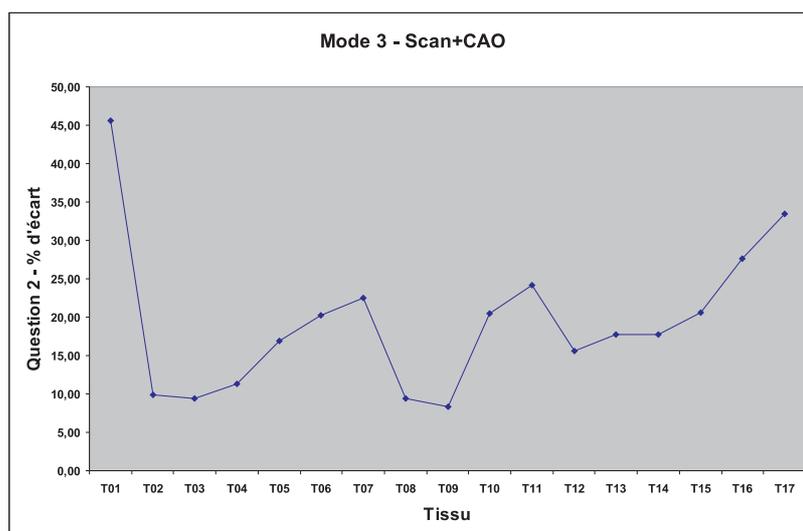


Figure E.5 – Graphique des notes moyennes pour le mode 3: Scan + CAO

Le mode 3 (Scan+CAO) semble être le meilleur mode de présentation, la note moyenne la plus élevée pour la question 2 (pourcentage d'écart) est celle du textile T01 (46% < 50 %). Donc ce mode est à retenir pour les tests qui suivent.

Pour la première question (niveau de surprise), seul le 2^{ème} mode de présentation présente une moyenne très élevée (53.443 %) plus grande que 50% donc une surprise élevée et inacceptable, tandis que les deux autres mode (P1-Photo scannée et P3-Scan+CAO) on une moyenne plus petite que 50% donc ont un écart visuel réel/visuel virtuel acceptable. Le troisième mode "Scan + CAO" est le meilleur ayant la note minimale (22.778 %) donc l'écart minimal. Pour la deuxième question (pourcentage d'écart), le troisième mode de présentation (Scan + CAO) présente la note moyenne minimale donc l'écart minimal (19.47 %). Les deux premiers modes sont alors à rejeter.



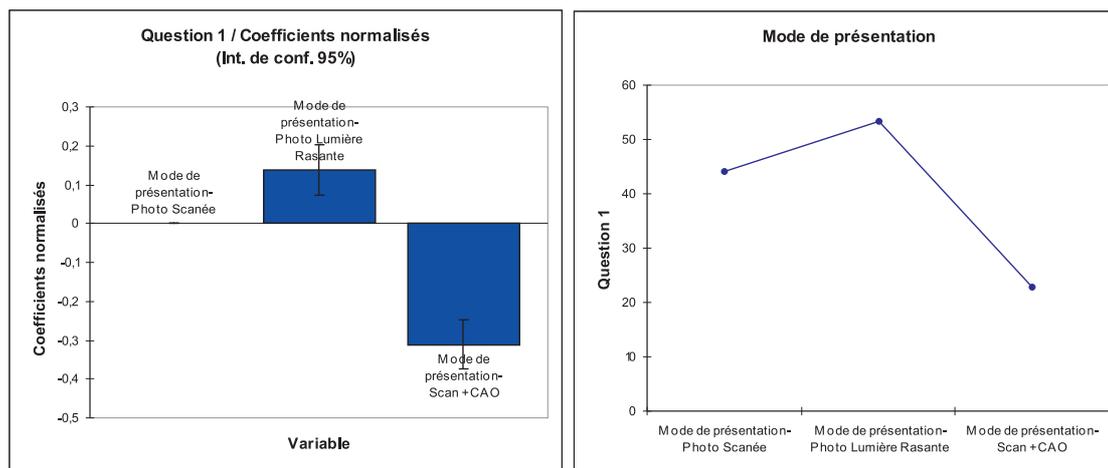


Figure E.6 – Coefficients normalisés et graphique des moyennes : Question 1

Analyse de la variance (Variable Q_1 - Niveau de surprise)					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrés	F	$P_r > F$
Modèle	2	176277.358	88138.679	101.183	<0.0001
Erreur	1068	930317.170	871.083		
Total corrigé	1070	1106594.508			

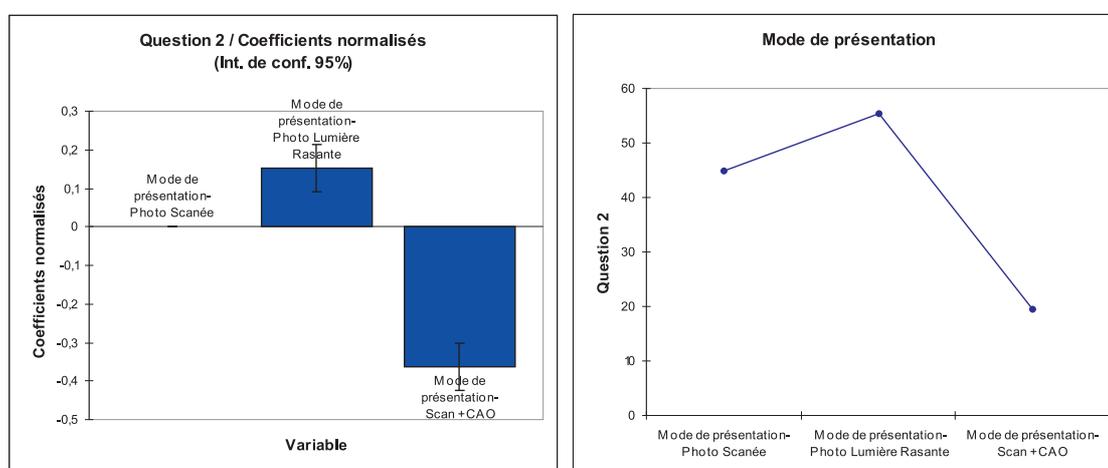
Tableau E.1 – Tableau d'analyse de la variance pour la question Q_1 

Figure E.7 – Coefficients normalisés et graphique des moyennes : Question 2

Analyse de la variance (Variable Q_2 - % d'écart)					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	243988.533	121994.266	142.119	<0.0001
Erreur	1068	916763.833	858.393		
Total corrigé	1070	1160752.366			

Tableau E.2 – Tableau d'analyse de la variance pour la question Q_2

Une Analyse de la variance a été appliqué sur la matrice des notes données par le panel pour voir l'effet de chaque mode de présentation sur les deux premières question (Q_1 : Niveau de Surprise et Q_2 : Pourcentage d'écart); en fixant la contribution du premier mode de présentation à 0 (Contraintes: $a_1 = 0$) on remarque que le deuxième mode de présentation (Photo en Lumière rasante) a l'effet le plus élevé sur les deux questions (Très grande surprise à la découverte du textile et écart très élevé par rapport au deux autres modes) par contre, le troisième mode de présentation (Scan + CAO) semble être le plus acceptable: Très petite surprise à la découverte du textile et écart Visuel - Réel / Visuel - Virtuel minimal donc très acceptable! Les équations des modèles pour les 2 questions sont données ci dessous avec :

$$Q_1 = 44.06 + 0 \times P_1 + 9.38 \times P_2 - 21.28 \times P_3$$

$$Q_2 = 44.80 + 0 \times P_1 + 10.65 \times P_2 - 25.33 \times P_3$$

- P_1 : Premier mode de présentation : Tissu Scanné
- P_2 : Deuxième mode de présentation : Photo Lumière Rasante
- P_3 : Troisième mode de présentation : Scan + CAO

E.3.4.2 Analyse de la variance par tissu

Une analyse de la variance (ANOVA) pour l'ensemble des tissus suivant les trois modes de présentation pour voir lequel convient le mieux pour chaque tissu; les graphes, les équations de chaque modèle ainsi que les tableaux de l'analyse de la variance sont montrés en Annexe-1 : Pour les tissus T01 à T16, le troisième mode de présentation génère une surprise minimale et un minimum d'écart perçu, alors ce mode convient le mieux à ce groupe de textiles. Le premier mode de présentation génère une surprise minimale et un écart perçu minimal uniquement pour le tissu T17, on voit que ce premier mode convient le mieux à ce textile.

E.3.4.3 Analyse en composante principale et classification suivant chaque mode

Premier mode de présentation : Tissu scanné :



Une analyse en composante principale (voir figure E.8) a été réalisée sur la matrice des notes moyennes obtenues des 21 sujets en prenant les notes obtenues pour la première question (niveau de surprise) comme poids et la note obtenue dans la deuxième question (pourcentage d'écart) comme pourcentage de chaque type d'écart (la note de la 2ème question a été multipliée par la note moyenne de obtenue pour chaque type d'écart !)

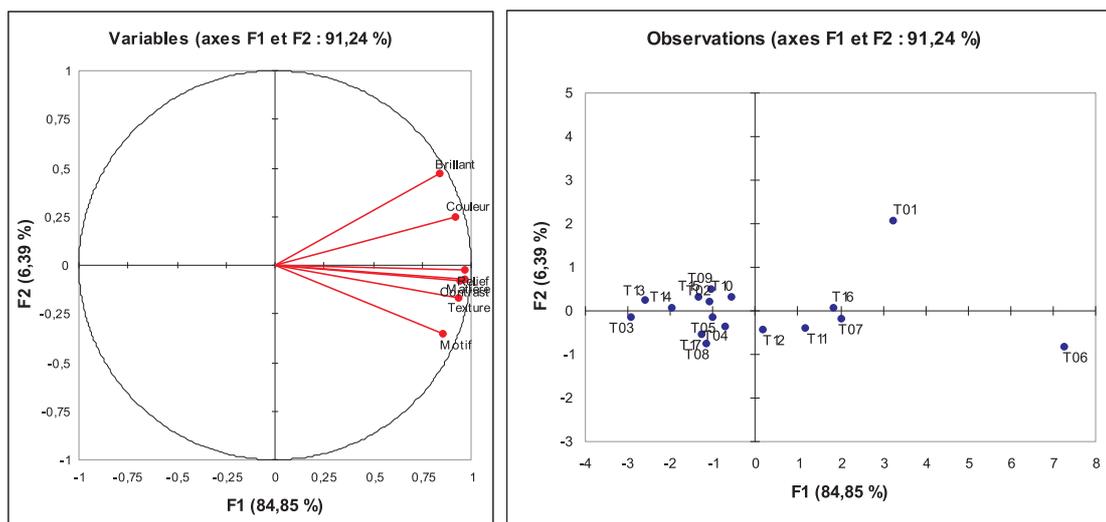


Figure E.8 – ACP Mode 1 et position des tissus dans le plan factoriel

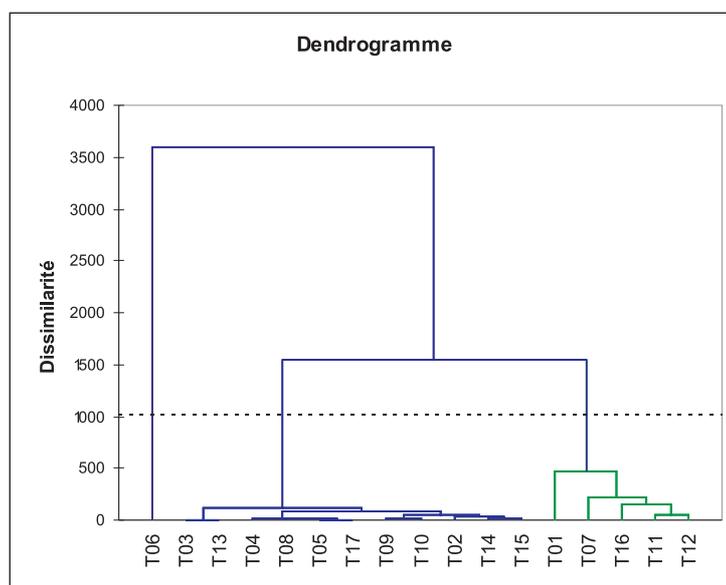


Figure E.9 – Classification des tissus suivant le premier mode de présentation

Dans le premier mode de présentation (Tissu scanné), 91.24 % de l'information est expliqué ce qui est très satisfaisant, mais les tissus sont assez dispersés dans le plan factoriel. Une



CAH (figure E.9) a été réalisé sur la même matrice, et donne trois groupes de tissus

- Groupe 1: Tissus T01 T07 T11 T12 T16 (de barycentre T11) qui présentent une note moyenne suivant la troisième question Q3 (Type d'écart: Couleur, Motif,...)
- Groupe 2: Tissus T02 T03 T04 T05 T08 T09 T10 T13 T14 T15 T17 (de barycentre T05) ayant une note minimale suivant le troisième mode de présentation Q3, on peut tirer la conclusion suivante: ce type de présentation est applicable avec une erreur minimale pour ce groupe de textiles
- Groupe 3: Tissu T06 (de barycentre T06) ayant la note la plus élevée, donc ce mode de présentation n'est pas du tout conseillé pour valider ce tissu!

Deuxième mode de présentation: Photo Lumière rasante:

Pour ce deuxième mode de présentation (Photo lumière rasante), les deux dimensions de l'analyse en composante principale expliquent 71.64 % de l'information donnée par les sujets ce qui est relativement faible et avec une très grande dispersion des tissus dans le plan factoriel (figure E.10. La CAH (figure E.11) donne deux groupes de textiles:

- Groupe 1: Tissus T01 T02 T11 (de barycentre T01) qui présentent une note élevée suivant les différentes dimension de la troisième question Q3 (Type d'écart: Couleur, Motif,...)
- Groupe 2: Tissus T03 T04 T05 T06 T07 T08 T09 T10 T12 T13 T14 T15 T16 T17 (de barycentre T10) ayant une note moyenne suivant les différentes dimension de la troisième question Q3: ce type de présentation n'est pas conseillé pour validation du groupe des textiles

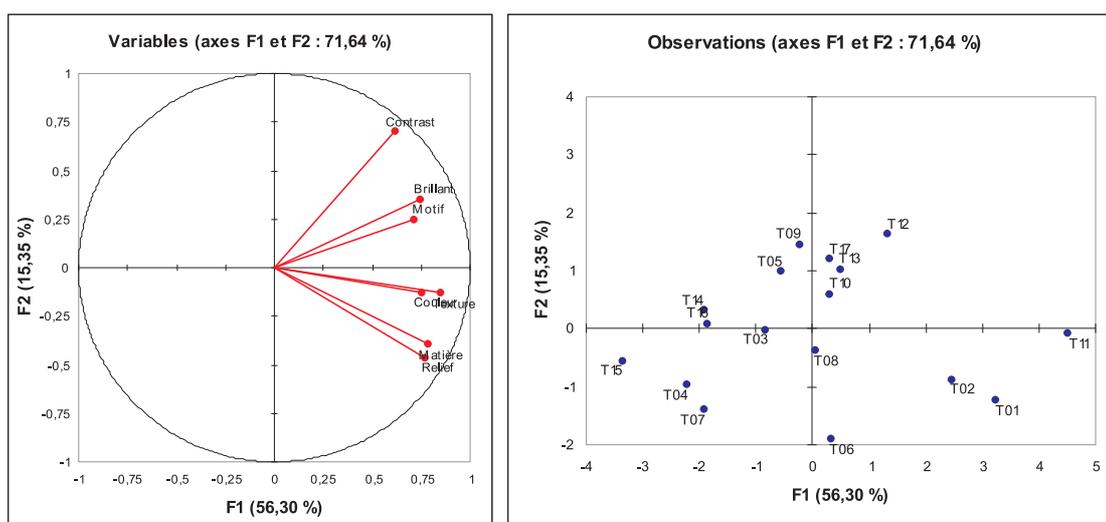


Figure E.10 – ACP Mode 2 et position des tissus dans le plan factoriel

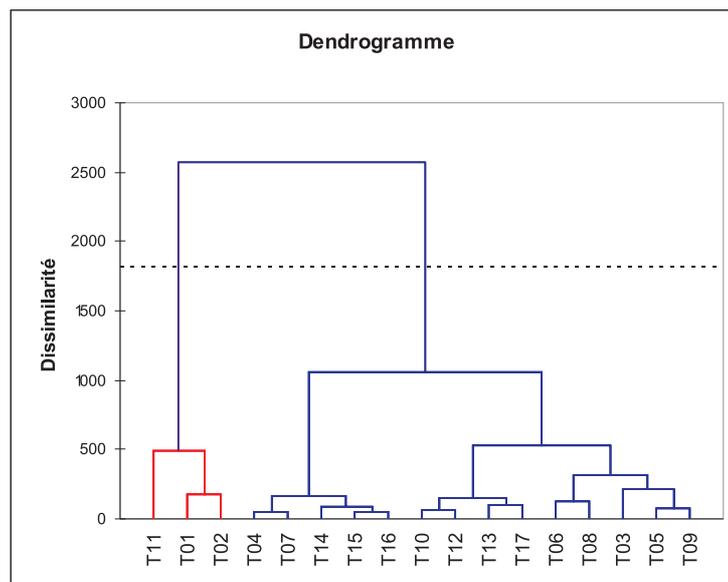


Figure E.11 – Classification des tissus suivant le deuxième mode de présentation

Troisième mode de présentation : Scan + CAO du siège :

L'ACP du troisième mode de présentation (Scan + CAO) appliquée sur la matrice des notes moyennes donne deux dimensions principales qui expliquent 85.55 % de l'information, la répartition des tissus dans le plan factoriel est compacte et très proche de zéro (sauf 2 tissus T01, T11, T16 et T17) ce qui signifie que le pourcentage d'écart est maximal pour ces tissus (voir figure E.12). Les tissus T01, T11, T16 et T17 présentent un écart supérieur. Les résultats de la CAH (figure E.13) sur la même matrice donne 4 groupes :

- Groupe 1: Tissu T01 (de barycentre T01)
- Groupe 2: Tissus T02 T03 T04 T05 T06 T07 T08 T09 T10 T12 T13 T14 T15 (de barycentre T12)
- Groupe 3: Tissus T11 et T16 (de barycentre T16)
- Groupe 4: Tissu T17 (de barycentre T17)

Les tissus T01, et T17 qui représentent chacun un groupe, présentent un écart maximal pour toutes les composantes de la troisième question Q3, ces tissus seront éliminés pour la suite de l'étude.

E.3.5 Conclusions du premier test

Le mode 3 (Scan + CAO) présente le minimum de surprise à la découverte du tissu réel (22.78%) et présente l'écart le plus faible par rapport au tissu réel (19.47%) 15 tissus vont



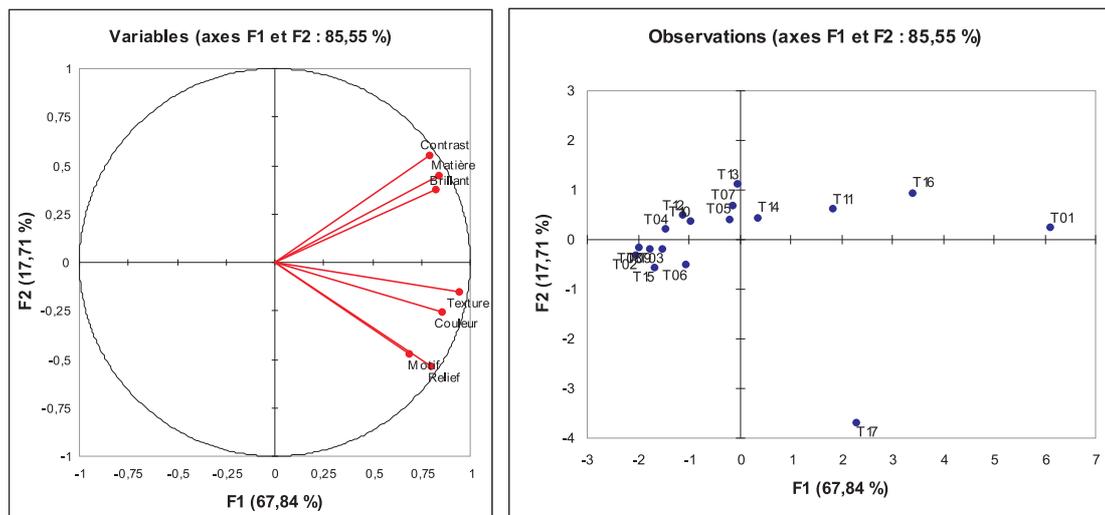


Figure E.12 – ACP Mode 3 et position des tissus dans le plan factoriel

être sélectionnés : les tissus T02 à T16 pour effectuer les tests suivants. Pour la suite des tests (test sensoriel sur le toucher des sièges automobiles), le mode de présentation à utiliser sera le troisième mode (Scan + CAO)

E.4 Test-2: Évaluation des préférences tactiles des tissus

Ce deuxième test 2 fait suite au premier où nous avons déterminé le mode de présentation des tissus pour lequel la différence entre la perception du tissu réel et la perception de son image était la plus faible. Le mode de présentation retenu est une photo scannée du tissu plaquée sur un modèle CAO de siège. Nous avons donc retenu ce mode de présentation pour ce deuxième test (ce mode est noté "Visuel CAO" dans la suite) pour faire le test sur 15 tissus sélectionnés (T02 à T16) qui présentaient un écart *Visuel / Réel* minimal (2 tissus rejetés parmi les 17). Ce deuxième test a pour objectif de savoir si le mode de présentation du tissu au sujet a une influence sur la préférence du sujet. Trois modes de présentation sont proposés - *Visuel CAO*, *Tactile*, *Visuel CAO + Tactile*.

D'un point de vue industriel, on vise à déterminer si un mode de présentation purement visuel, sur écran, permet au sujet de se faire une idée juste de sa préférence, i.e. si ce mode de présentation n'est pas trop "déformant", dans un sens ou dans un autre (trop valorisant pour le tissu - le tissu paraît beaucoup "mieux" qu'en réalité-, ou au contraire dégradant). La présentation visuelle est très courante sur les configurateurs véhicules que l'on trouve maintenant sur Internet sur les sites des constructeurs, et il est important de vérifier leur pertinence.



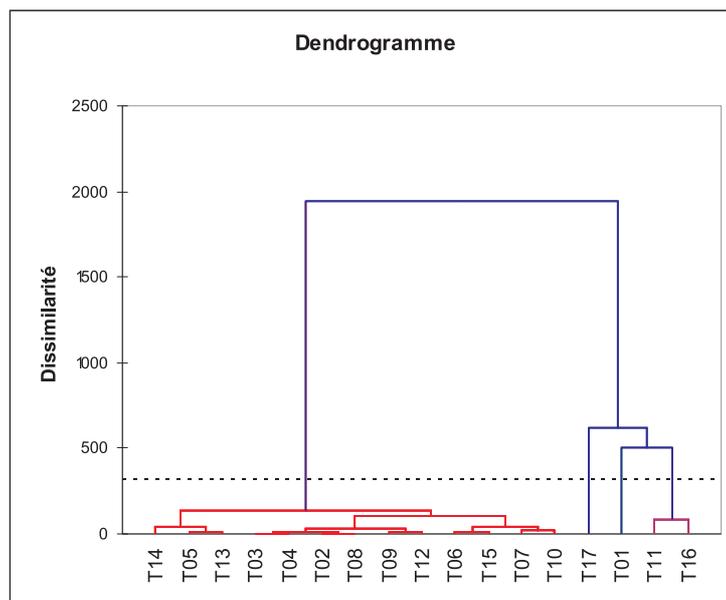


Figure E.13 – Classification des tissus suivant le troisième mode de présentation

Pour les trois modes de présentation proposés, trois types d'épreuves ont été réalisés. Ce choix peut paraître discutable, car chaque type d'épreuve introduit un biais qui peut être différent selon le type d'épreuve, ne serait ce que par l'existence d'échelles de notation différentes entre les épreuves (une procédure de normalisation est nécessaire pour traiter les résultats des épreuves). Cela peut poser une difficulté étant donné que l'on va comparer les résultats entre épreuves. Néanmoins, un deuxième facteur important concerne l'erreur d'évaluation des sujets. Si l'épreuve n'est bien adaptée à la tâche demandée, cette erreur peut être très importante. Pour limiter cette erreur, nous avons préféré choisir le type de présentation le plus adapté, plutôt que de forcer le même type d'épreuves pour toutes les présentations. Les types de présentation qui nous semblent les plus adaptés à chaque cas sont les suivants :

- Visuel CAO : épreuve de comparaison par paires (épreuve très intuitive), utilisant la régression logarithmique des moindres carrés pour la détermination des scores de préférence.
- Tactile : épreuve de classement (épreuve très intuitive et instinctive : le sujet manipule les échantillons et on les range par ordre croissant de préférence tactile).
- Visuel CAO+Tactile : épreuve de cotation sur échelle structurée (une épreuve par paires ne nous a pas semblé confortable d'un point de vue cognitif car elle demande au sujet d'intégrer 4 informations (2 tactiles - 2 visuelles) pour faire son choix.

Pour tous ces tests, des interfaces conviviales (MatLab) ont été programmées. Un panel de 10 sujets a été sollicité. La taille de ce panel est faible, ce test doit être considéré comme un pré-test pour mettre au point la méthodologie, plutôt que comme un test donnant des résultats

généralisables. Étant donné que le panel est de faible taille, on considère que les préférences sont homogènes dans ce groupe et que les différences d'évaluation sont dues uniquement aux erreurs d'évaluation. On ne cherchera pas à segmenter le panel en groupes homogènes étant donné sa très faible taille.

E.4.1 Test de préférences visuel (*VisuelCAO sur écran*)

E.4.1.1 Présentation du test

Ce test consiste à évaluer les préférences Visuelles des sujets pour les tissus des sièges auto, suivant le mode de présentation VisuelCAO (Scan+CAO), sélectionné dans la première partie du projet (mode présentant la surprise minimale à la découverte du tissu réel et ayant le plus faible écart entre le visuel et le réel). L'évaluation des préférences est faite par une épreuve de comparaison par paire des 15 tissus sélectionnés : T02 (ou tissu B) à T16 (ou tissu P). La méthode choisie pour déterminer les scores de préférence à partir de la matrice de comparaison est la régression logarithmique des moindres carrés. Cette méthode permet le calcul des scores même avec une matrice creuse de comparaison, i.e qui ne renseigne pas forcément toutes les cases de la matrice de comparaison. Une condition nécessaire pour pouvoir calculer les poids est que tous les produits doivent être connectés par transitivité. Pour choisir les comparaisons à proposer au sujet, nous avons déterminé le plan d'expérience qui satisfait la D-optimalité. Ce plan permet d'avoir une incertitude minimale sur les coefficients (les scores de préférence). Nous avons également fixé le nombre de comparaisons à effectuer (ni trop - l'épreuve est longue et fastidieuse - ni trop peu - les incertitudes sur les scores sont importantes). Pour les 15 tissus, le nombre de comparaisons a été fixé à 35. Suivant le critère de la D-Optimalité (fonction MatLab : `candexch`), le plan d'expérience comportant les 35 comparaisons est donné sur la figure suivante (1 dans la matrice). L'ordre de présentation aux sujets a été randomisé par sujet pour éviter les effets d'ordre.

E.4.1.2 D-Optimalité

Pour faire des comparaisons par paire avec p produits, le nombre de comparaisons possibles est égal à $N = \frac{p \cdot (p-1)}{2} = \frac{15 \cdot (15-1)}{2} = 105$. Quand le nombre de produits est élevé, il n'est pas réaliste de faire toutes les comparaisons, il faut définir un plan d'expérience de Q comparaisons (Q étant un nombre fixé à priori : $Q = \frac{N}{3} = \frac{105}{3} = 35$ pour notre cas) qui soient judicieusement choisies. Les comparaisons ont été déterminées en maximisant le déterminant de la matrice d'information $X'X$: c'est le critère de la D-Optimalité (D comme Déterminant), qui est réalisé par un algorithme d'échange [Fedorov]².

2. Le principe est de choisir aléatoirement Q expériences parmi les N comparaisons possibles et de calculer le déterminant de la matrice d'information $X'X$. Pour chaque comparaison i du plan initial, on détermine le couple (i, j) (j étant une comparaison du plan total) qui maximise le déterminant de la matrice du plan initial



Tissu	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
B	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0
C	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	1
D	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	1
E	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0	1
F	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
G	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0
H	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0
I	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
J	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1
K	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
O	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tableau E.3 – Matrice des comparaisons par paires (Plan Optimal)

E.4.1.3 Interface graphique

Pour récupérer les données, une interface graphique programmée sous MatLab est utilisée (voir figure E.14) en présentant chaque modèle en VRML (*Virtual Reality Modeling Language*) à l'aide d'un outil interactif programmé avec MatLab, où les utilisateurs (10 au total) pouvaient interagir avec le modèle (manipuler et zoomer) avant de faire leur choix. Le modèle CAO simple d'un siège automobile est modélisé sous *Catia V5* et transformé ensuite en VRML puis à l'aide du logiciel *Cosmo-Worlds* (éditeur VRML), une texture définie (les modèles scannés des tissus réels) est appliquée sur le modèle CAO du siège pour obtenir le modèle virtuel. Pour faire un choix entre les produits, une échelle de 7 catégories est utilisée pour aider les utilisateurs à faire un choix.

- >> : Signifie que le modèle de **gauche** est **BEAUCOUP PLUS** préféré que celui de **droite**
- > : Signifie que le modèle de **gauche** est **PLUS** préféré que celui de **droite**
- ≥ : Signifie que le modèle de **gauche** est **UN PEU PLUS** préféré que celui de **droite**
- = : Signifie qu'il y a pas de préférences pour aucun modèle.
- ≤ : Signifie que le modèle de **droite** est **UN PEU PLUS** préféré que celui de **gauche**
- < : Signifie que le modèle de **droite** est **PLUS** préféré que celui de **gauche**
- << : Signifie que le modèle de **droite** est **BEAUCOUP PLUS** préféré que celui de **gauche**

et on échange les comparaisons i et j correspondant à ce déterminant





Figure E.14 – Interface Graphique utilisée dans le test Visuel

L'échelle de comparaison est ensuite transformée en échelle de rapports : $[8,4,2,1,\frac{1}{2},\frac{1}{4},\frac{1}{8}]$ respectivement pour les notes : $[>>, >, \geq, =, \leq, <, <<]$.

Après collecte des données des sujets, la régression logarithmique des moindres carrés est appliquée sur chaque matrice de comparaison par paires pour estimer les poids de préférence de tout l'espace produit, ceci donne un vecteur poids W_i ($i = 1 \rightarrow 15$) pour chaque sujet avec : $\sum W_i = 0$.

E.4.2 Test de préférences Toucher : Classement par ordre de préférence

On demande aux sujets de classer les tissus par ordre de préférence, en les touchant seulement, sans regarder le tissu réel. Les tissus étaient présentés dans des enveloppes et les sujets ne pouvaient pas voir le tissu réel, l'évaluation des préférences était uniquement suivant le toucher. Le tissu ayant le premier rang dans l'épreuve de classement aura la note de préférence la plus élevée (Notes réparties entre 1 et 15). Les données sont ensuite normalisées (voir la procédure de normalisation).



E.4.3 Test de préférences Visio-Tactile (Visuel sur écran + toucher du tissu réel)

On demande aux sujets d'évaluer leur préférence sur une échelle de 9 points allant de 1 (P_{min}) à 9 (P_{max}) pour chaque modèle en touchant le tissu réel *sans le voir* mais en examinant le modèle CAO sur l'écran. On utilise pour ce test le même outil interactif en VRML que celui utilisé dans la première étape (Voir figure E.15).



Figure E.15 – Interface Graphique utilisée dans le test Visio-Tactile

E.4.4 Normalisation des données

Dans l'épreuve d'évaluation des préférences visuelles, et à partir des comparaisons par paires, la régression logarithmique des moindres carrés appliquées sur les rapports de préférences donnés par les sujets donne une estimation des poids de préférences pour l'espace produit par sujet, avec une somme de poids égale à l'unité. Dans l'épreuve de classement des tissus par ordre de préférence tactile, on a un rang pour chaque tissu et pas une note, on attribut alors la note la plus élevée (=15) pour le premier rang et une note de 1 pour le dernier. Dans la troisième épreuve, l'évaluation des préférences Visio-Tactile, les données de sortie sont des notes attribuées à chaque tissu sur une échelle de 9 points ($P_{min} = 1$ et $P_{max} = 9$). L'échelle



des notes n'étant pas la même pour les trois épreuves, une procédure de normalisation est nécessaire pour avoir des notes comparables entre les trois tests, et pour pouvoir comparer les tests. Pour cette normalisation, nous avons choisi pour toutes les épreuves de fixer les notes entre 1 (P_{min}) et 10 (P_{max}), et de faire une interpolation linéaire entre la note maximale et minimale. La préférence normalisée y (note de préférence) en fonction de la valeur de la préférence initiale x (note de préférence issue de chaque test) est donnée par :

$$y = \frac{B - A}{b - a} \cdot (x - b) + B = \frac{A - B}{a - b} \cdot (x - a) + A \quad (\text{E.1})$$

Avec: a et b : Valeurs minimale et maximale respectivement des notes de préférences issues de chaque test. A et B : valeurs minimale et maximale respectivement de l'échelle fixée: $A = 1$ et $B = 10$

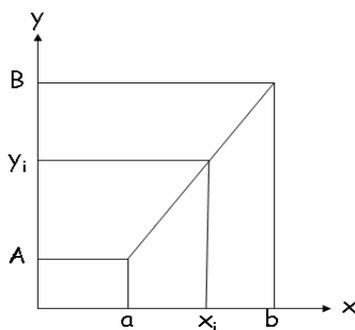


Figure E.16 – Droite de normalisation des données

E.4.5 Analyse des données - Effet des tissus sur les préférences des sujets

L'analyse de la variance à un facteur (facteur produit - à 15 niveaux) est utilisée pour tester la significativité de l'effet produit.

Attention :

Pour l'épreuve de comparaison par paires, le nombre de degrés de liberté de la somme des carrés des résidus doit être corrigé étant donné qu'il existe une relation supplémentaire entre les poids des tissus pour un même sujet (la somme des poids est égale à 1). Pour cette raison, le nombre de degrés de liberté de SCR n'est pas $n - p$ mais $n - p - k$.

- k : Nombre de sujets
- p : Nombre de produits



- n : Nombre total d'évaluations ($n = k \times p$)
- SCR : Somme des carrés des résidus
- SCG : Somme des carrés intergroupe

Analyse de la variance à 1 facteur - Effet Produit					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	$p - 1$	SCG	$CMG = SCG/(p - 1)$	CMG/CMR	P_{Value}
Erreur	$n - p - k$	SCR	$CMR = SCR/(n - p - k)$		
Total corrigé	$n - k - 1$	SCT			

Tableau E.4 – Tableau d'analyse de la variance modifié

E.4.5.1 Test de préférence Visuelle

Le tableau E.5 de l'analyse de la variance pour le test *Visuel* appliqué sur les notes des sujets montre qu'il y a un effet produit significatif (à un seuil de 5%, $P_r = 0,032$) pour ce test, donc, visuellement (CAO sur écran), les produits sont globalement bien différents.

Analyse de la variance - Test Visuel					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	14	200.023	14.287	1.903	0.032
Erreur	125	938.585	7.509		
Total corrigé	239	1138.608			

Tableau E.5 – Tableau d'analyse de la variance pour le test visuel

A partir de l'analyse de la variance, on extrait un modèle de préférence visuelle de la forme : $P_i = \alpha_i \times V_i$ avec $i = 1 \rightarrow 15$, le modèle est le suivant:

$$P_{visuel} = 3.413 + 0.960 \times V_{T02} + 1.836 \times V_{T03} + 0.698 \times V_{T04} + 0.522 \times V_{T05} - 0.581 \times V_{T06} - 0.997 \times V_{T07} + 0.948 \times V_{T08} - 1.230 \times V_{T09} + 1.099 \times V_{T10} + 0.220 \times V_{T11} - 0.395 \times V_{T12} - 1.206 \times V_{T13} - 1.380 \times V_{T14} + 1.531 \times V_{T15} - 2.024 \times V_{T16}$$

Les valeurs des notes moyennes sont données dans le tableau E.6 suivant :

Les graphes tableau E.6 des notes moyennes montrent que les tissus T_{03} et T_{15} ont les notes moyennes les plus élevées ($V_{T03} = 5.249$ et $V_O = 4.944$) donc sont les plus préférés visuellement. Les moins préférés sont les tissus T_{07} , T_{09} , T_{13} , T_{14} et T_{16} (avec la note minimale pour T_{16})



Tissu	Préférence Visuelle	Tissu	Préférence Visuelle	Tissu	Préférence Visuelle
T_{02}	4.373	T_{07}	2.416	T_{12}	3.018
T_{03}	5.249	T_{08}	4.361	T_{13}	2.208
T_{04}	4.111	T_{09}	2.183	T_{14}	2.033
T_{05}	3.935	T_{10}	4.512	T_{15}	4.944
T_{06}	2.833	T_{11}	3.633	T_{16}	1.390

Tableau E.6 – Tableau des notes moyennes suivant le test visuel

E.4.5.2 Test préférence Tactile

L'analyse de la variance (tableau E.7) pour le test Tactile montre qu'il y a un effet produit significatif (à un seuil de 5%, $P_r = 0,001$).

Analyse de la variance - Test Tactile					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	14	272.228	19.445	2.741	0.001
Erreur	125	886.856	7.095		
Total corrigé	239	1159.084			

Tableau E.7 – Tableau d'analyse de la variance pour le test tactile

Le modèle de préférence Tactile est de la forme: $P_i = \beta_i \times T_i$

$$P_{tactile} = 5.630 + 0.056 \times T_{T02} - 2.362 \times T_{T03} - 1.513 \times T_{T04} + 0.7256 \times T_{T05} + 1.146 \times T_{T06} + 1.256 \times T_{T07} - 0.166 \times T_{T08} + 2.238 \times T_{T09} - 1.801 \times T_{T10} - 1.844 \times T_{T11} + 0.831 \times T_{T12} - 0.332 \times T_{T13} + 0.712 \times T_{T14} + 1.620 \times T_{T15} - 0.567 \times T_{T16}$$

Le tableau des notes moyennes (tableau E.8) montre que du point de vue du toucher, le tissu T_{09} est le plus préféré (note maximale de 7.868) ainsi que le tissu T_{15} ($P = 7.250$). Les tissus T_{03} (note minimale de 3.268), T_{04} , T_{10} , T_{11} et T_{16} ne sont globalement pas appréciés.

Tissu	Préférence Tactile	Tissu	Préférence Tactile	Tissu	Préférence Tactile
T_{02}	5.686	T_{07}	6.886	T_{12}	6.461
T_{03}	3.268	T_{08}	5.464	T_{13}	5.298
T_{04}	4.117	T_{09}	7.868	T_{14}	6.342
T_{05}	6.356	T_{10}	3.829	T_{15}	7.250
T_{06}	6.776	T_{11}	3.786	T_{16}	5.063

Tableau E.8 – Tableau des notes moyennes suivant le test tactile



E.4.5.3 Test préférence Visio-Tactile

L'effet produit est encore significatif pour le test Visio-Tactile ($P_r = 0.030$ pour un seuil de 5%) ce qui montre qu'en touchant les tissus réels et en les regardant sur l'écran, il y a bien une différence significatives entre les produits.

Analyse de la variance - Test Visio-Tactile					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	14	204.742	14.624	1.921	0.030
Erreur	125	951.513	7.612		
Total corrigé	239	1156.255			

Tableau E.9 – Tableau d'analyse de la variance pour le test visio-tactile

Le modèle de préférence est de la forme : $P_i = \gamma_i \times VT_i$

$$P_{visio-tactile} = 5.478 - 1.405 \times VT_{T02} - 1.226 \times VT_{T03} - 0.969 \times VT_{T04} + 0.679 \times VT_{T05} + 1.705 \times VT_{T06} - +1.746 \times VT_{T07} + 0.243 \times VT_{T08} + 0.042 \times VT_{T09} - 0.478 \times VT_{T10} - 2.292 \times VT_{T11} + 0.150 \times VT_{T12} + 0.903 \times VT_{T13} + 0.476 \times VT_{T14} + 1.426 \times VT_{T15} - 1.002 \times VT_{T16}$$

Le tableau E.10 des notes moyennes montre une grande préférence pour les tissus T_{05} (6.157), T_{06} (7.182), T_{07} (7.224), T_{11} (3.186). et T_{15} (6.904)

Tissu	Préférence Tactile	Tissu	Préférence Tactile	Tissu	Préférence Tactile
T_{02}	4.073	T_{07}	7.224	T_{12}	5.628
T_{03}	4.252	T_{08}	5.721	T_{13}	6.381
T_{04}	4.509	T_{09}	5.519	T_{14}	5.953
T_{05}	6.157	T_{10}	5.000	T_{15}	6.904
T_{06}	7.182	T_{11}	3.186	T_{16}	4.476

Tableau E.10 – Tableau des notes moyennes suivant le test visio-tactile

E.4.5.4 Comparaison

La figure E.17 ci dessus montre le graphe des notes moyennes des 15 tissus sélectionnés suivant les trois tests d'évaluation de préférence³. On remarque une assez forte corrélation entre les tests Tactile et Visio-Tactile, ce qui montre que le toucher d'un tissu joue un rôle important dans l'évaluation de la préférence des clients. Les tissus T_{02} et T_{15} présentent des préférences visuelles très proches ($P \approx 5$), pour le tissu T_{02} , son évaluation tactile est bien appréciée, au contraire de son évaluation visuelle qui est peut être la raison de la faible évaluation visio-tactile faible (test 3). Pour le tissu T_{15} , le tactile et le visio-tactile sont évalués quasiment de

3. Les graphiques des notes moyennes de chaque tissu suivant les trois tests, correspondant à une analyse de la variance à un facteur « type d'épreuve » sont affichés dans l'annexe E.8



la même manière et plus que son aspect visuel : On peut dire que le toucher du tissu T_{15} est bien apprécié.

Le tissu T_{09} ayant un toucher bien apprécié par les sujets, présente un visuel pas du tout apprécié, tout comme les tissus T_{07} , T_{13} , T_{14} et T_{16}

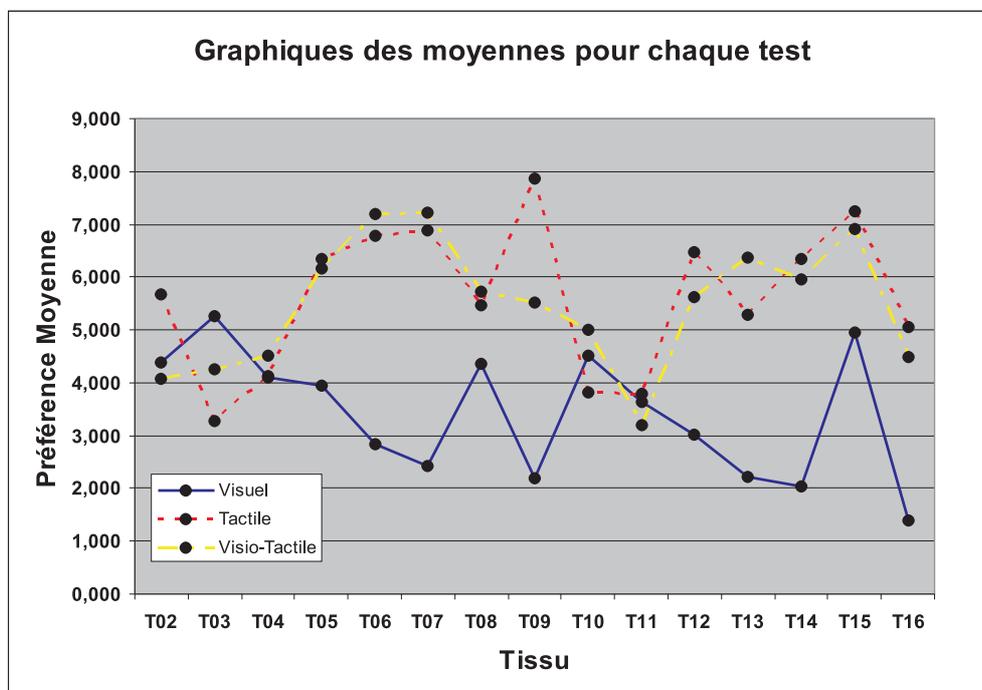


Figure E.17 – Préférence moyenne des tissus suivant les 3 tests

Dans la suite, on étudiera les corrélations entre les différents tests (Visuel, Tactile et Visio-Tactile) globalement (pour tous les tissus) et pour chaque tissu

E.5 Corrélations entre les évaluations des différentes épreuves

E.5.1 Corrélation par test

Les coefficients de corrélation de Pearson entre les notes de préférences des sujets suivant chaque test sont donnés dans le tableau E.12 suivant. On remarque une faible corrélation entre le test visuel et Tactile ($R_{Visuel/Tactile} = 0.049$), une corrélation Visuel/Visio-Tactile moyenne ($R_{Visuel/Visio-Tactile} = 0.397$) et une plus forte corrélation positive Tactile/Visio-Tactile ($R_{Tactile/Visio-Tactile} = 0.507$) ce qui montre que l'effet Visuel seul OU l'effet Tactile seul de chacun des tissus augmente sa préférence Visio-Tactile.

Le test de significativité du coefficient de corrélation montre qu'aucun de ces coefficients n'est significativement différent de zéro au seuil de 5% (valeur critique de $R = 0.514$).



R	Test Visuel	Test Tactile	Test Visio-Tactile
Test Visuel	1	0.049	0.397
Test Tactile	0.049	1	0.507
Test Visio-Tactile	0.397	0.507	1

Tableau E.11 – *Corrélations linéaires entre les tests*

E.5.2 Corrélation par tissu

Corrélation	Visuel / Visio-Tactile	Tactile / Visio-Tactile	Visuel / Tactile
T_{02}	0.20	0.73	0.14
T_{03}	0.73	0.87	0.53
T_{04}	0.76	0.49	0.29
T_{05}	0.80	0.45	0.52
T_{06}	0.69	-0.11	-0.40
T_{07}	0.41	0.46	-0.07
T_{08}	0.30	0.22	0.08
T_{09}	0.56	-0.13	-0.82
T_{10}	0.56	0.54	0.21
T_{11}	0.73	0.65	0.41
T_{12}	0.70	0.62	0.22
T_{13}	-0.02	0.78	0.16
T_{14}	0.19	-0.22	-0.10
T_{15}	0.66	-0.61	-0.52
T_{16}	0.93	0.88	0.78

Tableau E.12 – *Corrélations linéaires entre les tests*

Le tableau E.12 ci dessus montre le coefficient de corrélation de Pearson entre les notes de préférences des sujets suivant chaque test et pour chaque tissu. Les valeurs significativement différentes de zéro (5%) sont en gras. On remarque une bonne corrélation Visuel/Visio-Tactile pour les tissus suivants : T_{03} , T_{04} , T_{05} , T_{06} , T_{09} , T_{10} , T_{11} , T_{12} , T_{15} et T_{16} mais seul les tissus T_{03} , T_{05} et T_{16} on un coefficient R significativement différent de zéro à un seuil de 5% Les tissus T_{02} , T_{03} , T_{10} , T_{11} , T_{12} , T_{13} et T_{16} présentent une bonne corrélation Tactile/Visio-Tactile ($R > 0.514$) mais seuls les tissus T_{03} et T_{16} présentent un coefficient de corrélation significativement différent de zéro à un seuil de 5%.



E.6 Modèles de préférences

E.6.1 Analyse de la variance par tissu : Effet du type du test sur les préférences

Pour montrer l'effet du test sur les notes de préférences de chaque tissu, on applique une analyse de la variance à un facteur (type d'épreuve), par tissu, sur les notes normalisées de préférence suivant les 3 tests (Visuel, Tactile et Visio-Tactile) (Voir tableaux d'analyse de la variance pour chaque tissu dans l'annexe) on remarque que :

- Il n'y a pas d'effet significatif du test sur les notes de préférence des tissus $T_{02}, T_{04}, T_{05}, T_{06}, T_{08}, T_{10}, T_{11}, T_{12}$ et T_{15} (ayant $P_r > 5\%$)
- l'effet du test est assez significatif pour les tissus $T_{03}, T_{07}, T_{09}, T_{13}, T_{14}$ et T_{16} (ayant $P_r > 5\%$) c'est à dire que pour ces tissus, les notes de préférences étaient différentes en passant d'un test à l'autre.

Le modèle de préférence pour chaque tissu de la forme :

$$P_i = C_i + \alpha_{i1} \times \text{Visuel} + \alpha_{i2} \times \text{Tactile} + \alpha_{i3} \times \text{VisioTactile}$$

Avec:

- $i = 1 \rightarrow 15$ Correspondant aux 15 tissus
- $j = 1 \rightarrow 3$ Paramètres de chaque modèle de préférence
- $\sum \alpha_i = 0$

Pour faciliter la comparaison, les valeurs des constantes C_i et des coefficients A_{ij} sont regroupées dans les matrices suivantes :

$$Test_j = \left\{ \begin{array}{c} \text{Visuel} \\ \text{Tactile} \\ \text{VisioTactile} \end{array} \right\}$$

Le coefficient indique l'utilité partielle du type d'épreuve dans l'évaluation de préférence. Pour chaque tissu, on remarque la contribution (α_{ij}) de chaque test sur la préférence. Une note α_{ij} positive et élevée favorise la préférence du tissu i suivant le test j et une note α_{ij} négative et élevée (en valeur absolue) défavorise le tissu i suivant le test j



$$P = \begin{pmatrix} P_{T02} \\ P_{T03} \\ P_{T04} \\ P_{T05} \\ P_{T06} \\ P_{T07} \\ P_{T08} \\ P_{T09} \\ P_{T10} \\ P_{T11} \\ P_{T12} \\ P_{T13} \\ P_{T14} \\ P_{T15} \\ P_{T16} \end{pmatrix} \quad C_i = \begin{pmatrix} 4.710 \\ 4.256 \\ 4.246 \\ 5.483 \\ 5.597 \\ 5.509 \\ 5.182 \\ 5.190 \\ 4.447 \\ 3.535 \\ 5.036 \\ 5.629 \\ 4.776 \\ 6.366 \\ 3.643 \end{pmatrix} \quad A_{ij} = \begin{pmatrix} -0.338 & 0.975 & -0.638 \\ 0.993 & -0.988 & -0.004 \\ -0.135 & -0.129 & 0.263 \\ -1.548 & 0.873 & 0.647 \\ -2.764 & 1.179 & 1.585 \\ -3.093 & 1.377 & 1.715 \\ -0.821 & 0.282 & 0.539 \\ -3.007 & 2.678 & 0.329 \\ 0.065 & -0.618 & 0.553 \\ 0.098 & 0.251 & -0.349 \\ -2.017 & 1.425 & 0.592 \\ -2.421 & 0.669 & 1.752 \\ -2.743 & 1.566 & 1.177 \\ -1.421 & 0.884 & 0.538 \\ -2.253 & 1.420 & 0.833 \end{pmatrix}$$

E.6.2 Régression linéaire: L'effet du test (Visuel ou Tactile) sur le test Visio-Tactile

Pour connaître la part de chaque épreuve (visuelle, tactile) dans la construction de préférence de l'épreuve Visio-Tactile, on peut construire un modèle linéaire qui explique la note Visio-Tactile (variable à expliquer) par les notes visuelles et tactiles (variables explicatives). Une régression linéaire multiple appliquée sur les notes globales de préférences de l'ensemble des tissus donne le modèle suivant avec un coefficient de détermination $R^2 = 0.396$:

$P_{VT} = 1.446 + 0.376 \times P_V + 0.488 \times P_T$ où: P_V : Préférence Visuelle, P_T : Préférence Tactile et P_{VT} : Préférence Visio-Tactile du modèle.

On remarque donc que, globalement, le visuel et le toucher des tissus présentent un effet important dans l'évaluation des préférences des tissus, mais l'effet du toucher reste primordiale. En appliquant la même régression mais cette fois pour l'ensemble des tissus, on obtient la matrice des modèles suivante :

$$Test_j = \begin{pmatrix} P_{Visuel} \\ P_{Tactile} \end{pmatrix}$$

De même, une note a_{ij} positive augmente l'effet du test j sur l'évaluation de la préférence en visio-tactile pour le tissu i et une note a_{ij} négative, diminue l'effet du test j sur l'évaluation de la préférence en visio-tactile pour le tissu i . Les coefficients de régression linéaire R^2 de chaque tissu sont donnés dans le tableau suivant :



$$P_i = \begin{pmatrix} P_{VT_{T02}} \\ P_{VT_{T03}} \\ P_{VT_{T04}} \\ P_{VT_{T05}} \\ P_{VT_{T06}} \\ P_{VT_{T07}} \\ P_{VT_{T08}} \\ P_{VT_{T09}} \\ P_{VT_{T10}} \\ P_{VT_{T11}} \\ P_{VT_{T12}} \\ P_{VT_{T13}} \\ P_{VT_{T14}} \\ P_{VT_{T15}} \\ P_{VT_{T16}} \end{pmatrix} \quad C_i = \begin{pmatrix} 0.335 \\ -0.049 \\ 0.321 \\ 3.088 \\ 2.942 \\ 2.100 \\ 3.955 \\ -8.295 \\ 0.929 \\ -0.305 \\ 0.978 \\ 3.486 \\ 7.447 \\ 11.218 \\ -1.899 \end{pmatrix} \quad A_{ij} = \begin{pmatrix} 0.087 & 0.590 \\ 0.361 & 0.736 \\ 0.664 & 0.354 \\ 0.703 & 0.047 \\ 1.070 & 0.179 \\ 0.779 & 0.471 \\ 0.165 & 0.191 \\ 3.007 & 0.921 \\ 0.401 & 0.590 \\ 0.536 & 0.407 \\ 0.427 & 0.520 \\ -0.346 & 0.690 \\ 0.457 & -0.382 \\ 0.398 & -0.866 \\ 3.374 & 0.333 \end{pmatrix}$$

Tissu	R^2	Tissu	R^2	Tissu	R^2
T_{02}	0.539	T_{07}	0.402	T_{12}	0.719
T_{03}	0.862	T_{08}	0.130	T_{13}	0.627
T_{04}	0.658	T_{09}	0.636	T_{14}	0.077
T_{05}	0.644	T_{10}	0.497	T_{15}	0.536
T_{06}	0.502	T_{11}	0.681	T_{16}	0.926

Tableau E.13 – Coefficients de régression R^2 pour les tissus

On remarque que pour tous les tissus (sauf les tissus T_{08} et T_{14}), il y a une assez bonne corrélation entre l'effet du visuel et tactile et l'effet du visio-tactile ($R^2_{min} = 0.402$ - tissu T_{07}).

E.7 Conclusions

Pour certains tissus, une présentation visuelle peut conduire à une préférence très différente de celle obtenue en touchant le tissu. On remarque particulièrement pour les tissus T_{03} et T_{10} une préférence visuelle élevée et un toucher rejeté, mais pour les tissus T_{02} , T_{05} , T_{06} , T_{07} , T_{09} , T_{12} , T_{13} , T_{14} et T_{15} un toucher très préféré mais un visuel rejeté.

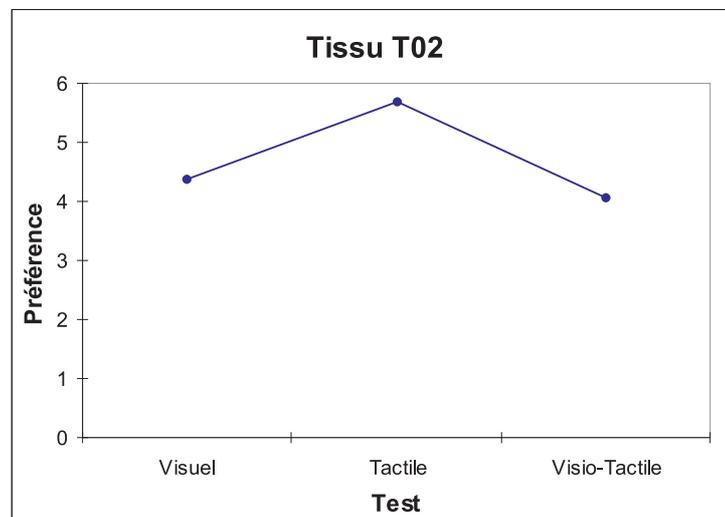
Dans la plupart des cas, la préférence visuel et tactile des tissus (Test Visio-Tactile) est très proche des préférences tactiles ce qui montre que le toucher reste le critère le plus important dans l'évaluation des préférences. Le tissu idéal, qui sera apprécié globalement, aura un visuel préféré comme par exemple celui du tissu T_{03} ou T_{15} et un toucher comme celui du toucher I ou T_{15} par exemple : donc un tissu qui ressemble au tissu T_{15} .



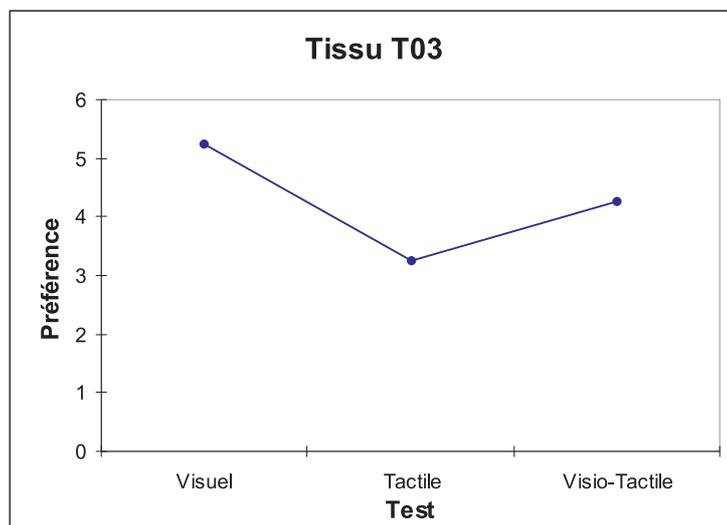
E.8 Annexe

E.8.1 Analyse de la variance

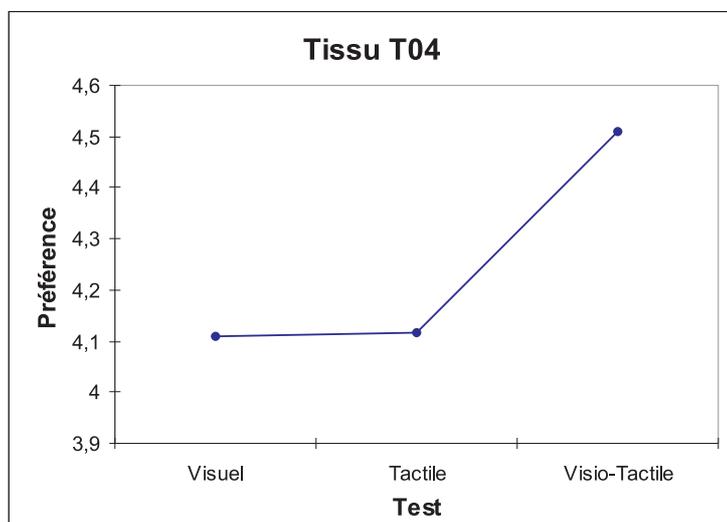
Analyse de la variance - Tissu T_{02}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	14.718	7.359	0.6	0.556
Erreur	27	331.258	12.269		
Total corrigé	29	345.975			



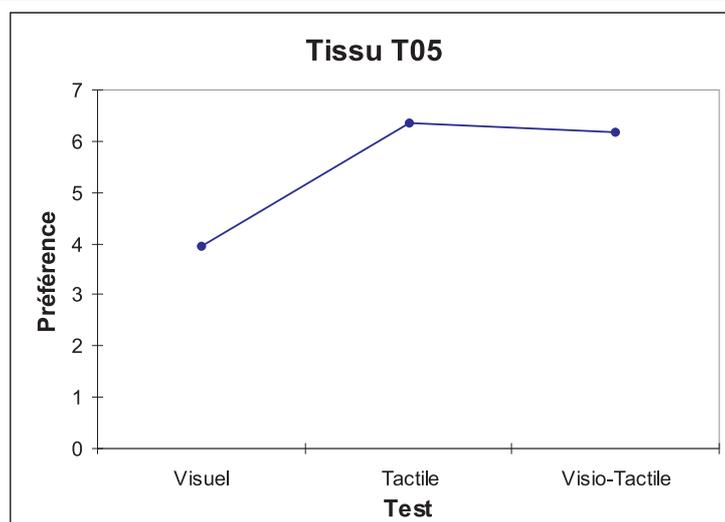
Analyse de la variance - Tissu T_{03}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	19.623	9.811	1.084	0.353
Erreur	27	244.441	9.053		
Total corrigé	29	264.064			



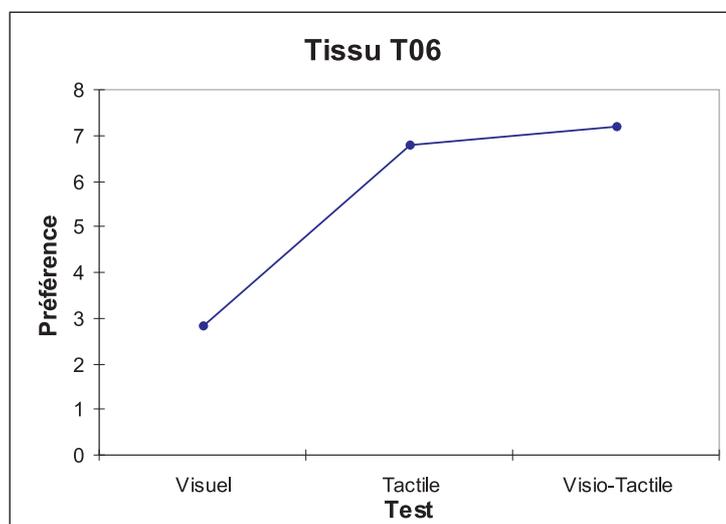
Analyse de la variance - Tissu T_{04}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	1.040	0.520	0.055	0.947
Erreur	27	256.202	9.489		
Total corrigé	29	257.242			



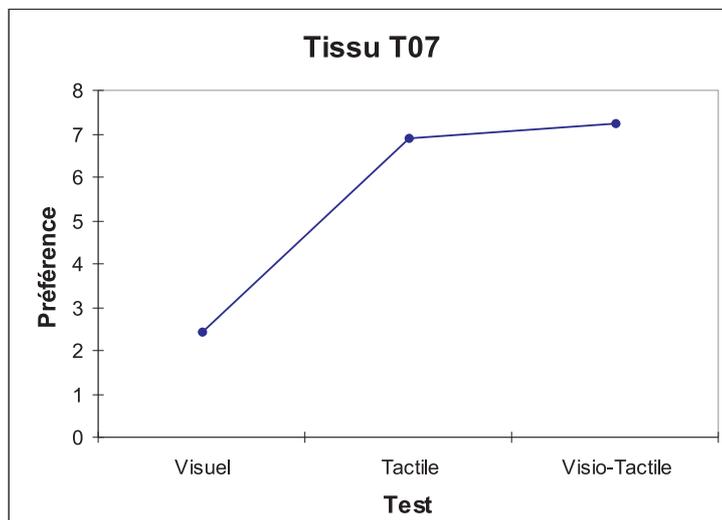
Analyse de la variance - Tissu T_{05}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	36.120	18.060	1.806	0.184
Erreur	27	269.648	9.998		
Total corrigé	29	306.068			



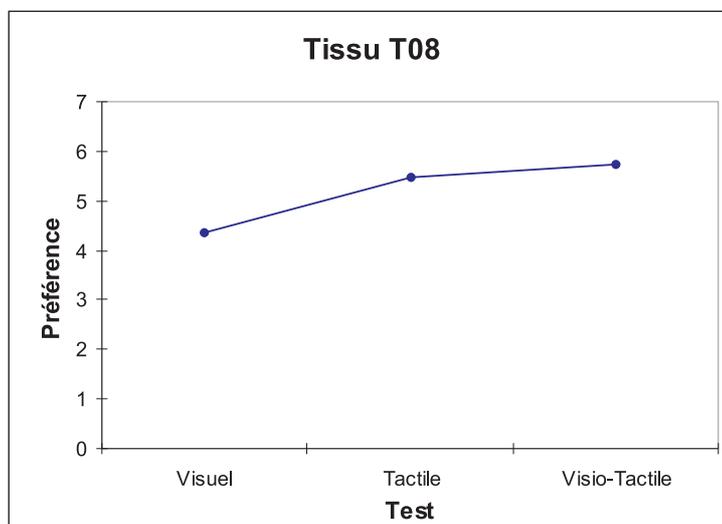
Analyse de la variance - Tissu T_{06}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	115.451	57.726	10.619	0.000
Erreur	27	146.767	5.436		
Total corrigé	29	262.218			



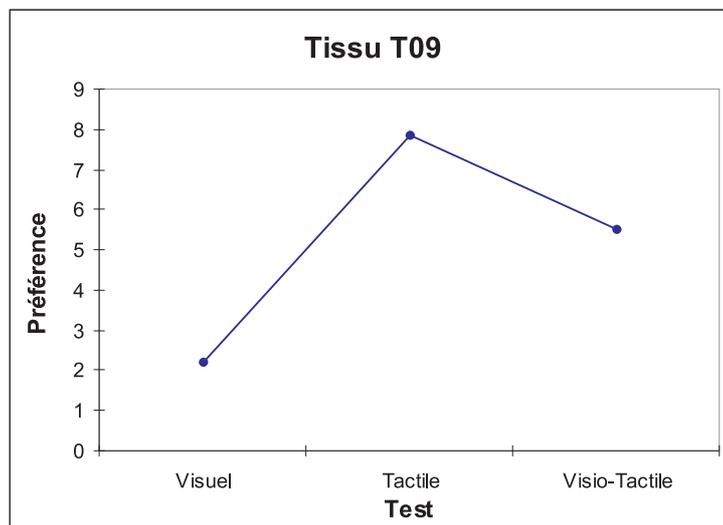
Analyse de la variance - Tissu T_{07}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	144.026	72.013	20.482	<0.0001
Erreur	27	94.932	3.516		
Total corrigé	29	238.959			



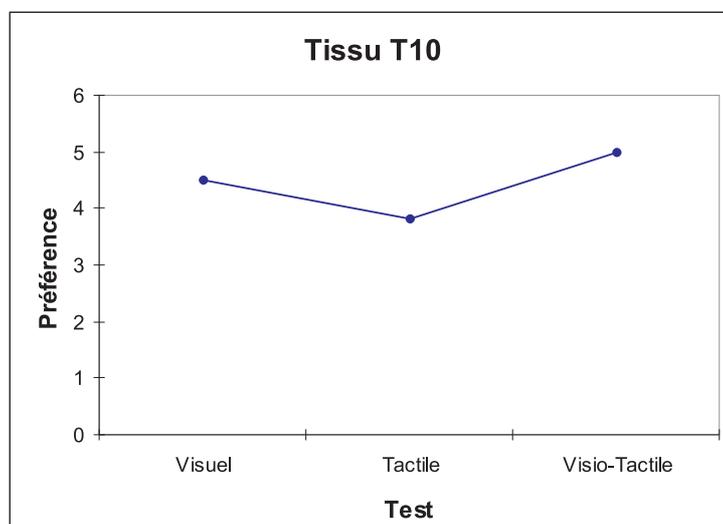
Analyse de la variance - Tissu T_{08}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	10.440	5.220	0.657	0.527
Erreur	27	214.668	7.951		
Total corrigé	29	225.108			



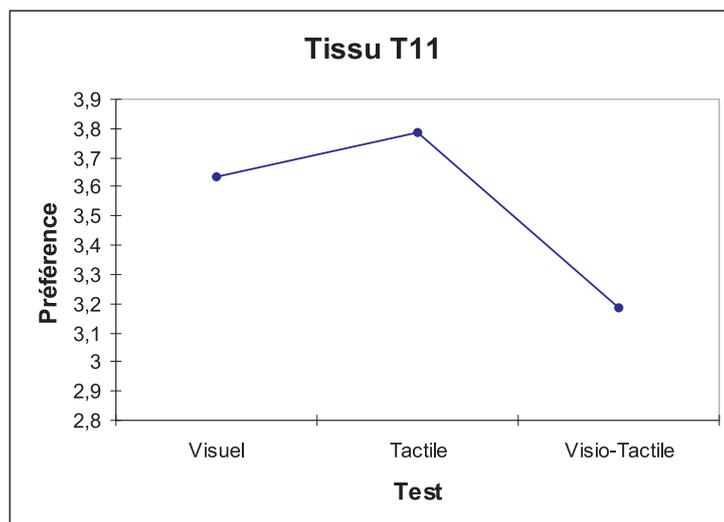
Analyse de la variance - Tissu T_{09}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	163.222	81.611	23.803	<0.0001
Erreur	27	92.574	3.429		
Total corrigé	29	255.796			



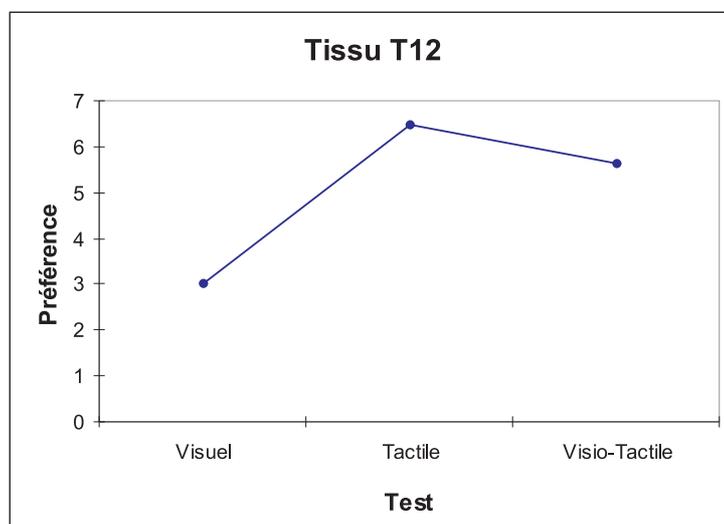
Analyse de la variance - Tissu T_{10}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	6.915	3.458	0.459	0.637
Erreur	27	203.228	7.527		
Total corrigé	29	210.144			



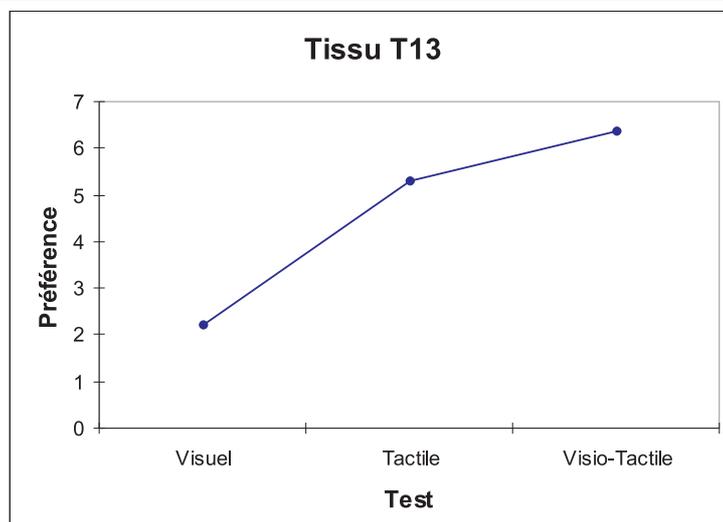
Analyse de la variance - Tissu T_{11}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	1.945	0.973	0.101	0.904
Erreur	27	259.518	9.612		
Total corrigé	29	261.463			



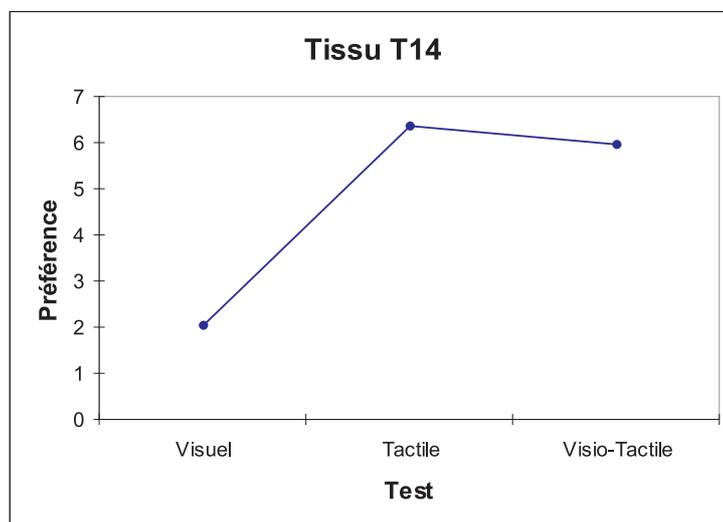
Analyse de la variance - Tissu T_{12}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	64.519	32.259	9.524	0.001
Erreur	27	91.450	3.387		
Total corrigé	29	155.968			



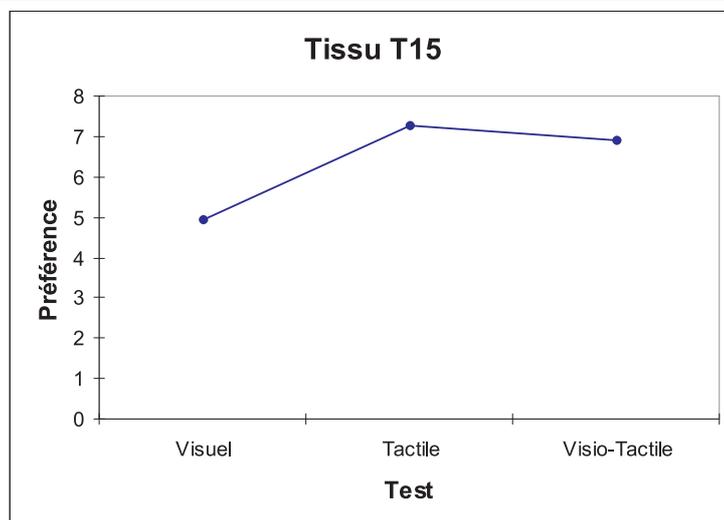
Analyse de la variance - Tissu T_{13}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	93.793	46.896	13.247	<0.0001
Erreur	27	95.584	3.540		
Total corrigé	29	189.377			



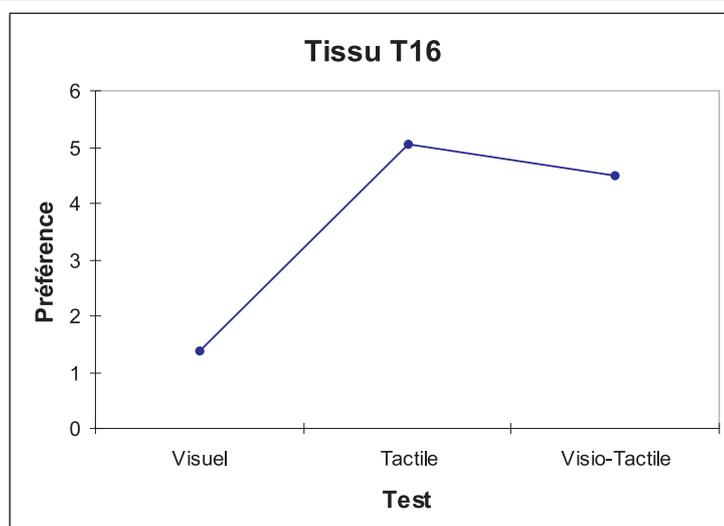
Analyse de la variance - Tissu T_{14}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	113.604	56.802	16.511	<0.0001
Erreur	27	92.884	3.440		
Total corrigé	29	206.487			



Analyse de la variance - Tissu T_{15}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	30.907	15.454	2.008	0.154
Erreur	27	207.758	7.695		
Total corrigé	29	238.666			



Analyse de la variance - Tissu T_{16}					
Source	DDI	$\sum Carres$	Moyenne des carrées	F	$P_r \succ F$
Modèle	2	77.876	38.938	5.982	0.007
Erreur	27	175.743	6.509		
Total corrigé	29	253.619			



E.8.2 Analyse en Composante Principale

Pour montrer la cohérence des sujets lors de l'évaluation des préférences dans les trois tests, une analyse en composante principale est appliquée sur la matrice des notes globales normalisées ($Produit \times Sujet$). La trois figures ci dessous montrent que les sujets ont plutôt apprécié le visuel des tissus T_{03} , T_{08} et T_{15} , le tactile des tissus T_{06} , T_{07} , T_{08} , T_{09} et T_{12} ; en visio-tactile, les tissus T_{05} , T_{06} , T_{07} , T_{12} , T_{13} et T_{15} étaient appréciés.

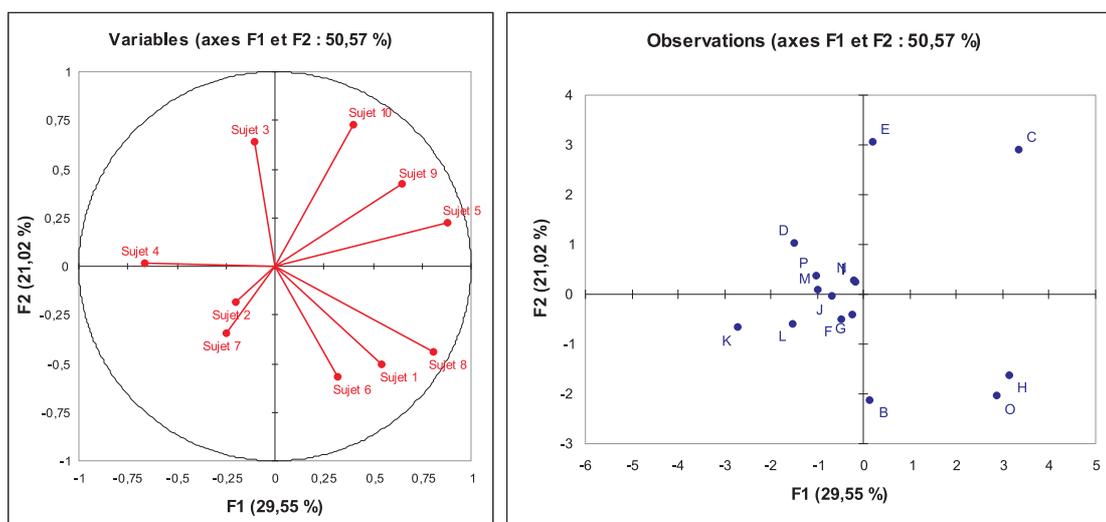


Figure E.18 – ACP $Produit \times Sujet$ pour le test Visuel

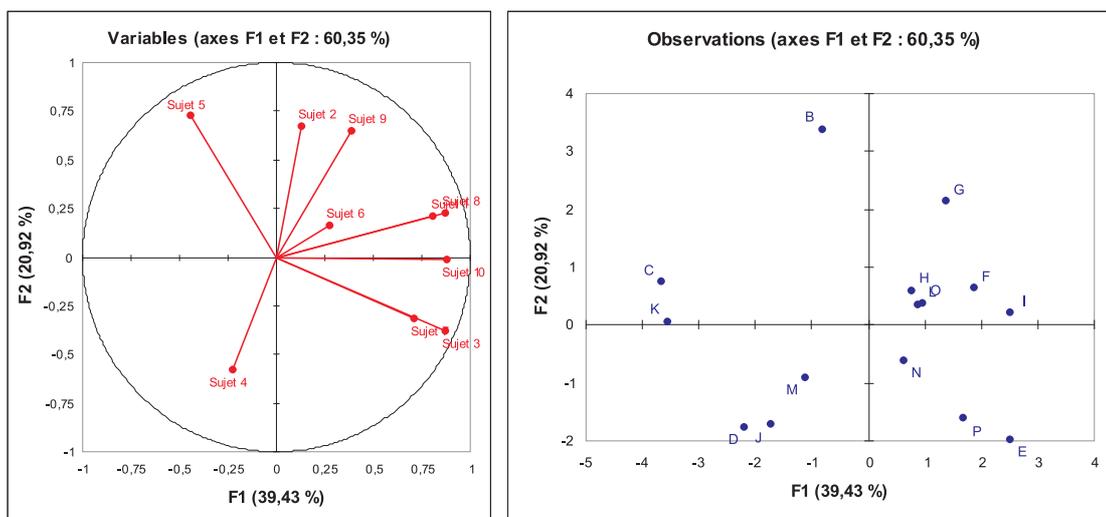


Figure E.19 – ACP $Produit \times Sujet$ pour le test Tactile



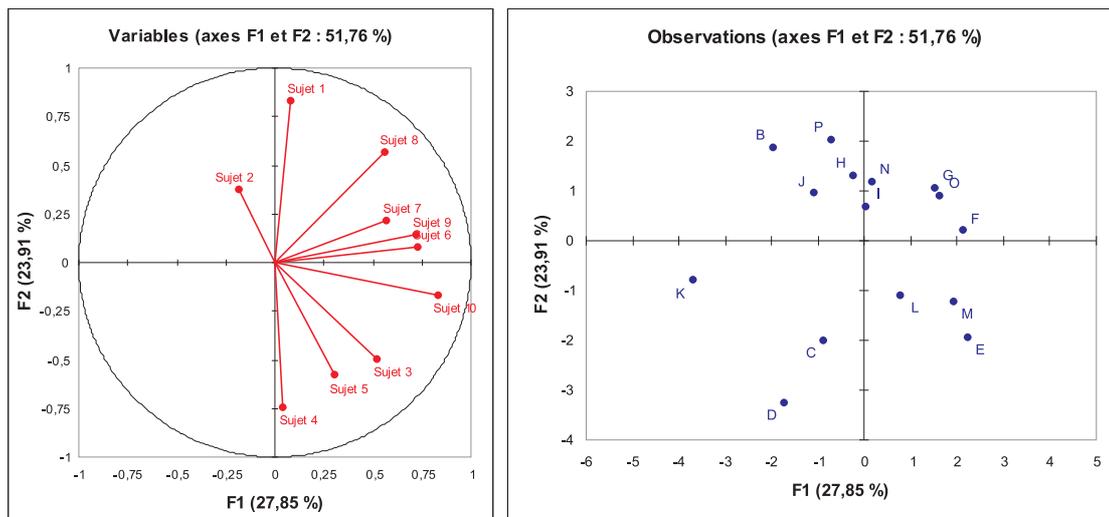
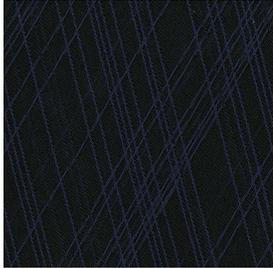
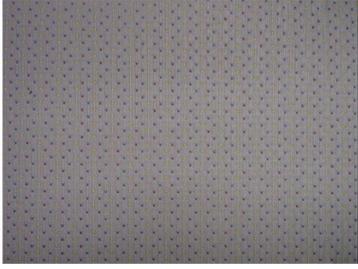
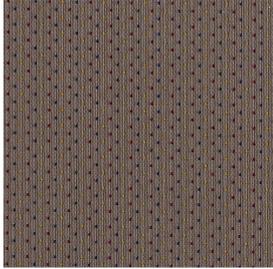
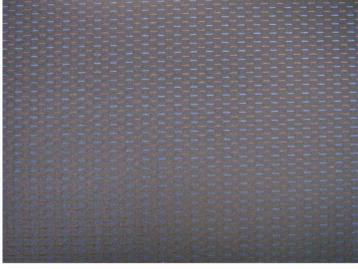
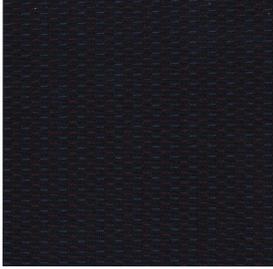
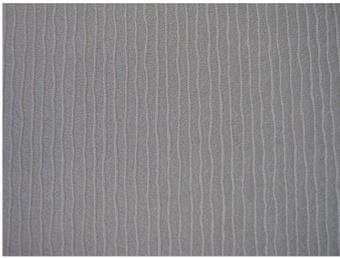
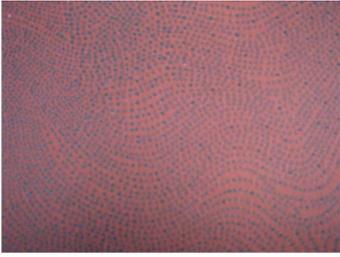
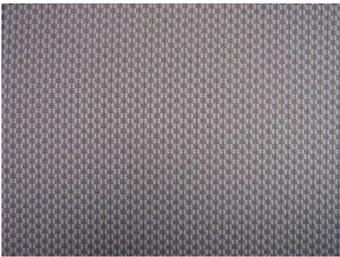
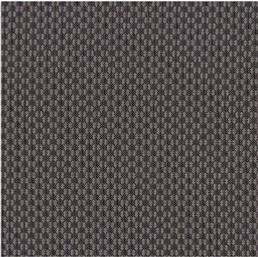
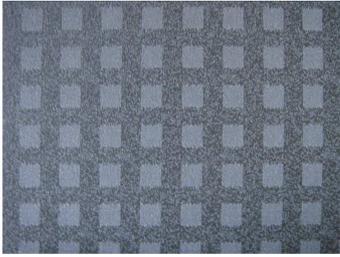


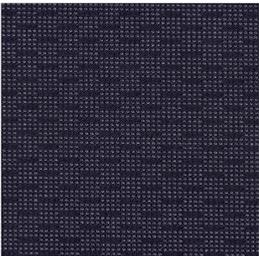
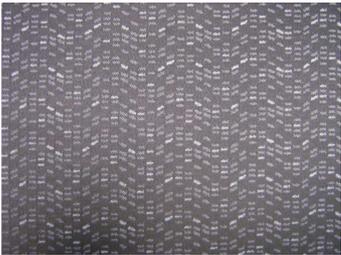
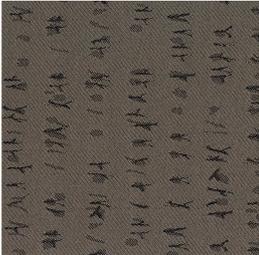
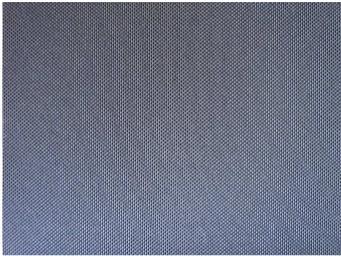
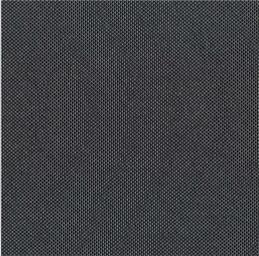
Figure E.20 – ACP *Produit* × *Sujet* pour le test *VisioTactile*



E.8.3 Photos des tissus suivant les trois modes du premier test

Tissu	Photo	Scan	Scan + CAO
T-01			
T-02			
T-03			
T-04			
T-05			
T-06			

Tissu	Photo	Scan	Scan + CAO
T-07			
T-08			
T-09			
T-10			
T-11			
T-12			

Tissu	Photo	Scan	Scan + CAO
T-13			
T-14			
T-15			
T-16			
T-17	