



Thèse
présentée à

L'UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE

ÉCOLE DOCTORALE DES SCIENCES POUR L'INGÉNIEUR

en vue de l'obtention du titre de Docteur dans la spécialité

Automatique, Génie Informatique, Traitement du Signal et des Images

par

Xiao CHEN

**Contrôle et optimisation de la perception humaine
sur les vêtements virtuels par évaluation sensorielle
et apprentissage de données expérimentales**

*Thèse codirigée par MM. Xianyi Zeng et Ludovic Koehl
coencadrée par Xuyuan Tao*

soutenue le 30 mars 2015

JURY

Luigi LANCIERI	Professeur, USTL, Villeneuve-d'Ascq	Président du jury
Dominique ADOLPHE	Professeur, UHA, Mulhouse	Rapporteur
Christian JACQUEMIN	Professeur, Université de Paris-Sud, Orsay	Rapporteur
Carole BOUCHARD	Professeur, ENSAM, Paris	Examinatrice
Rosario TOSCANO	Professeur, ENISE, Saint-Etienne	Examinateur
Jean-Christophe PETIT	Directeur, IDNOVANT, Lille	Invité
Pierre LEVY	Assistant Professor, TUE, Eindhoven	Invité
Xianyi ZENG	Professeur, ENSAIT, Roubaix	Directeur de Recherche
Ludovic KOEHL	Professeur, ENSAIT, Roubaix	Co-directeur de Recherche
Xuyuan TAO	Maître de Conférences, ENSAIT, Roubaix	Co-encadrant de Recherche

Contrôle et optimisation de la perception humaine sur les vêtements virtuels par évaluation sensorielle et apprentissage de données expérimentales

Résumé

Dans un contexte économique où les concurrences internationales sont exacerbées, la customisation, ou personnalisation de masse des produits devient aujourd'hui une stratégie très importante des entreprises pour améliorer la valeur perçue de leurs produits. Cependant, les expériences des plateformes de personnalisations actuelles en ligne ne sont pas pleinement satisfaisantes car les choix personnalisés sont essentiellement limités à des couleurs et à des motifs. Les dimensions sensorielles des produits, incluant en particulier l'apparence et le toucher des matières tout autant que le bien-être du vêtement sont rarement proposés.

Dans le cadre de ma thèse doctorale, nous avons proposé une plateforme de co-création, permettant aux commerçants, aux créateurs et aux clients d'acquérir conjointement une nouvelle expérience sur le développement de vêtements personnalisés à la valeur ajoutée plus élevée sans entraîner de surcoûts industriels. La construction de cette plateforme consiste en plusieurs parties. Tout d'abord, nous avons sélectionné, par une expérience sensorielle, un logiciel de CAO en confection 3D bien adapté en termes de la qualité de rendu du vêtement virtuel. Ensuite, nous avons proposé un plan d'expérience sensorielle par utilisation d'une nouvelle méthode d'apprentissage actif proposée afin d'acquérir, sans mesures physiques, les paramètres techniques de l'étoffe dans un délai très court. Cette méthode est efficace, rapide, facile à réaliser et notamment très significative pour des transactions des textiles en ligne. Puis nous avons caractérisé quantitativement la perception du vêtement virtuel par des notes numériques sur un ensemble de descripteurs sensoriels normalisés. Ces derniers concernent l'apparence et le toucher de la matière, ainsi que le fit du vêtement. Les données sensorielles ont été obtenues respectivement dans deux autres expériences sensorielles. Par apprentissage de ces données, nous avons établi deux modèles. Le premier permet de caractériser la relation entre la perception sur l'apparence et le toucher du matériau virtuel et les paramètres techniques correspondants, constituant une entrée du logiciel de CAO en confection. Le deuxième modèle permet de caractériser la relation entre la perception du fit du vêtement virtuel et les paramètres des patrons. À l'aide des deux modèles précédents, les créateurs et consommateurs peuvent ajuster les éléments initiaux de conception pour les matières et les patrons du vêtement selon leurs attentes au niveau du sensoriel.

Mots clés : vêtement virtuel; perception humaine; plateforme de co-création; évaluation sensorielle; apparence et toucher du matériau; conception du patron; apprentissage actif; arbre de décision flou ID3; régression linéaire

Control and optimization of human perception on virtual garment by sensory evaluation and experimental data learning

Abstract

Under the exacerbated worldwide competition, the mass customization or personalization of products is now becoming an important strategy for companies to enhance the perceived value of their products. However, the current online customization experiences are not fully satisfying for consumers because the choices are mostly limited to colors and motifs. The sensory fields of products, particularly the material's appearance and hand as well as the garment fit are barely concerned.

In my PhD research project, we have proposed a new collaborative design platform. It permits merchants, designers and consumers to have a new experience during the development of highly valued personalized garments without extra industrial costs. The construction of this platform consists of several parts. At first, we have selected, through a sensory experiment, an appropriate 3D garment CAD software in terms of rendering quality. Then we have proposed an active learning-based experimental design in order to find the most appropriate values of the fabric technical parameters permitting to minimize the overall perceptual difference between real and virtual fabrics in static and dynamic scenarios. Afterwards, we have quantitatively characterized the human perception on virtual garment by using a number of normalized sensory descriptors. These descriptors involve not only the appearance and the hand of the fabric but also the garment fit. The corresponding sensory data have been collected through two sensory experiments respectively. By learning from the experimental data, two models have been established. The first model permits to characterize the relationship between the appearance and hand perception of virtual fabrics and corresponding technical parameters that constitute the inputs of the 3D garment CAD software. The second model concerns the relationship between virtual garment fit perception and the pattern design parameters. These two models constitute the main components of the collaborative design platform. Using this platform, we have realized a number of garments meeting consumer's personalized perceptual requirements.

Key words: virtual garment; human perception; collaborative design platform; sensory evaluation; fabric appearances and hand; pattern design; active learning; fuzzy decision tree ID3; linear regression

REMERCIEMENTS

Cette thèse a été réalisée à l'ENSAIT (Ecole Nationale Supérieure des Arts et Industries Textiles) au sein du laboratoire de recherche GEMTEX (Génie et Matériaux Textiles) dans le groupe de HCD (Human Centered Design).

Avant d'exprimer ma gratitude envers les personnes qui ont contribué au bon déroulement de ces travaux de thèse, je souhaiterais remercier le gouvernement français (DGCIS) source de financement du projet sur fonds unique interministériel (FUI) dénommé Camille 3D Sensoriel.

Un grand merci à tous mes partenaires du projet et tout particulièrement à Monsieur Jean-Christophe Petit, Directeur des opérations et gestion du Groupe industriel ilgroup, et Monsieur Gilles Damez, Directeur Développement Industriel du Groupe Damartex, Monsieur Jean-Loup Rennesson, Directeur commercial de la société Telmat, Monsieur Aubin Canoën, Chef de projet de la société Id3com, pour leur partage de connaissances et les échanges constructifs au cours des différentes réunions techniques.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon Directeur de recherche, Monsieur Xianyi Zeng, Professeur des Universités à l'ENSAIT pour m'avoir fait confiance, dirigé et soutenu tout au long de ma thèse. Ses conseils et ses encouragements bienveillants m'ont été très précieux pour accomplir mon travail et rédiger ce mémoire. J'adresse également mes grandes remerciements à Monsieur Ludovic Koehl, Professeur des Universités à l'ENSAIT, pour avoir suivi mon travail avec beaucoup d'attention, et m'avoir prodigué les précieux conseils et les moyens nécessaires à la réalisation de ma thèse. Grâce à la confiance et à la disponibilité dont il a fait preuve à mon égard, j'ai pu réaliser toutes les recherches qui me tenaient à cœur. Je remercie vivement Monsieur Xuyuan Tao, Maître de Conférences à l'ENSAIT, pour avoir supervisé cette thèse avec un regard critique et des conseils avisés. Son dynamisme et sa patience m'ont beaucoup aidé durant ces trois années de recherche.

Je tiens aussi à remercier Monsieur Luigi Lancieri, Professeur à l'Université des Sciences et Technologies de Lille, pour avoir accepté de présider la commission d'examen du jury. Je remercie aussi particulièrement Monsieur Dominique Adolphe, Professeur à l'Université de Haute-Alsace) et Monsieur Christian Jacquemin (Professeur à l'Université de Paris-Sud) pour avoir accepté d'être les Rapporteurs de ce mémoire. Mes remerciements vont également à Madame Carole Bouchard (Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure des Arts et

Méiers, Paris), Monsieur Rosario Toscano (Professeur à l'Université de Lyon), Monsieur Jean-Christophe Petit (Directeur des opérations et gestion du Groupe industriel ilgroup) et Monsieur Pierre Levy (Assistant Professor à l'Eindhoven University of Technology) pour avoir accepté d'être examinateurs et leur participation au jury, ce qui est pour moi un grand honneur.

Je remercie vivement Monsieur Pascal Bruniaux, Professeur des Universités à l'ENSAIT, ses connaissances et sa générosité m'ont permis de découvrir le monde magnifique de la confection et des outils de CAO. Ma profonde gratitude va aussi à Monsieur Daniel Dupont, Professeur à HEI, et à Madame Julie Boulanguet-Phippen, Maître de Conférences à HEI, pour les nombreuses discussions fructueuses, et toutes leurs expertises dans le domaine de la couleur et la conduite des mesures qui m'ont beaucoup servi pour le développement des méthodes d'identification des propriétés optiques des matières.

J'exprime mes remerciements à toute l'équipe des Enseignants-Chercheurs du laboratoire GEMTEX ainsi qu'au personnel de l'ENSAIT pour leur aide chaleureuse et sympathique durant mes trois ans de vie d'études en tant que doctorant, en particulier à Vladan Koncar, François Dassonville et Maryline Lewandowski, pour leurs soutiens académiques et techniques et leurs expériences en caractérisation de textile et l'aide précieuse qu'ils m'ont apportée. Je remercie également Mmes Dorothée Mercier, Virginie Chupin, Sylvie Vilain, pour leur disponibilité et leur aide pour résoudre mes « nombreux » problèmes administratifs.

Je remercie aussi tous les Doctorants et ex-Doctorants du GEMTEX qui m'ont encouragé soutenu et avec lesquels j'ai passé de vrais moments de bonheur. Je remercie donc particulièrement Moez Hamad, Brahmadeep Deep, Lichuan Wang, Songxue Sha, Zhebin Xue, Constance Moretti, Saad Nauman, Vanessa Pasquet, Leca Andrienne, LingShan Liu, Jérôme Villfayeau, Benjamin Allart, Brahim Laouisset, Yan Hong, Junjie Zhang, Min Dong, Kaixuan Liu, etc.

Je tiens enfin à remercier mes parents qui m'ont encouragé à relever le défi de réaliser une thèse en France, les pays « romantique » mais dont la langue et la culture m'étaient inconnues. Je termine en remerciant infiniment ma femme, Wenjing Shi, et ma petite fille, Xinying Chen, pour toute la patience, l'aide et l'amour durant toute ma période de thèse. Elles sont ma motivation et ma force pour entreprendre chaque nouvelle journée de ma vie.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE	1
------------------------------------	----------

CHAPITRE 1 ETAT DE L'ART

1.1	Contexte scientifique, économique et social de l'étude.....	5
1.2	Création de vêtements virtuels personnalisés	12
1.2.1	Conception Assistée par l'Ordinateur dans le secteur d'habillement.....	12
1.2.2	Modélisation du corps humain à partir des données prises par un body scanner 3D	18
1.2.3	Création de vêtements virtuels 3D – concepts de base	22
1.3	Caractérisation sensorielle du vêtement	27
1.3.1	Perception du corps humain et du vêtement.....	27
1.3.2	Evaluation sensorielle : concepts de base	33
1.3.3	Evaluation sensorielle des produits textiles	36
1.4	Problèmes rencontrés et contributions proposés.....	39
1.5	Bilan.....	42

CHAPITRE 2 OUTILS DE CALCUL UTILISES

2.1	Statistiques.....	43
2.1.1	Régression linéaire	43
2.1.2	Analyse de la variance (ANOVA).....	44
2.2	Plan d'expériences	45
2.2.1	Plan d'expériences orthogonal	46
2.2.2	Plan d'expériences uniforme	48
2.3	Intelligence artificielle	50
2.3.1	Automate d'apprentissage stochastique	51
2.3.2	Réseau de neurones artificiels	53
2.3.3	Logique floue et la sensibilité des données	57
2.3.4	Arbre de décision et arbre de décision flou.....	65
2.4	Bilan.....	69

CHAPITRE 3 CREATION D'UN VETEMENT VIRTUEL PAR LES LOGICIELS DE CAO EN CONFECTION 3D

3.1	Processus de création d'un vêtement virtuel 3D	71
-----	--	----

3.2	Acquisition des données techniques pour la réalisation d'un vêtement virtuel.....	75
3.2.1	Patrons et gradations	75
3.2.2	Paramètres mécaniques des matières	76
3.2.3	Paramètres optiques des matières.....	77
3.3	Evaluation des performances des différents logiciels utilisés (expérience sensorielle I)	78
3.3.1	Création d'un vêtement virtuel 3D pour les effets statique et dynamique	79
3.3.2	Evaluation des rendus des vêtements générés par les 3 différents logiciels de CAO	81
3.3.3	Analyse des résultats	82
3.4	Comparaison des prototypes de vêtements réels et virtuels dans un contexte industriel.....	85
3.5	Bilan.....	87

CHAPITRE 4 ACQUISITION DES PARAMETRES TECHNIQUES DES ETOFFES PAR DES TESTS SENSORIELS

4.1	Paramètres techniques des étoffes	90
4.2	Démarche des expériences sensorielles (expérience sensorielle II)	91
4.2.1	Préparation des échantillons d'étoffes.....	91
4.2.2	Drap éom ètre et tomber du textile.....	92
4.2.3	Réalisation des représentations réelles des étoffes.....	93
4.2.4	Réalisation des représentations virtuelles	94
4.2.5	Déroulement de l'expérience sensorielle II.1	95
4.3	Plans d'expériences sensorielles pour identification des paramètres mécaniques (expérience sensorielle II.1)	96
4.3.1	Le plan d'expériences orthogonal	98
4.3.2	Le plan d'expériences uniforme	99
4.3.3	Optimisation du plan d'expériences à l'aide d'un automate d'apprentissage ...	100
4.3.4	Optimisation du plan d'expériences par l'apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité (AASCS)	103
4.3.5	Analyse des résultats	105
4.4	Expérience sensorielle pour identification des paramètres optiques (expérience sensorielle II.2)	106
4.5	Bilan.....	107

CHAPITRE 5 MODELISATION DE LA RELATION ENTRE LES PARAMETRES TECHNIQUES DU TEXTILE ET LA PERCEPTION VIRTUELLE DU MATERIAU

5.1	Contexte de l'étude	110
5.2	Evaluation sensorielle des textiles virtuels (expérience sensorielle III).....	111
5.2.1	Collection des échantillons d'étoffes	111
5.2.2	Descripteurs sensoriels et échelles d'évaluation	113
5.2.3	Choix du panel sensoriel et son entraînement	115
5.2.4	Réalisation des expériences sensorielles	115
5.2.5	Formalisation des données	116
5.3	Modèle 1 : modélisation de la relation entre les paramètres techniques des matières et les descripteurs sensoriels.....	117
5.3.1	Modélisation par la régression linéaire	118
5.3.2	Modélisation par un réseau de neurones artificiels	119
5.3.3	Modélisation avec un arbre de décision flou par l'algorithme ID3.....	120
5.3.4	Comparaison et discussion des 3 approches de modélisation	124
5.4	Exemple d'application.....	128
5.5	Bilan.....	129

CHAPITRE 6 MODELISATION DE LA RELATION ENTRE LES PARAMETRES DES PATRONS ET LA PERCEPTION DU FIT D'UN VETEMENT VIRTUEL

6.1	Contexte de l'étude	131
6.2	Caractérisation des patrons gradés de vêtement	133
6.2.1	Définition de la gradation et des points clés d'un patron.....	133
6.2.2	Détermination des points clés du patron	133
6.2.3	Exemples d'application	135
6.2.4	Les lignes caractéristiques et les mensurations d'un vêtement 3D	138
6.3	Evaluation sensorielle des vêtements virtuels (expérience sensorielle IV).....	140
6.3.1	Choix des morphotypes des mannequins	140
6.3.2	Collection des échantillons de vêtements.....	140
6.3.3	Sélection des critères sensoriels du fit et de l'échelle d'évaluation	141
6.3.4	Réalisation de l'expérience sensorielle	142
6.3.5	Formalisation des données	143
6.4	Modèle 2 : Modélisation de la relation entre la perception sensorielle du fit d'un vêtement virtuel et les paramètres des patrons	144
6.4.1	Création du modèle	144
6.4.2	Prévision de la perception sensorielle du fit d'un vêtement virtuel à partir d'une gradation du patron et des mensurations du corps humain	148
6.4.3	Modification des patrons	149

6.5	Bilan.....	154
	CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES.....	157
	BIBLIOGRAPHIE	163
	ANNEXE	176
	Annexe I Paramètres techniques des matières pour les 3 vêtements dans les logiciels de CAO en confection 3D	176
	Annexe II Enquête sur l'évaluation des performances des logiciels de CAO en confection 3D	177
	Annexe III Résultats des moyennes de degrés de similarité pour les 4 plans d'expériences sensorielles	180
	Annexe IV Résultats des moyennes pour les évaluations sensorielles des matières	181
	Annexe V Structures des arbres de décision flous	182
	Annexe VI Résultats des moyennes des évaluations sensorielles du fit pour différentes tailles de vêtement	191

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1. Un exemple du système d'essayage virtuel	7
Figure 1-2. Miroir magique	9
Figure 1-3. Le nouveau mode de fonctionnement de l'entreprise.....	11
Figure 1-4. Un patron et sa gradation dans un logiciel CAO confection 2D	14
Figure 1-5. Le système opérationnel de la méthode de Wang	16
Figure 1-6. Fonction d'énergie dans un système de particules	17
Figure 1-7. Structure d'un système de CAO en confection 3D	18
Figure 1-8. Méthodes d'acquisition des données anthropométriques du corps humain	19
Figure 1-9. Scan brut comportant des points manquants	20
Figure 1-10. Fonction de mise à jour automatique du correctif de Gregory	21
Figure 1-11. Technologie « Motion Capture » pour créer un mannequin animé.....	22
Figure 1-12. Éléments de base pour création d'un vêtement virtuel.....	23
Figure 1-13. Les différents modules de KES	24
Figure 1-14. Konica Minolta CM-3700D spectrophotomètre.....	25
Figure 1-15. Gretag Macbeth Eye-One Spectrophotomètre et la mire de calibrage	26
Figure 1-16. Formation de la connaissance et de l'expérience	28
Figure 1-17. Une échelle de neuf niveaux pour évaluation de l'image du corps	29
Figure 1-18. Un exemple du vêtement au taillant correct, mais avec mauvais fit	33
Figure 1-19. Vue d'ensemble des différentes épreuves de la métrologie sensorielle en fonction de l'objectif	34
Figure 1-20. Processus utilisé par les experts dans l'évaluation sensoriels du textile	37
Figure 1-21. L'évaluation sensorielle par les actions différentes	37
Figure 1-22. Classes référentielles pour la position de dos et la position de l'emmanchure	38
Figure 1-23. Un exemple d'évaluation du fit pour une veste d'homme	39
Figure 1-24. Schéma général de la plateforme de co-création	41
Figure 2-1. Les niveaux dans un facteur	41
Figure 2-2. L'espace expérimental et les points expérimentaux dans le cas de deux facteurs	46
Figure 2-3. La réponse dans un plan d'expérience avec deux facteurs	48
Figure 2-4. Comparaison entre les plans orthogonal et uniforme	50
Figure 2-5. Cycle d'automate d'apprentissage stochastique.....	52
Figure 2-6. Comparaison des structures entre un neurone biologique et un neurone artificiel	54

Figure 2-7. Les fonctions d'activation les plus utilisés.....	55
Figure 2-8. La structure de réseau multicouche «feed-foward ».....	55
Figure 2-9. Différence entre un ensemble classique et un ensemble flou.....	58
Figure 2-10. Fonctions d'appartenance : simple et multiple.....	58
Figure 2-11. Traitement flou.....	60
Figure 2-12. Un exemple de manipulation de règles floues dans l'approche Mamdani.....	61
Figure 2-13. Activation.....	61
Figure 2-14. Implication.....	62
Figure 2-15. Agrégation.....	62
Figure 2-16. Approche de défuzzification.....	63
Figure 2-17. Fonctions d'appartenance pour chaque variable d'entrées et le critère de sensibilité.....	64
Figure 2-18. Une structure d'un arbre de décision flou.....	68
Figure 3-1. Processus de création du vêtement virtuel 3D.....	72
Figure 3-2. Plis réguliers et plis libres.....	73
Figure 3-3. Visualisation de la compression du vêtement virtuel.....	74
Figure 3-4. Table de digitalisation et interface de numérisation dans le logiciel de CAO en confection 2D.....	75
Figure 3-5. Exemple du piètre rendu pour un paramètre d'opacité fixé en deçà de 99.....	78
Figure 3-6. Préparation d'un vêtement en statique et dynamique.....	81
Figure 3-7. Comparaison entre les prototypes réels (gauche) et virtuels (droite).....	86
Figure 4-1. Spécification du drap éom ère.....	93
Figure 4-2. Différentes vues du tomber de l'étoffe réel en scénario statique.....	93
Figure 4-3. Le déplacement du drap éom ère pour un mode dynamique.....	94
Figure 4-4. Comparaison entre les échantillons réel et virtuel en modes statique et dynamique.....	95
Figure 4-5. Un exemple de génération de deux nouveaux points sur l'axe sélectionné.....	101
Figure 4-6. Le processus du plan d'expériences utilisant un automate d'apprentissage.....	102
Figure 4-7. Le processus de la méthode proposée utilisant l'AASCS.....	104
Figure 4-8. Comparaison des résultats expérimentaux entre les 4 méthodes de plan d'expériences pour 19 échantillons.....	105
Figure 4-9. Comparaison sensorielle entre les étoffes virtuelles et l'étoffe réelle.....	107

Figure 5-1. La relation complexe entre les paramètres techniques et les descripteurs sensoriels	117
Figure 5-2. Structure du réseau de neurones artificiels	120
Figure 5-3. Définition des fonctions d'appartenance triangulaires pour les entrées et la sortie	121
Figure 5-4. Arbre de décision flou « <i>ARBRE₁</i> » caractérisant la relation entre les paramètres techniques et le descripteur D_1 (pliable/rigide)	123
Figure 5-5. Comparaison des performances des modèles pour les différents descripteurs sensoriels	125
Figure 5-6 Comparaison des performances globales des 3 modèles.....	126
Figure 5-7. Exemple de co-crédation pour un vêtement de la collection de costumes de « <i>création</i> ».....	128
Figure 6-1. Définition du déplacement d'un point caractéristique pour une nouvelle taille..	134
Figure 6-2. Deux patrons de T-shirt et les points caractéristiques	136
Figure 6-3. Définitions des mesures pour les patrons	138
Figure 6-4. Variation de la ligne caractéristique et les déplacements des points caractéristiques en x	139
Figure 6-5. Mensurations anthropométriques du mannequin.....	140
Figure 6-6. 8 différentes tailles de T-shirt pour un même mannequin.....	141
Figure 6-7. Représentations virtuelles du vêtement au porter pour les modes statique et dynamique	141
Figure 6-8. Relation entre la conception des patrons et les descripteurs sensoriels.....	144
Figure 6-9. Résultats des modèles linéaires obtenus.....	146
Figure 6-10. Modèle linéaire en ne conservant que 6 données valables pour D_4	146
Figure 6-11. Performance des modèles de régression linéaire pour les descripteurs D_6 , D_7 et D_8	147
Figure 6-12. Performance du modèle de la régression linéaire pour le descripteur D_9	148
Figure 6-13 Prédiction du fit d'un nouveau vêtement (nouvelle gradation)	148
Figure 6-14. Un nouveau porteur et le fit du vêtement virtuel sur son corps.....	149
Figure 6-15. Génération d'un patron adapté à un porteur spécifique à partir de la prédiction du fit d'un vêtement existant	150
Figure 6-16. Comparaison des vêtements et des patrons associés	152

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2-1. Tableau du plan orthogonal $L_4(2^3)$	47
Tableau 2-2. Un tableau du plan uniforme $U_7(7^3)$	49
Tableau 2-3. Deux approches des opérateurs flous	59
Tableau 2-4. Règle flou pour le critère de sensibilité.....	64
Tableau 3-1. Comparaison des fonctions opérationnelles entre 3 logiciels de CAO en confection 3D	79
Tableau 3-2. Les spécifications des vêtements	80
Tableau 3-3. Quelques mesures morphologiques des mannequins.....	80
Tableau 3-4. Les combinaisons des logiciels, des vêtements et des mannequins pour chaque scénario.....	82
Tableau 3-5. Résultats de l'ANOVA	83
Tableau 4-1. Caractéristiques des étoffes.....	92
Tableau 4-2. Echelle de 5 niveaux pour le degré de similarité.....	96
Tableau 4-3. Les 7 paramètres mécaniques et leurs intervalles redéfinis	97
Tableau 4-4. Le plan orthogonal d'O27 (3^7)	98
Tableau 4-5. Le plan uniforme d'U25(25^7).....	99
Tableau 4-6. La distribution de probabilité pour les critères de sensibilité.....	100
Tableau 4-7. Le plan d'expériences uniforme d'U11(11^7)	103
Tableau 4-8. Résultats de l'ANOVA sur les degrés de similarité globaux obtenus par les 4 méthodes pour les 19 étoffes	106
Tableau 5-1. Paramètres techniques identifiés des 19 matières textiles	112
Tableau 5-2. Définitions des neuf descripteurs sensoriels pour une étoffe.....	114
Tableau 5-3. Echelle d'évaluation et descriptions sémantiques.....	115
Tableau 5-4. Résultat de l'ANOVA sur les performances des trois techniques	127
Tableau 6-1. Les déplacements des points caractéristiques par rapport au patron de base....	136
Tableau 6-2. Coefficient de corrélation de Pearson pour les points caractéristiques.....	137
Tableau 6-3. Relations linéaires entre les points caractéristiques et les points clés.....	137
Tableau 6-4. Mensurations du vêtement 3D et leurs relations avec les lignes caractéristiques	139
Tableau 6-5. Descripteurs sensoriels du fit	142
Tableau 6-6. Echelle d'évaluation et ses descriptions sémantiquement.	142
Tableau 6-7. Sélection des entrées pour chaque descripteur sensoriel.....	145

INTRODUCTION GENERALE

Les modes de consommation changent dans tous les domaines, en particulier pour le textile, et l'essor que connaît le commerce électronique n'y est pas étranger. Cette nouvelle expérience du commerce en réduisant les contraintes spatiales et temporelles et offre un très large choix de produits pour les consommateurs. Néanmoins, par rapport au commerce traditionnel, la perception des produits textiles sur un équipement multimédia est incomplète, car il manque dans cette expérience des dimensions liées à l'apparence, au toucher, au bien aller et au confort, dimensions qu'il est possible d'évaluer dans une boutique physique au travers de l'essayage sur son propre corps ou encore du contact physique avec le produit.

Par ailleurs, dans un contexte économique où les concurrences internationales sont exacerbées, les entreprises industrielles recherchent par tous les moyens d'améliorer la valeur perçue de leurs produits. Les solutions apportées à cette problématique s'inscrivent dans le cadre de la personnalisation des produits, où le principe du «prototypage rapide» à l'aide des outils informatiques et de l'internet est appliqué afin de raccourcir les délais et les coûts de conception. Dans la pratique, les choix personnalisés sur les plateformes actuelles d'achat en ligne sont essentiellement limités à des couleurs et à des motifs. Les aspects perceptifs des produits, incluant l'apparence et le toucher des matières ainsi que le bien-être du vêtement (ajustement de la taille à la morphologie du corps, confort, ...) sont rarement adressés. Pourtant, ces dimensions sont particulièrement prégnantes dans un processus de véritable «sur-mesure». Cette situation est inadaptée aux besoins réels des consommateurs.

Ce mémoire présente les travaux de recherche réalisés au cours de ma thèse doctorale, qui s'inscrit dans le cadre du projet FUI **Camille 3D Sensoriel**, financé par le gouvernement français (DGCIS).

Dans ce mémoire, nous proposons les bases d'une nouvelle plateforme de co-création. Cette plateforme permet de mettre en place une cabine virtuelle d'essayage incluant une nouvelle expérience sensorielle qui saurait se décliner tout autant dans une boutique physique que sur des supports multimédia (ordinateurs, tablettes, smartphones, ...). Elle intègre à la fois le mécanisme de CAO (Conception Assistée par Ordinateur) en confection 3D tout autant qu'elle offre l'intégration, le contrôle et l'optimisation de la représentation virtuelle de la perception telle qu'elle a été imaginée/conçue par les services de création des entreprises à destination des consommateurs. De plus, l'application de cette cabine d'essayage virtuelle

intelligente permet aux commerçants, aux créateurs et aux clients d'acquérir conjointement une nouvelle expérience sur le développement de vêtements personnalisés à la valeur ajoutée plus élevée (co-création) sans entraîner de surcoûts industriels (chaîne de valeurs).

Ce mémoire s'articule autour de six chapitres :

1) **Etat de l'art** (Chapitre 1). Nous présentons, d'abord, le contexte de notre étude au regard de ses aspects scientifiques, économiques et sociétaux. Ensuite, pour accompagner le lecteur, nous introduisons les notions indispensables à la compréhension des processus de création liés à la CAO en confection, la manipulation/la capture des données anthropométriques du corps humain, la perception du rendu des vêtements sur le corps humain, la perception elle-même du vêtement, ainsi que l'évaluation sensorielle. La structure générale de la plateforme de co-création est proposée à la fin du chapitre.

2) **Outils de calcul utilisés** (Chapitre 2). Nous présentons les outils de calcul utilisés dans les développements de ce mémoire. Ces outils incluent des méthodes statistiques, la mise en place de plans d'expériences, des outils liés à l'intelligence artificielle (logique floue, arbres de décision, réseaux de neurones et automates d'apprentissage). Ces outils peuvent être utilisés seuls ou conjointement selon la complexité du problème traité.

3) **Création d'un vêtement virtuel par les logiciels de CAO en confection 3D** (Chapitre 3). Notre plateforme de co-création s'appuie sur un logiciel de CAO en confection 3D, permettant de générer des vêtements virtuels retenus pour ses aptitudes à offrir un moteur de rendu virtuel performant. Dans le Chapitre 3, nous introduisons, les processus de création du vêtement dans un logiciel de CAO en confection 3D, ainsi que les techniques utilisées. Ensuite, ces processus sont appliqués aux deux scénarios de création. Le premier scénario a pour but d'évaluer les performances de trois logiciels de CAO en confection 3D. Il s'effectue au travers d'une expérience sensorielle qui compare les vêtements réels et leur représentation virtuelle. Dans le deuxième scénario, sur la base d'un réel processus de création industriel et à partir d'un même cahier des charges, le prototypage virtuel et complet d'une collection est mené à terme. Il est comparé dans les mêmes conditions avec le prototypage physique afin de valider la faisabilité de la création virtuelle dans un contexte industriel.

4) **Acquisition des paramètres techniques des étoffes par des tests sensoriels** (Chapitre 4). Ce chapitre vise à apporter des solutions pour tenter de franchir le verrou technologique des paramètres mécaniques et optiques des matières lors d'un essayage virtuel. En lieu et place de réaliser des mesures qui sont lourdes et coûteuses à mettre en place, et précises mais délicates à relier à la perception des produits, nous proposons un plan d'expérience sensorielle afin d'estimer les paramètres techniques de chaque matière dans un

déjà très court. Dans notre étude, deux plans d'expériences classiques (plan orthogonal et plan uniforme) ainsi que deux nouvelles méthodes d'optimisation par automate d'apprentissage et par apprentissage actif sont présentées et exploitées respectivement. Ces quatre méthodes ont été appliquées à un ensemble d'étoffes représentatives afin de comparer leurs performances et de former le plan d'expériences le plus approprié et économe.

5) **Modélisation de la relation entre les paramètres techniques du textile et la perception virtuelle du matériau** (Chapitre 5). Le processus de co-création d'un vêtement se réalise par rapport aux deux aspects suivants : la création des matières et le patronage du vêtement. Ce chapitre vise à créer un modèle quantitatif caractérisant la relation entre la perception sur l'apparence et le toucher de la matière virtuelle et les paramètres techniques (mécaniques et optiques) correspondants, afin de contrôler la perception humaine du produit (apparence et toucher) dans un environnement virtuel. Dans ce but, nous caractérisons quantitativement la perception humaine sur les matières virtuelles, obtenues dans le Chapitre 4, par une expérience sensorielle, en utilisant l'ensemble des descripteurs sensoriels normalisés sur le toucher et l'apparence. Ensuite, par apprentissage des données sur les entrées (paramètres techniques des matières dans le logiciel de CAO en confection 3D) et les sorties (descripteurs sensoriels), nous créons trois modèles à l'aide de différentes techniques : la régression linéaire, le réseau de neurones et l'arbre de décision flou ID3. En s'appuyant sur le modèle le plus performant des trois, les créateurs et les consommateurs peuvent ainsi contrôler et ajuster la perception du vêtement selon leurs préférences. Un exemple en illustration est proposé à la fin de ce chapitre.

6) **Modélisation de la relation entre les paramètres des patrons et la perception du fit d'un vêtement virtuel** (Chapitre 6). Ce chapitre vise à créer un modèle quantitatif caractérisant la relation entre la perception du bien-être du vêtement virtuel et les paramètres des patrons correspondants. Ce modèle permet de modifier les patrons selon les préférences perçues du client au niveau du bien-être. Pour cela, les patrons de toutes les tailles d'un vêtement sont d'abord étudiés afin d'extraire les paramètres pertinents utiles aux calculs des degrés d'aisance des vêtements en fonction des différentes tailles et en adéquation avec la morphologie du corps. Ensuite, nous effectuons une expérience sensorielle pour caractériser quantitativement la perception du bien-être des vêtements virtuels, décrite par un ensemble de descripteurs sensoriels. Nous créons ensuite un modèle linéaire par apprentissage des données d'aisances et des évaluations sur les descripteurs sensoriels du bien-être. Ce dernier modèle permet aux consommateurs de prédire directement la perception du vêtement pour une nouvelle taille sans qu'il soit besoin de réaliser un essayage complémentaire, et de générer

ainsi de nouveaux patrons en fonction d'une perception du bien-être espéré. Quelques exemples sont fournis à la fin de ce chapitre.

CHAPITRE 1 ETAT DE L'ART

Dans ce chapitre, nous présentons le contexte de notre étude pour ses aspects scientifiques, économiques et sociaux. Ensuite, les notions de base, telles que la CAO en confection, la modélisation du corps humain, la perception du corps humain et du vêtement, et l'évaluation sensorielle, sont abordées. La structure générale de la plateforme de co-création est proposée à la fin du chapitre.

1.1 Contexte scientifique, économique et social de l'étude

Les années 2000 ont marqué la fin d'une époque pour le secteur textile-habillement français et européen. Plusieurs facteurs sont à l'origine des mutations du secteur. Les progrès des technologies de la communication et de l'information permettent aujourd'hui d'opérer une décomposition des processus de production en vecteurs différenciés qui peuvent être localisés dans des espaces géographiques distants. Les potentialités nouvelles offertes par la mondialisation ont entraîné un redéploiement international des entreprises à la recherche de nouvelles sources de compétitivité. Particulièrement importants dans le secteur textile-habillement, ces phénomènes ont permis aux grands distributeurs de monter en puissance et de contrôler une grande partie du processus de production. Dès lors, sous l'impulsion de ces distributeurs, le secteur a subi de vastes mouvements de délocalisation avec une chute spectaculaire du niveau d'emploi en France et en Europe [1].

Bien que le secteur textile-habillement soit l'un des secteurs industriels le plus touché par les phénomènes de délocalisation, les producteurs des pays européens réagissent face à ces nouveaux défis en se recentrant sur leur cœur de métier, en réorganisant la production en réseaux et en misant sur l'innovation [2]. Tout d'abord, produire à distance exige rigueur, précision et concision, ce qui propose des problèmes d'organisation et de communication aux entreprises dans la chaîne de production : Comment piloter et animer des équipes dans une langue commune, en langue anglaise fréquemment, souvent mal maîtrisée ? Comment, dans les conditions d'échanges forcément élémentaires, éviter l'écueil des différences culturelles, véritable barrage à la compréhension des uns par rapport aux autres ? Comment créer du lien et de la confiance pour développer des relations durables et sereines ? D'ailleurs, les avantages de la délocalisation de certains segments de production en termes d'économies de coûts de production peuvent être neutralisés par des coûts engendrés par les processus de

coordination du réseau. De plus, les modèles de production traditionnels rigides présentent des limites quant à leur capacité à répondre aux évolutions rapides du secteur textile/habillement.

En ce qui concerne les consommateurs, ils sont devenus de plus en plus avertis, exigeants, et possèdent une plus grande maturité sur leurs besoins et leurs priorités de dépenses. D'une part, ils souhaitent acquérir une grande variété de produits d'habillement, une évolution rapide des collections et un service personnalisé de type «VIP» en termes de création, de production et de distribution. D'une autre part, ils souhaitent maintenir un prix relativement faible sans pénaliser la qualité de produits. Dans ce contexte, la notion de la masse customisation se développe très rapidement.

Le terme «*masse customisation*» (MC) a initialement été introduit par Davis et Kotler [3, 4], qui l'a défini comme «*l'utilisation flexible des processus et des structures organisationnelles pour offrir des produits ou des services variés et personnalisés tout en maintenant le prix du produit de masse production*» [5]. La MC offre un modèle économique attractif, permettant au producteur de répondre directement aux besoins des clients. Dans ce contexte, la MC doit permettre de réorganiser, de façon optimale, l'ensemble des activités de la chaîne logistique telles que la création du produit, la production, le transport et la vente, sans provoquer des coûts excessifs. Ceci est particulièrement favorable dans le secteur textile, car les exigences du client par rapport aux critères d'achat d'un vêtement tels que le bien-être, la fonctionnalité, la mode et la création esthétique, sont souvent des paramètres personnalisés [6]. Selon une étude effectuée auprès de 500 entreprises mondiales utilisant la MC, le secteur de la mode (vêtements, accessoires, chaussures, bijoux, ...) est le 2^{ème} plus grand secteur industriel qui réalise la masse customisation [7]. Les vêtements customisés représenteront environ 27,2 milliards d'euros en 2020, correspondant à 5 % du marché [8] mondial de la mode.

Aujourd'hui, grâce au développement de l'Internet, le commerce électronique est en plein essor. Ceci permet au consommateur de faciliter ses achats et de les rendre plus rapide. La réduction des contraintes temporelles et spatiales lors de l'achat permet d'élargir les choix de produits pour les consommateurs. Selon une étude effectuée par *ecommerce-europe.eu* [9], la croissance annuelle du commerce électronique en Europe a atteint plus de 20 % en moyenne entre 2006 et 2012, et cette tendance continuera à progresser à grande vitesse dans les années à venir.

L'habillement est l'un des secteurs économiques les plus développés du commerce électronique de type B2C (Business to Consumer). L'Internet est devenu aujourd'hui un outil indispensable pour rechercher des produits textiles désirés, que ce soit pour l'achat en ligne ou dans un magasin réel. Selon un rapport publié par *Ystats.com* [10] en 2012, au niveau mondial, plus d'un tiers des internautes désirent acheter des produits textiles en ligne. En Europe, le nombre de personnes qui achètent en ligne des vêtements et des articles de sport atteint plus de 20% de la population totale. En France, près de la moitié des internautes achètent des vêtements en ligne en 2012. En particulier, La Redoute et Les 3 Suisses sont les sites français les plus populaires pour la vente de textiles en ligne. Ces groupes possèdent la moitié du chiffre d'affaires au niveau national. De plus, les spécialistes du déstockage tels que *vente-privée.com* et les sites des particuliers de type eBay sont également des acteurs de la distribution textiles importants en ligne. La même situation apparaît dans les autres pays européens, en Amérique du Nord, en Asie et dans le reste du monde.

Cependant, un grand taux de retour (environ 30%) persiste pour les vêtements vendus sur l'Internet, faute de moyen d'essayage personnalisé et de sélection de taille [11]. C'est la raison pour laquelle la plupart des clients sont très réticents pour un achat de vêtement en ligne, et que certains ne sont pas du tout satisfaits par leur expérience d'achat. Actuellement, le prétendu « *dressing room* » en ligne, utilisé par de nombreuses marques dans le secteur d'habillement, offre seulement la possibilité de vérifier l'assortiment des vêtements (haut et bas) et la préférence de la couleur et de la texture sur un mannequin standard (c.f. Figure 1-1). En réalité, un consommateur est obligé d'entrer dans une cabine d'essayage physique du magasin s'il veut essayer le fit (ajustement au corps) et le confort du vêtement par rapport à son morphotype, le style et la taille du vêtement, ainsi que le toucher et l'apparence de la matière.

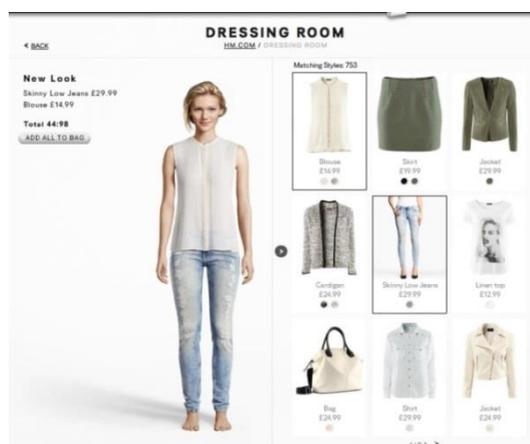


Figure 1-1. Un exemple du système d'essayage virtuel (Source : <http://www.hm.com>)

Même si dans les boutiques physiques, la plupart des marques peuvent seulement proposer des vêtements en adéquation avec la morphologie de leurs clients, même ciblés, au taux de 30 à 40% eu égard à la diversité des morphotypes et la piètre qualité des tableaux de mensurations du corps [12]. L'industrie de l'habillement est convaincue que le développement de produits customisés constitue un avantage réel pour la concurrence internationale. De plus, les consommateurs désirent fortement personnaliser le style, la forme et la couleur des vêtements avec un prix relativement faible afin de montrer leur personnalité particulière, en opposition aux autres. C'est pour ces raisons que le développement actuel du commerce électronique s'oriente vers la customisation. A présent, la MC apparaît non seulement chez les grandes marques comme Nike, Adidas, Longchamps, tout autant que pour de plus petites sociétés comme Zazzle, Spreadshirt et Lulu. Ces entreprises offrent une possibilité de création customisée et la vente en ligne pour tous leurs clients. Pour autant, les choix personnalisés dans les plateformes actuelles d'achat en ligne sont essentiellement limités à des couleurs et à des logos. Les matières et les styles sont rarement concernés. Cette situation est manifestement inadaptée aux besoins et attentes réels de création de vêtement sur-mesure.

Les inconvénients de la vente de vêtements en ligne par rapport à une boutique classique et à des besoins personnalisés du client sauraient être en grande partie par la mise en place d'une cabine d'essayage virtuelle intelligente qui saurait se décliner sur un site d'Internet ou dans un magasin physique. Cette cabine d'essayage intelligente devra être capable d'intégrer les aspects sensoriels (conforts statique et dynamique, toucher, apparence, ...) du produit, à l'aide des technologies combinant plusieurs disciplines telles que la réalité virtuelle [13], la gestion de bases de données gigantesques (Big Data) [14], l'analyse de données ainsi que l'interaction homme – machine [15].

Le concept de la réalité virtuelle est une simulation informatique interactive immersive, visuelle, sonore et/ou tactile, d'un environnement réel ou imaginaire. La réalité virtuelle permet à une ou plusieurs personnes de réaliser une activité sensori-motrice et cognitive dans un monde artificiel, créé numériquement, qui peut être *«imaginaire, symbolique ou une simulation de certains aspects du monde réel»* [16]. Actuellement, les applications de la réalité virtuelle les plus importantes sont des jeux vidéos, des créations de produits par les outils de CAO (Conception Assistée par Ordinateur) et des interventions médicales [17].

Dans le domaine de l'habillement, les travaux relatifs à la réalité virtuelle comprennent essentiellement la création et la simulation du comportement des étoffes et des vêtements. Par le biais des outils de CAO en confection, le créateur et le consommateur peuvent communiquer plus aisément autour du vêtement virtuel afin d'optimiser la création du produit.

Le support scientifique des logiciels de CAO en confection est la modélisation des structures textiles déformables par des processus non-linéaires. Ces modèles permettent non seulement de créer des patrons en deux dimensions (2D) du vêtement à partir d'un corps humain numérisé en 3D (3D-2D), mais aussi de générer un vêtement 3D à partir des patrons (2D-3D). La simulation du tombé du vêtement se réalise par la génération des plis et des rides de l'étoffe avec une prise en compte de ses propriétés mécaniques de déformation en interaction avec la surface externe du corps humain (condition limite). Actuellement, les logiciels les plus connus dans le secteur de l'habillement sont les suivants : Optitex (Israël), Modaris 3D Fit (France), Browzwear-VStitcher (Etats-Unis), TPC (Hong-Kong), Clo3D (Corée du Sud). Ces logiciels ont été développés dans le cadre de coopérations étroites avec les laboratoires de recherche, tels que l'INRIA (France) et MIRALAB (Suisse).

Une autre application relative à la réalité augmentée est le miroir magique [18](c.f. Figure 1-2).



Figure 1-2. Miroir magique (Source : <http://www.dvce.com/>)

Cette technologie permet aux clients d'essayer des vêtements en temps réel en superposant, de façon statique ou dynamique, l'image d'un article (robe, short, petits hauts, ...) sur le corps du client, grâce à une caméra placée au-dessus de l'écran. Les capteurs de mouvements, comme KinectTM, sont utilisés pour évaluer la taille du consommateur et sa distance par rapport à la caméra de manière à optimiser la localisation de l'image du matériau en superposition sur le corps en mouvement ou non. Il est également possible de changer la taille du vêtement ou même la tenue entière à l'aide d'un simple geste de la main.

En nous appuyant sur les outils informatiques précédents, nous avons la possibilité de réaliser une boutique virtuelle intelligente de vêtements sur Internet, permettant de satisfaire au maximum les besoins du consommateur en termes de morphotypes personnalisés et de préférences personnalisées, en profitant de tous les avantages offerts par ces technologies (réalité virtuelle et augmentée, base de données gigantesques, data mining, etc.). Cette boutique 'idéale' devrait être capable de remplir les fonctions suivantes :

1) Essayage statique et dynamique du vêtement virtuel dans une ambiance adaptée

Cet essayage virtuel se réaliserait à l'aide d'un logiciel de CAO 3D sur un mannequin personnalis é (mod èle humain) dans une ambiance virtuelle désir ée et/ou sugg ée (bal, plage, balade en forêt, ...). Ceci permettrait de susciter l'imaginaire tout autant qu'en appeler aux émotions du consommateur que l'on souhaite cibler. Une forte valeur ajout ée serait cr ée par rapport à une boutique physique et à une boutique en ligne classique [19, 20].

2) Contrôle et optimisation de la perception humaine du vêtement virtuel

A l'aide du logiciel CAO 3D, la perception des consommateurs et des créateurs sur le vêtement virtuel, par rapport au bien-être, à la couleur, au toucher, au confort et au bien-être, doit être quantitativement évaluable. De plus, la relation entre la perception humaine quantifiée et les paramètres techniques du logiciel de CAO 3D doivent être identifiés quantitativement afin d'obtenir les effets sensoriels désirés du produit virtuel par le réglage des paramètres ad hoc du logiciel [21]. L'optimisation de la perception du vêtement virtuel dans ses aspects statique et dynamique renforcerait selon toute vraisemblance le désir d'achat des consommateurs.

3) L'interprétation du toucher textile du vêtement virtuel par des effets visuels

Par rapport à un produit réel, un vêtement virtuel est généralement sans contact avec les consommateurs. Dans le monde virtuel, les clients perçoivent un produit uniquement à partir de ses aspects visuels et acoustiques. Pourtant, dans la pratique, le toucher est un critère très important, déterminant directement la décision d'achat pour les consommateurs. Ainsi il est nécessaire d'exploiter les interactions entre les sens visuel et tactile sur les vêtements virtuels afin de comprendre la perception du toucher (douceur, rigidité, effets drapés, etc.) par interprétation des effets visuels.

4) Création de systèmes de recommandation pour les créateurs et les consommateurs

Différent d'une boutique classique, une boutique virtuelle est capable de saisir automatiquement une quantité importante de données sur les profils des consommateurs et les paramètres des produits vendus. Ces données permettent de générer des recommandations au gérant de la boutique, aux créateurs et aux consommateurs concernés, afin de faciliter la recherche et la conception de vêtements et d'améliorer l'expérience du « *shopping* ». Ces recommandations peuvent s'adresser non seulement aux consommateurs pour faciliter la sélection de style et de taille de vêtement, mais aussi aux créateurs pour obtenir des orientations sur le développement de nouveaux produits [22, 23].

En résumé, une boutique intelligente, intégrant le contrôle des critères sensoriels et émotionnels dans une représentation virtuelle du vêtement, n'est pas limitée à un espace de E-

shopping. Elle fournit aussi une plateforme de création, permettant aux créateurs de transmettre plus facilement leurs idées aux marchés et de mieux comprendre/répondre les/aux attentes de leurs clients par une succession d'interactions. Les relations entre les commerçants, les créateurs et les clients pourraient ainsi changer profondément.

Au niveau industriel, l'application d'une telle boutique virtuelle intelligente ou plateforme de co-création permettra à l'entreprise et aux consommateurs d'acquérir une nouvelle expérience sur le développement de vêtements customisés de haute qualité sans augmenter considérablement les prix. Au niveau du fonctionnement de l'entreprise, elle impliquera nécessairement une réorganisation de la chaîne logistique et de production, comme indiqué dans la Figure 1-3.

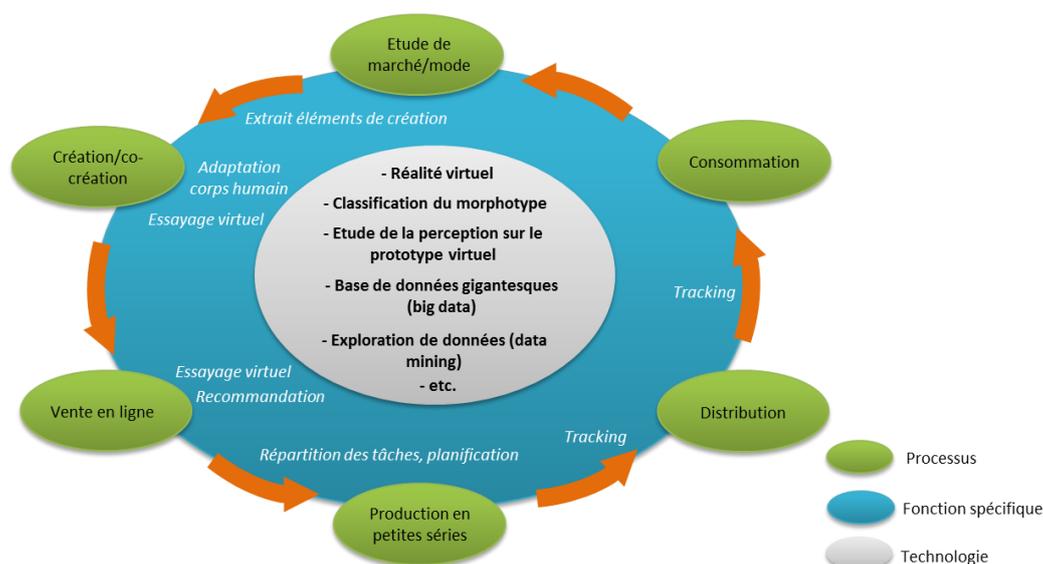


Figure 1-3. Le nouveau mode de fonctionnement de l'entreprise

Dans ce mode de fonctionnement, l'étude de marché et de la mode peut s'effectuer directement par l'entreprise par l'exploitation de données des clients afin d'extraire les éléments de création pertinents. Ensuite, dans la phase de création ou de co-création, le client peut participer partiellement au processus de création du produit selon son propre morphotype, ses besoins fonctionnels et esthétiques et sa préférence personnelle. Il sera en interaction avec le créateur pour réaliser conjointement une création customisée [24]. L'essayage virtuel fournit un outil pour vérification et validation de la création. Ensuite, un système de vente, intégrant un système de recommandation et un essai du produit virtuel avec un meilleur contrôle des sens, permet au client de sélectionner et de « pré-consommer » le produit avant de lancer la commande d'achat. Les commandes d'achat customisées sont regroupées et redistribuées, de façon optimale, pour réaliser la production en petites séries dans des usines locales selon la planification d'une plateforme de logistique et de production flexible. Le

client peut suivre l'avancement de la production en ligne par l'intermédiaire d'un système de traçabilité (tracking). Dans la phase de distribution, les produits finis sont envoyés vers un centre de distribution pour une livraison individuelle, au cours de laquelle le produit peut aussi être suivi par le client. De cette manière, le client reçoit le produit customisé avec un prix relativement réduit et une transparence sur la procédure de conception et de production.

Dans ce nouveau mode de fonctionnement, les supports scientifiques et technologiques comme le calcul en nuage (cloud computing), la réalité virtuelle, la classification de morphotypes, l'évaluation de morphotypes et de vêtements réels et virtuels, la gestion de base de données gigantesques, ainsi que l'exploration de données entrent en ligne de compte.

Ce nouveau mode de fonctionnement confèrera des impacts importants sur les entreprises et notre mode de consommation du futur. Ses intérêts peuvent se résumer selon plusieurs aspects. Du côté d'entreprise, la masse customisation alliant une réactivité rapide vis-à-vis des clients permet de renforcer la compétitivité dans le marché mondial. Même si le coût de production augmente en raison de la fabrication locale en petites séries, le processus global est plus court et les coûts en termes de distribution et de stockage diminuent considérablement par rapport au mode classique. Par ailleurs, le capital d'investissement sera moins exigeant, car le paiement du produit s'effectuera avant la mise en production. De plus, le taux de retour des produits liés au mauvais ajustement au corps s'en trouvera largement réduit. Au global, le risque commercial est évidemment réduit pour l'industrie. Du côté client, il est possible d'acquérir des produits customisés satisfaisant à leurs attentes et leurs préférences personnalisées tout en maintenant le prix de la production de masse. De cette manière, chaque client peut bénéficier d'un service «VIP». Par ailleurs, grâce à l'essayage virtuel du vêtement et au système de vente en ligne, le déplacement dans une boutique physique n'est plus nécessaire. Un achat peut se réaliser à n'importe quel moment, depuis n'importe quel endroit selon la convenance du client. Il reste cependant à mesurer comment le client saurait s'approprier ce nouveau mode de consommation et surtout si ce type de plateforme mieux à même de répondre aux attentes des clients saura compenser la part de plaisir de se rendre dans les boutiques physiques.

1.2 Création de vêtements virtuels personnalisés

1.2.1 Conception Assistée par l'Ordinateur dans le secteur d'habillement

L'utilisation des technologies de CAO dans les entreprises d'habillement permet de réaliser efficacement la création et la production [25]. La mise en place des technologies de

CAO dans le secteur d'habillement remonte aux années 1990. Aujourd'hui, ces technologies sont utilisées par la très grande majorité des entreprises. Les logiciels de CAO en confection permettent de se substituer aux opérations manuelles et d'intégrer les manipulations techniques en confection, telles que la préparation des patrons sur papier, la mise en page de patrons, la relocalisation de l'information écrite dans une seule plateforme collaborative. Grâce à ces logiciels, les différents processus du secteur d'habillement sont informatisés, permettant de réduire les coûts de création et de production et d'améliorer la compétitivité de l'entreprise [26].

Actuellement, les systèmes de CAO confection se divisent en deux catégories, à savoir les systèmes en 2D et 3D. Les systèmes 2D permettent aux créateurs de réaliser leurs créations de façon classique et standardisée tandis que les systèmes 3D fournissent des outils de création à partir du modèle tridimensionnel du corps humain personnalisés. Ceci permet la réalisation du vêtement virtuel et la simulation du tombé du vêtement sur le mannequin retenu.

Systèmes de CAO confection 2D

Selon la théorie en confection [27], la création du vêtement se décompose essentiellement en trois étapes : les mesures du corps, la construction du patron de base et la gradation. Le patron de base correspond au développement, sur une surface plane, des formes du corps, des proportions et la répartition des pinces d'après les mesures données pour s'adapter au corps et/ou au mannequin. La gradation est une opération qui consiste à agrandir ou à diminuer un patron de base d'une ou plusieurs tailles. Lors de la gradation d'un patron, il est essentiel de conserver les aplombs, les volumes et le style du vêtement en respectant les règles de l'aisance indiquées dans un « *tableau d'évolution* » en fonction du modèle de vêtement. Traditionnellement, la création des patrons de base et la gradation s'effectuent de façon manuelle.

Aujourd'hui, un système de CAO confection 2D, parfois relié à un système de FAO (Fabrication Assistée par l'Ordinateur), est un outil informatique largement utilisé dans le secteur de l'habillement et textile, permettant de mécaniser, d'automatiser et de perfectionner les tâches manuelles durant la création du vêtement. Généralement, un système de CAO en confection 2D permet d'apporter de l'assistance dans la création d'un vêtement selon 3 catégories [28].

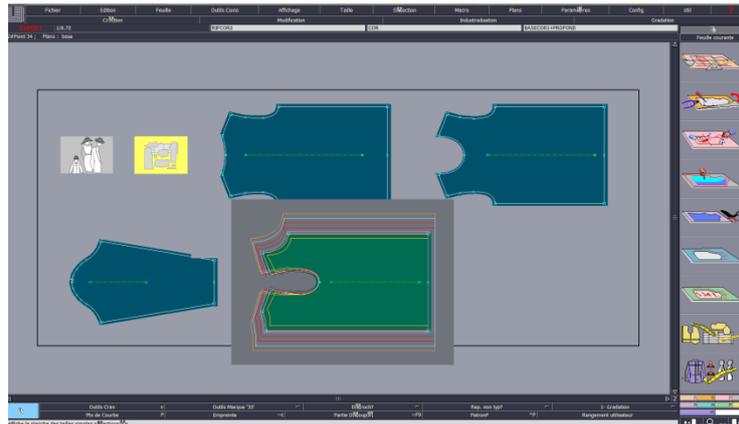


Figure 1-4. Un patron et sa gradation dans un logiciel CAO confection 2D

- Catégorie 1 : les patrons sont créés manuellement puis numérisés sur un tableau digital et contrôlés par le logiciel de CAO confection 2D. Ensuite, les patrons numérisés sont intégrés aux systèmes de placement de pièces et de coupe afin d'optimiser la production.
- Catégorie 2 : les patrons de base, leurs gradations ainsi que la préparation des paramètres de production sont entièrement créés sur le logiciel de CAO (c.f. Figure 1-4).
- Catégorie 3 : la création des patrons s'effectue dans l'outil de CAO. Les autres étapes se réalisent par des interactions entre le créateur et le système de CAO.

L'application d'un système de CAO 2D à la création d'un vêtement possède des avantages incontestables : 1) l'amélioration de la qualité et l'efficacité de production ; 2) l'optimisation du processus de création par une réactivité rapide vis à vis du client. En fait, ces logiciels de CAO 2D permettent de traiter l'information et d'effectuer les tâches avec une performance (rapidité, précision et stabilité) meilleure que la plupart des modéistes expérimentés [29].

Néanmoins, les inconvénients du système 2D sont évidents. D'abord, la création du vêtement se réalise à partir des mensurations classiques du porteur, en particulier les données des deux dimensions : longueur et largeur ou circonférence). Il existe très peu de mesures en trois dimensions sur le corps humain. Dans la pratique, il faut que les modéistes complètent les données en 2D avec des descriptions qualitatives du porteur. L'inadéquation des mensurations du corps humain par rapport à l'élaboration de patrons individuels a été longtemps critiquée par la communauté de créateurs [30]. Par conséquent, le vêtement utilisant la création 2D n'est pas complètement adapté aux attentes du client. De plus, la construction de patrons dans un système de CAO 2D est un processus de mise à plat et le

créateur ne sait pas générer un aperçu du produit en 3D. Ensuite, la préparation de patrons est un processus coûteux et long, même pour des modélistes expérimentés. Enfin la visualisation d'un vêtement 2D ne permet pas une évaluation/intégration appropriée des caractéristiques des matières textiles.

Dans le secteur de l'habillement, les logiciels de CAO confection 2D les plus utilisés et renommés sont Modaris [31], AccuMark [32], PAD Pattern Design [33], et Optitex Pattern Making Suite [34].

Les systèmes de CAO confection 3D

Les derniers développements de systèmes de CAO/FAO confection convergent vers la mise en œuvre d'un environnement de travail pour création de vêtement 3D et de patrons 3D. Dans un système de CAO 3D, le processus classique de création doit être profondément modifié. Ces systèmes ont pour objectif de réaliser deux catégories de processus : les processus 3D-2D et les processus 2D-3D [35].

- Un processus 3D-2D comprend : la caractérisation de la morphologie d'un mannequin importé, la génération d'un vêtement 3D sur le mannequin importé avec un bon ajustement, l'intégration des éléments créatifs par le styliste et la mise à plat des patrons depuis le 3D (forme volumique du porteur) vers le 2D (patrons plats numérisés) [36].
- Un processus 2D-3D comprend l'assemblage des patrons 2D par une couture virtuelle, la simulation du tombé du vêtement en 3D avec l'intégration des caractéristiques de la matière et de la morphologie du corps humain puis l'analyse de l'ajustement (fit) du vêtement sur le porteur [35, 37].

Pour un processus de création 3D-2D, les travaux se focalisent d'abord sur la génération d'un vêtement 3D sur un porteur virtuel spécifique.

De nombreuses études ont été développées dans cet aspect. Selon Sato [38], le système commercial «*AGMS 3D* » permet de convertir les image 3D vers des patrons en 2D. Ito [39] a proposé un système permettant de créer automatiquement des patrons appropriés par la saisie d'un croquis du vêtement fourni par un styliste. La méthode développée par Hinds et McCartney [40] fournit un outil 3D à l'utilisateur permettant de créer un vêtement par la reliure d'un ensemble de surfaces planes autour d'un corps humain 3D. Kang et Kim [26] ont développé une méthode pour générer directement des patrons par l'utilisation d'un processus «*d'appariement* » de forme entre le corps et le vêtement afin de se substituer au processus traditionnel moins précis au niveau de la création du système de CAO confection. Wang [41] a introduit une méthode intuitive de modélisation du vêtement 3D à partir d'un mannequin 3D

paramétré et des esquisses 2D. Ensuite, ce vêtement se décompose en pièces selon les règles de coupe définies sur les patrons en 2D (c.f. Figure 1-5).

En s'appuyant sur un vêtement 3D généré les créateurs travaillent sur la mise à plat de patrons 2D. Par exemple, Okabe [42] a proposé d'utiliser la cartographie cylindrique sur le vêtement 3D afin d'obtenir la forme des patrons 2D. McCartney et ses collègues [43] ont développé un algorithme pour aplanir la surface 3D décrite par tessellation par des éléments triangulaires. Cet algorithme est capable de traiter les coutures et les pinces, situés arbitrairement à la surface du vêtement 3D, selon la nature de la courbure impliquée.

Quant à la simulation du tombé du vêtement, les chercheurs ont également proposé de nombreuses méthodes et algorithmes. Les moteurs de simulation au sein des logiciels de CAO en confection 3D ont été développés selon ces travaux. Ils sont basés principalement sur 3 modèles: le modèle géométrique, le modèle physique ou mécanique et le modèle hybride [35].

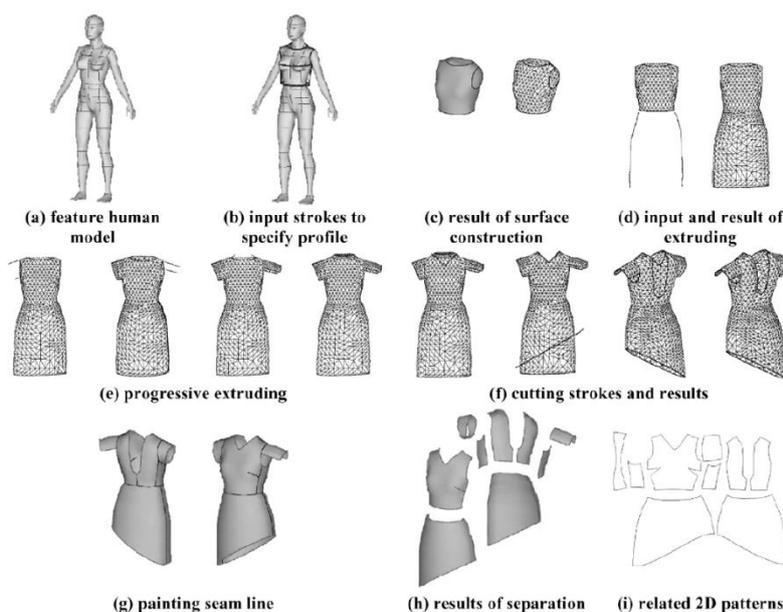


Figure 1-5. Le système opérationnel de la méthode de Wang : (a) modèle humain caractéristique ; (b) intégration de l'esquisse ; (c) résultat de la construction de la surface ; (d) résultat de l'extrusion ; (e) extrusion progressive ; (f) coupe de l'esquisse ; (g) réalisation de la ligne de couture ; (h) résultats de la séparation ; (i) patrons 2D correspondant

Le modèle géométrique permet de générer des détails géométriques complexes, tels que les rides et les plis de l'étoffe, en utilisant des descriptions mathématiques [40, 44]. Le calcul du modèle géométrique est rapide et quasiment en temps réel [45, 46], mais les contraintes mécaniques de la matière et les mesures instrumentales concernées ne sont pas systématiquement prises en compte dans le modèle. C'est la raison pour laquelle les industriels du secteur de l'habillement n'acceptent pas des modèles géométriques purs, faute

de contrôle des propriétés mécaniques des étoffes. Les travaux sur le développement des modèles géométriques incluent les études de Weil [44], d'Agui [47] et de Hinds [48].

Le modèle physique est basé sur l'hypothèse que les comportements de la matière se soumettent aux lois de Newton. Il est le résultat de l'ensemble des interactions internes entre les éléments de structure de base, des interactions avec les contraintes physiques externes de l'environnement et des réponses aux collisions avec des obstacles. Les modèles physiques les plus utilisés comprennent des modèles de masse-ressort [49, 50], des modèles de particules [51-53] (c.f. Figure 1-6) et des modèles utilisant l'élasticité [54-56]. Un modèle physique est fondamentalement basé sur un calcul mécanique, dans lequel les impacts de l'extérieur agissent directement sur les paramètres internes du modèle. Cependant, le calcul d'un modèle physique est beaucoup plus lourd par rapport à un modèle géométrique. C'est la raison pour laquelle les logiciels de CAO utilisant des modèles physiques ne sont pas adaptés à la simulation dynamique d'un tombé des étoffes. En combinant les avantages de la rapidité du modèle géométrique et de la précision du modèle physique, les chercheurs ont proposé des modèles hybrides [57-59]. Tous les modèles présentés précédemment peuvent générer un rendu très réaliste de la matière. Dans la simulation, le rendu d'une étoffe est essentiellement déterminé par la taille du maillage prédéfini. Plus le maillage utilisé est fin, plus les éléments de base (souvent des formes triangulaires) de la surface du vêtement virtuel sont précis et plus le résultat se rapproche du comportement réel.

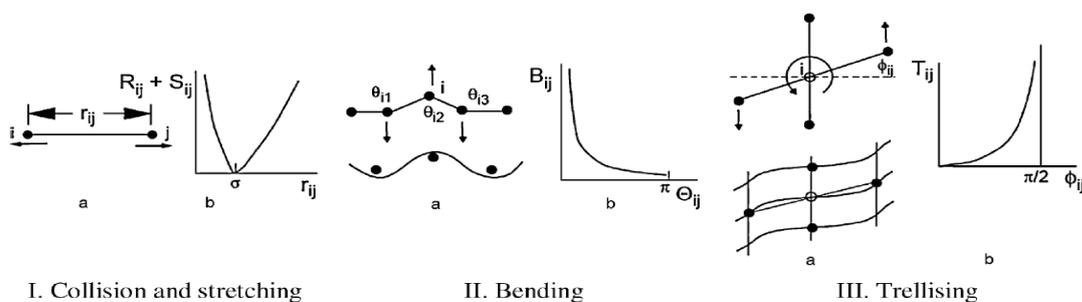


Figure 1-6. Fonction d'énergie dans un système de particules : (I) Collision et traction ; (II) Flexion ; (III) Cisaillement

En résumé, le processus en confection utilisant des systèmes de CAO 3D peut être décrit par le schéma ci-dessous (c.f. Figure 1-6) contenant les 5 modules suivants :

- le module de conception 2D, pour digitalisation, conception et modification de patrons 2D,
- le module d'assemblage, permettant de détailler les caractéristiques de chaque patron, et de définir les règles de couture entre eux,

- le module de cartographie, permettant de générer des pièces 2D (patrons) sur une surface volumique 3D autour du mannequin par l'utilisation des règles de couture,
- le module de simulation, permettant de simuler le tombé des étoffes pour les effets statiques et dynamiques, par application des modèles physique, géométrique ou hybride, en considérant les caractéristiques de la matière et la morphologie du corps humain,
- le module d'analyse de l'aisance et du fit du vêtement 3D sur le porteur.

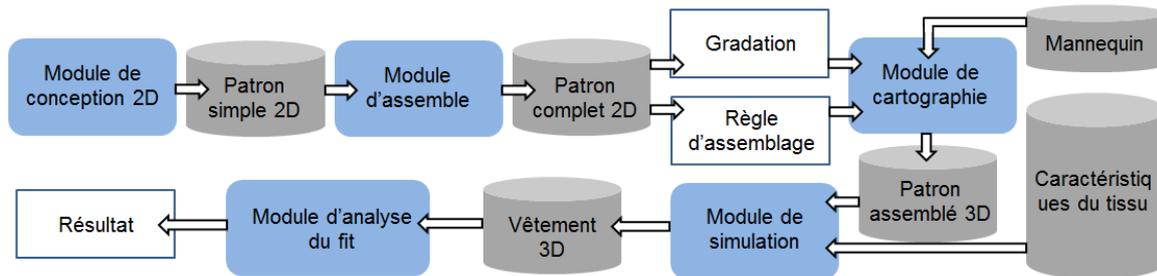


Figure 1-7. Structure d'un système de CAO en confection 3D

Les logiciels de CAO 3D les plus connus incluent Modaris 3D Fit [31], VStitcher [60], OptiTex 3D suite OptiTex [34], Clo3D [61], Trimirror [62], etc.

1.2.2 Modélisation du corps humain à partir des données prises par un body scanner 3D

La modélisation du corps humain est une étape importante pour la création d'un vêtement 3D customisé. Dans le secteur de l'habillement, les mesures classiques sur le corps humain comprennent seulement des données selon deux dimensions (hauteurs, largeurs ou circonférences). Il y a très peu de grandeurs permettant de mesurer intégralement les trois dimensions en même temps. Comme les relations entre les mensurations classiques ne sont pas bien exploitées par rapport à la surface du corps humain, un vêtement construit à partir de celles-ci est souvent pauvre en terme de fit pour un porteur spécifique. La modélisation du corps humain en 3D fournit la possibilité de construire un vêtement 3D directement à partir de son propre morphotype et autorise en outre d'analyser l'apparence ainsi que l'aisance du vêtement créé.

En général, quatre étapes sont nécessaires pour construction d'un modèle 3D du corps humain :

- L'acquisition des données par numérisation du corps humain en 3D,
- Le prétraitement des données,

- La reconstruction 3D du modèle polygonal non-adaptatif ou adaptatif,
- L'animation du mannequin.

L'acquisition des données par numérisation du corps humain en 3D

Depuis les années 1980, les technologies de numérisation 3D du corps humain se développent rapidement. A ce jour, il y a deux catégories principales de mesures pour acquisition des données du corps humain (c.f. Figure 1-8):

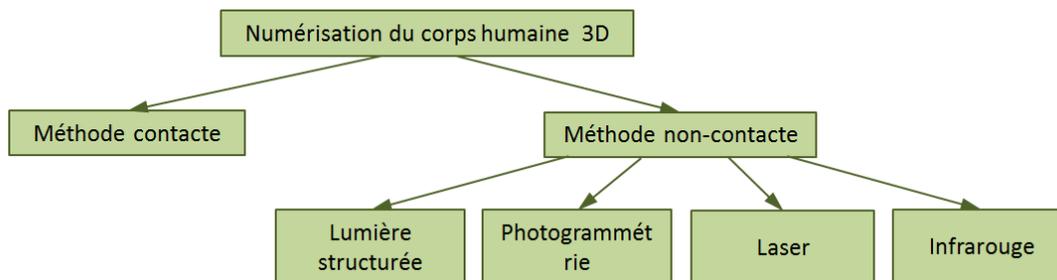


Figure 1-8. Méthodes d'acquisition des données anthropométriques du corps humain

- les méthodes avec contact par mètre ruban de couturière classique,
- les méthodes sans contact par utilisation du laser, de la lumière structurée, de l'infrarouge et de la photogrammétrie. Les méthodes avec laser et lumière structurée sont les plus utilisées. Lors de la prise de mesure, la personne doit avoir une position prédéfinie et ajustée dans une zone accessible par les sources de lumière. Le balayage de l'ensemble du corps prend en général entre 3 et 10 secondes et les données du corps sont traitées par les logiciels associés et représentées essentiellement sous forme d'un nuage de points. Récemment, les nouveaux systèmes de balayage du corps humain 3D utilisant la technologie Kinect, sont de plus en plus utilisés [63]. Ces systèmes fournissent des solutions plus rapides et moins coûteuses par rapport aux systèmes sans contact classiques.

Prétraitement des données

Selon la qualité de l'acquisition du nuage de points, il est souvent nécessaire de procéder à un nettoyage des données car certains points sont bruités. De plus, il faut "reboucher" les trous apparaissant à des endroits inaccessibles pour le laser ou d'autres sources de lumière, le plus souvent situés au-dessous des emmanchures, à l'entrejambe et au niveau de la tête (c.f. Figure 1-9).

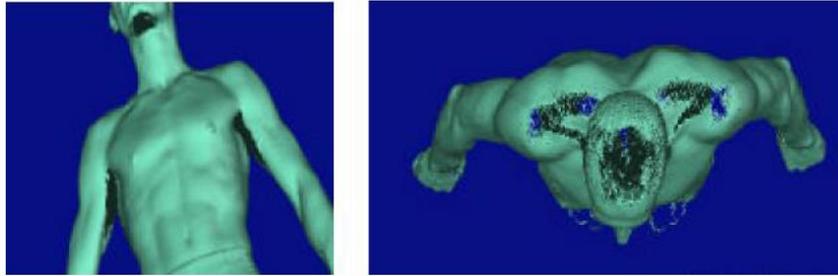


Figure 1-9. Scan brut comportant des points manquants

En pratique, ces manipulations peuvent se réaliser par les logiciels de rétro ingénierie (reverse engineering) tels que Rapidform et Geomagic.

Reconstruction 3D du modèle non-adaptatif et adaptatif

La reconstruction 3D est essentielle pour pouvoir modifier la forme complète d'un objet physique ou organique, puisque le scanner ne relève qu'une partie des informations du modèle. Le modèle (mannequin) non-adaptatif ou adaptatif du corps humain peut ensuite être utilisé pour la création du vêtement virtuel.

Un mannequin non-adaptatif est défini comme une non-évolution du corps humain en fonction des barèmes de mensurations. Plusieurs techniques utilisant les différentes informations recueillies ont été proposées pour reconstruire le mannequin en mode multicoque surfacique. Selon les natures d'appareils de mesures et des données correspondantes, nous distinguons principalement les nuages de points, les images 3D, les modèles mathématiques (surfaces implicites) et les contours. Les modèles principaux que l'on peut leur associer sont des surfaces triangulées, des modèles implicites, des surfaces de subdivision ainsi que des surfaces paramétriques.

Dans le secteur de l'habillement, la reconstruction d'un mannequin paramétrique adaptatif est la plus intéressante. Les avantages se retrouvent à plusieurs niveaux par rapport à un mannequin non-adaptatif. Tout à bord, le balayage du corps humain n'est plus obligatoire car la surface représentant le morphotype du client peut être générée par saisie directe des mensurations. Ensuite, le processus de prétraitement des données du corps humain n'est plus nécessaire, car les données manquantes peuvent être complétées par le modèle paramétrique. De plus, la quantité de données d'un mannequin peut être considérablement réduite, ce qui est très intéressant dans le cadre d'une déclinaison d'une solution sur Internet.

Il existe déjà de nombreux travaux sur la construction d'un mannequin paramétrique adaptatif. Par exemple, Cho [64] a développé une méthode de construction du mannequin paramétrique à partir des coupes successives du corps, réparties à un intervalle régulier de 10 mm. L'utilisateur est capable de changer de volume et de longueur du mannequin par

modification des rayons des coupes et de l'intervalle entre ces dernières. Wang [Wang, 2005] a proposé d'utiliser trois éléments pour réaliser un modèle humain géométrique : soit les points caractéristiques, les courbes caractéristiques et les correctifs caractéristiques (c.f. Figure 1-10). Les travaux commencent par l'identification de 6 points caractéristiques, à savoir : les aisselles, l'entrejambe, le cou, la poitrine et le nombril (Figure 1-10a). Ensuite, l'ensemble des caractéristiques sémantiques est établi par les règles de proportion utilisées dans le secteur de la mode (Figure 1-10b). Ces points caractéristiques sont classés puis répartis sur les courbes caractéristiques. Les paramètres de dimension du corps humain sont donnés par les courbes caractéristiques (Figure 1-10c). Enfin, les correctifs caractéristiques de Gregory sont utilisés et un algorithme à base de voxels (pixel 3D) complète les détails manquants pour assurer le lissage par nuage de points (Figure 1-10d).

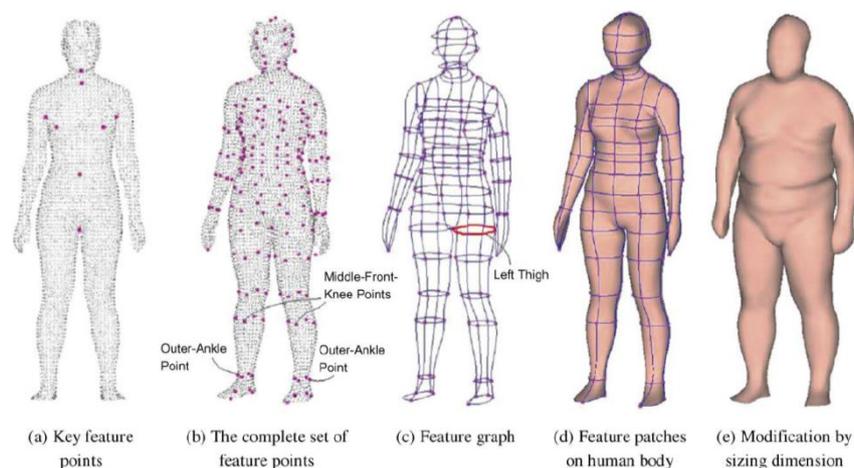


Figure 1-10. Fonction de mise à jour automatique du correctif de Gregory : (a) points caractéristiques principaux ; (b) points caractéristiques complets ; (c) courbes caractéristiques ; (d) correctifs caractéristiques sur le corps humain ; (e) modification de dimension

Une solution de génération du mannequin adaptatif dans une application en ligne est proposée par Seo et Magnenat-Thalmann [65]. Dans cette procédure, la base de données 3D contenant un ensemble de mannequins référentiels numérisés est stockée dans un serveur. Lorsque l'utilisateur saisit quelques mensurations de son corps sur le site Internet, les informations sont transférées au serveur où les mannequins référentiels virtuels avec des valeurs proches de ces mensurations sont d'abord sélectionnés. Ensuite, en effectuant une interpolation des mannequins référentiels sélectionnés dans l'espace géométrique par utilisation de la méthode RBF (Radial Basis Function), le système génère un nouveau mannequin, satisfaisant le plus aux mensurations saisies et le propose au client.

En pratique, les logiciels de CAO confection 3D pré-définissent les mannequins paramétriques adaptatifs en fonction de l'âge et du sexe, permettant à l'utilisateur de créer son propre mannequin virtuel par simple saisie de ses mesures anthropométriques.

L'animation du mannequin

Imaginons comment réagissent les consommateurs lorsqu'ils voient un mannequin animé avec exactement les mêmes caractéristiques anthropométriques sur l'écran. Le modèle humain 3D animé peut servir à la création du vêtement 3D animé. Cela permet de fournir une expérience réaliste et magnifique durant l'essayage du vêtement virtuel.

La création d'un modèle 3D animé se réalise par intégration d'un squelette avec une animation pré-définie sur la surface géométrique du mannequin (la peau) par utilisation des logiciels d'animation en 3D tels que Maya, 3D max et Daz studio. Afin d'obtenir une animation du squelette naturel et proche du réel, la technologie « *motion capture* » ou "capture des mouvements" est appliquée. Cette procédure peut être décrite par les étapes suivantes (c.f. Figure 1-10): 1) l'acquisition des données du squelette et des informations d'animation à partir des positions d'une personne marquée dans la motion capture, 2) la convergence et la fixation du squelette dans la peau et, 3) la simulation de l'animation de la peau à partir du squelette animé.

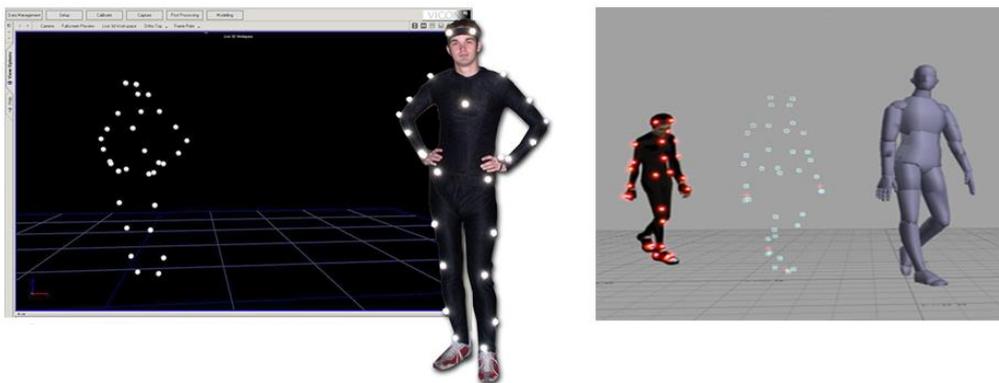


Figure 1-11. Technologie 'Motion Capture' pour créer un mannequin animé

1.2.3 Création de vêtements virtuels 3D – concepts de base

Actuellement, les logiciels de CAO en confection 3D permettent de réaliser la construction du vêtement virtuel 3D à partir des patrons 2D, et de simuler le tombé de la matière sur le mannequin selon les caractéristiques de l'étoffe choisie. Par conséquent, un créateur ou modéliste peut toujours vérifier sa conception ou la gradation créée dans les logiciels de CAO 2D, et introduire des modifications en cas de besoin. De plus, ces logiciels

donnent la possibilité aux consommateurs de réaliser l'essayage virtuel du vêtement désiré sur leur propre morphologie en temps réel.

Trois éléments de base sont nécessaires pour créer un vêtement virtuel dans un logiciel de CAO 3D: le mannequin, le patron du vêtement 2D et la matière (étoffe) virtuelle (c.f. Figure 1-12).

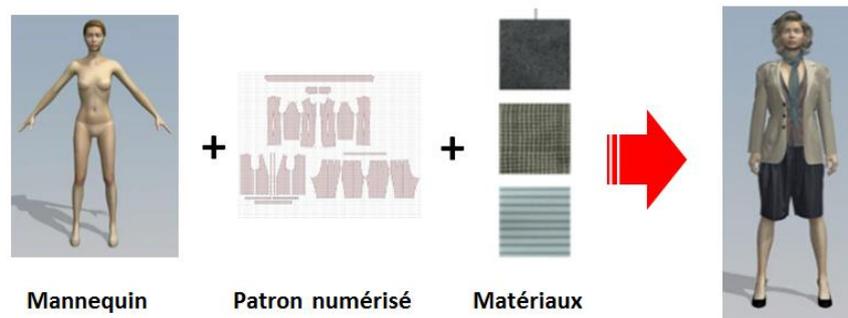


Figure 1-12. Eléments de base pour création d'un vêtement virtuel

Les patrons numériques 2D du vêtement sont générés et gradés dans un logiciel CAO par une méthode 2D ou une méthode 3D, présentées dans la Section 1.2.1. Le mannequin numérique adapté au morphotype d'un porteur spécifique est obtenu par les méthodes présentées dans la Section 1.2.2. Pour la suite, nous nous focaliserons donc sur la caractérisation de l'étoffe.

Les caractéristiques de l'étoffe se composent de deux parties : les propriétés mécaniques (la masse surfacique, l'épaisseur, la traction, le cisaillement, la flexion, etc.) et les propriétés optiques (la texture, la couleur, la brillance et l'opacité).

► Identification des propriétés mécaniques

Un logiciel de CAO 3D utilisant un modèle physique ou hybride fournit une interface pour saisir les propriétés mécaniques mesurées sur un appareil tel que KES et FAST, chaîne de mesures propres à quantifier des paramètres physiques de déformation des matériaux textiles

- KES (Kawabata Evaluation System)

Kawabata a créé son premier système de mesures en 1972 [66] suite à ses travaux sur les propriétés mécaniques des étoffes et sur l'évaluation du toucher et de la qualité des étoffes. Le système proposé est capable de mesurer rapidement 16 paramètres mécaniques appropriés sur les étoffes avec une grande précision et une reproductibilité parfaite. Il est constitué de 4 modules de mesures différents (c.f. Figure 1-13) :

- KES-FB1 : le module de traction et de cisaillement
- KES-FB2 : le module de flexion

- KES-FB3 : le module de compression
- KES-FB4 : le module d'état de surface : frottement, rugosité



Figure 1-13. Les différents modules de KES

La reproductivité des mesures sur le système KES est liée à l'organisation du plan d'expériences pour lequel les mesures s'effectuent dans l'ordre approprié de façon à ce que les tests destructifs interviennent en dernier. Sur ce système, la préparation des étoffes et chaque mesure spécifique sont très rapides. Mais la durée totale pour mesurer tous les paramètres est considérable.

- FAST SYSTEM (Fabric Assurance by Simple Testing)

Il s'agit d'un système composé de 3 modules, utilisant une méthode développée par l'Organisation de Recherche Scientifique et Industrielle du Commonwealth (CSIRO) en Australie, pour mesurer les propriétés des étoffes de laine ou des mélanges avec la laine. Ce système permet de mesurer 15 paramètres sur ses trois modules (compression, flexion, et extensibilité). Il s'adapte particulièrement à la confection car les paramètres mesurés se focalisent non seulement sur les propriétés de la matière dans les conditions standardisées, mais aussi sur les effets de lavage et de repassage [67]. Les mesures du système FAST sont plus rapides que KES, mais moins précises.

► Identification des propriétés optiques

- Texture

La texture de la matière peut être numérisée par un appareil de photo ou un scanner. L'image d'une texture doit être assez nette (minimum d'estompé ou de déformation) et uniforme en terme d'exposition à la source lumineuse. La résolution de l'image doit être raisonnable et bien adaptée à la taille et à la complexité de la structure textile élémentaire

(motif élémentaire). Ces images ont souvent besoin d'un prétraitement pour identifier la texture pertinente et éliminer des artefacts, générés sur l'image par des reliefs de la surface de l'étoffe. Le prétraitement est plus long et plus compliqué si la texture comprend des dentelles ou des trous.

Un autre moyen pour obtenir la texture de l'étoffe est l'application d'un logiciel de création de motifs tel que « *Kaledoweave* » et « *Kaledoknit* », développés par Lectra. Ces logiciels permettent de créer des textures directement à partir de la construction des fils sélectionnés, respectivement pour le tissage ou la maille (bonneterie). La texture créée au format jpg ou png peut être appliquée directement à un logiciel de CAO en confection.

- Couleur

Deux méthodes sont disponibles pour obtenir la couleur de la matière : soit par mesure spectrophotométrique, soit par identification des valeurs RVB (Rouge, Vert et Bleu) ou TSV (Teinte, Saturation et Valeur) sur une image couleur numérique de l'étoffe.

Le spectrophotomètre (c.f. Figure 1-14) est utilisé pour identifier la couleur de l'étoffe. Le principe de fonctionnement est le suivant : un faisceau lumineux est envoyé vers l'échantillon. La lumière renvoyée par cet échantillon en réflexion (ou en transmission), est mesurée. Le spectrophotomètre analyse, longueur d'onde par longueur d'onde, avec un intervalle de longueurs d'ondes de quelques nanomètres, l'énergie de cette lumière. Nous obtenons, après un étalonnage, le spectre de réflexion (ou de transmission) de l'échantillon sur un intervalle de longueurs d'ondes correspondant au spectre visible (en général entre 380-780 nm). Le logiciel de colorimétrie associé au spectrophotomètre permet de calculer les composantes trichromatiques XYZ de l'échantillon pour un illuminant donné et en fonction de l'observateur standard choisi [68]. Ensuite, les valeurs XYZ peuvent être converties en valeurs de RVB (rouge, vert, bleu) pour que l'image puisse être affichée fidèlement à l'écran après un étalonnage en couleur de la chaîne numérique.



Figure 1-14. Konica MinoltaCM-3700D spectrophotomètre

Cette méthode fonctionne bien pour des étoffes visiblement uniformes avec une couleur unique. Mais elle n'est pas adaptée à des étoffes avec des motifs ou des textures complexes, car une zone d'ombre peut influencer la précision de mesure spectrale et rendre la couleur plus foncée.

Une méthode plus pratique est d'utiliser un scanner ou un appareil photo calibré. Techniquement, chaque scanner produit des fichiers d'image avec des erreurs de coloration, mais il offre l'avantage de bénéficier d'une source de lumière (illuminant) calibré au mieux et homogène lors du balayage de la surface. Aussi une image issue d'un scanner ne correspond pas exactement aux couleurs d'origine. Dans cette situation, le calibrage de coloration est nécessaire pour corriger des erreurs générées lors de la numérisation de l'image. Avec le calibrage du scanner, nous obtenons automatiquement des scans corrects et il est possible de s'affranchir de l'étape du prétraitement. De plus, le processus de scan est facile à mettre en œuvre et nécessite peu de temps. Aussi il est un outil bien adapté à une application industrielle [69].

Le principe du calibrage d'un scanner consiste à numériser une mire et comparer le résultat à un tableau de conversion des couleurs standards (Look Up Table), mesurés respectivement sur le scanner et un spectrophotomètre spécifique tel que GretagMacbeth Eye-One Spectrophotometer (c.f. Figure 1-15). Ce tableau de conversion, établi selon le principe de Johnson [70], permet de convertir une couleur quelconque du scanner en une couleur calibrée, équivalente à une couleur réelle capturée par un spectrophotomètre.



Figure 1-15. GretagMacbeth Eye-One Spectrophotomètre et la mire de calibrage

- Brilliance et opacité

La brillance et l'opacité d'une étoffe peuvent être obtenues par des mesures instrumentales. Par exemple, le brillancemètre portable Minolta Multi-Gloss 268, conçu selon la norme NF EN ISO 2813[71], est un instrument permettant de mesurer la réflexion

spéculaire de la brillance d'une surface. Un faisceau de lumière avec une intensité stable et sous un angle fixe est projeté sur la surface de l'échantillon. La brillance est déterminée par la quantité de lumière réfléchie à un angle égal mais symétrique à celui de la source de lumière.

L'opacité peut être déduite de la transmittance, décrite comme la fraction du flux lumineux traversant un objet. La transmittance peut être mesurée sur le spectrophotomètre selon la norme ASTM EN1164 [72].

En pratique, ces deux grandeurs ne peuvent pas être saisies directement dans un logiciel de CAO en confection 3D, car ce dernier exige souvent de saisir des valeurs relatives par rapport à une collection d'échantillons référentiels.

Construction d'un vêtement virtuel 3D dans un logiciel CAO en confection

Une fois que les trois éléments de base (le mannequin, le patron numérisé du vêtement et les propriétés de l'étoffe) sont déterminés, la création du vêtement peut se réaliser dans un logiciel de CAO 3D en confection. La procédure comprend les six étapes suivantes : l'intégration du mannequin et du patron avec gradation, le positionnement des pièces autour du corps, la définition de la couture, le montage du vêtement, l'intégration des propriétés de l'étoffe et la simulation du tombé du vêtement.

Si le vêtement à créer possède des couches multiples, il est nécessaire de définir l'ordre de chaque couche afin d'éviter des collisions. Il est aussi important d'ajuster la taille de maillage (élément de base de la surface du vêtement numérisé sous forme triangulaire) du vêtement pour établir un équilibre entre la qualité/finesse du rendu et la vitesse du calcul. D'ailleurs, un logiciel de CAO 3D en confection fournit une interface permettant de faire varier le vêtement selon différentes gradations, et de comparer et d'analyser le fit sur le corps du mannequin. De plus, il est possible de personnaliser l'environnement de l'essayage du vêtement en 2D ou 3D.

Aujourd'hui, les logiciels de CAO 3D en confection donnent une expérience riche aux utilisateurs lors de l'essayage du vêtement virtuel dans une ambiance désirée. C'est pourquoi ces outils 3D deviennent de plus en plus attractifs, non seulement pour les experts comme les créateurs et les modéistes, mais aussi pour les consommateurs et les gérants de boutiques et de marques.

1.3 Caractérisation sensorielle du vêtement

1.3.1 Perception du corps humain et du vêtement

Dans le livre de B. Joseph Pine [73], les auteurs ont prévu, après l'économie agraire, l'économie industrielle, et l'économie de services, l'apparition au 21^{ème} siècle d'un nouveau

mode d'économie, nommé «*l'économie d'expérience*». Aujourd'hui, cette prévision devient une réalité. Les consommateurs actuels recherchent souvent une expérience sensorielle et émotionnelle qui procure une perception agréable et exceptionnelle durant l'utilisation du produit. Dans ce contexte, les entreprises industrielles font plus que jamais l'investissement dans l'intégration de la préférence sensorielle des clients dans la phase de développement de leurs produits afin d'accroître la valeur ajoutée. Ce phénomène apparaît dans plusieurs secteurs, tels que l'automobile, la cosmétique, l'alimentation et le textile & habillement.

Le terme sensation est défini comme la réaction de l'organisme provoquée par des stimuli reçus par un ou plusieurs sens (vue, toucher, odorat, goût et ouïe). Les stimuli peuvent être captés par l'un de nos récepteurs sensoriels tels que les yeux, les oreilles, la peau.[74, 75]. La perception est la représentation, ou impression mentale, de traduction des différentes sensations de l'individu. Le processus de perception comprend plusieurs étapes suivantes (c.f. Figure 1-16) [76] :

- l'attention (sélection des informations sensorielles),
- l'interprétation (informations sensorielles retenues transformées en impressions),
- la compréhension (signification donnée à ces informations sensorielles retenues),
- la mémorisation (archivage au sein du cerveau des informations sensorielles retenues, interprétées et comprises).

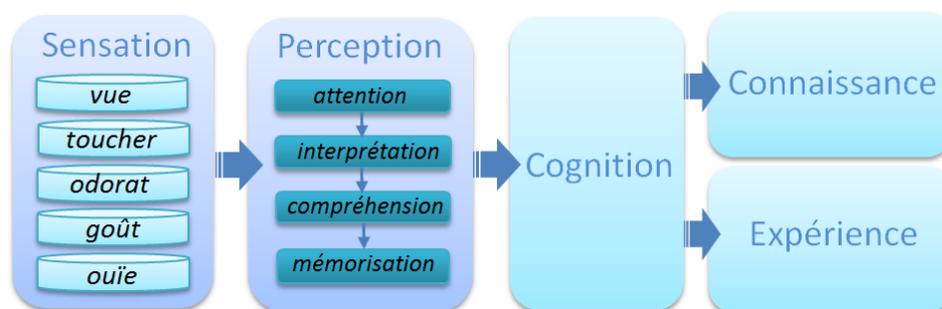


Figure 1-16. Formation de la connaissance et de l'expérience

Ensuite, les perceptions de différentes formes, issues des sens multiples, permettent de construire la cognition. Le processus cognitif est traité et mémorisé dans le cerveau d'une manière très complexe, formant les connaissances et les expériences. Les connaissances peuvent aider les gens à compenser les perceptions pendant la cognition d'un nouvel objet. Par exemple, par exploitation de la connaissance sur un matériau, nous pouvons prévoir les propriétés tactiles de son état de surface sans le toucher directement.

Le corps humain et la façon dont une femme ou un homme est habillé et visualisé par l'extérieur, constituent un moyen primaire d'expression de la mode. Depuis son image

extérieure, nous pouvons prévoir son état physiologique, ses émotions et son niveau socioculturel [77].

Peu de gens possèdent une image de leur corps parfaite. La plupart des porteurs aimerait toujours améliorer leur apparence par le port d'un vêtement approprié afin de camoufler leurs défauts physiques et mettre en évidence leurs parties de leur corps plus avantageuses. Dans notre contexte, afin de concevoir des vêtements satisfaisant à des attentes sensorielles du client en termes d'image, il est nécessaire de quantifier la perception du corps humain, du vêtement et de l'interaction entre eux (le fit).

Perception du corps humain

L'image du corps est en fait une représentation interne de son apparence extérieure propre à chaque individu, fortement liée à l'estimation de soi-même et au développement de la personnalité [78]. Une appréciation positive sur l'apparence du corps peut augmenter la confiance personnelle et faire remonter une personnalité audacieuse et déterminée. A l'inverse, les personnes ayant une image négative de leur corps ont souvent un sentiment de honte, conduisant à une anxiété, une dépression ou une méfiance.

Pour chaque femme ou homme, l'image du corps est généralement évaluée selon sa figure ou silhouette sans considérer sa taille spécifique. Plusieurs études ont été réalisées sur la discrimination et l'appréciation du corps humain par usage des descripteurs sensoriels tels que gros/mince, enflé/déformé etc. [79-81]. Un exemple de discrimination du corps humain est illustré dans le Figure 1-17.

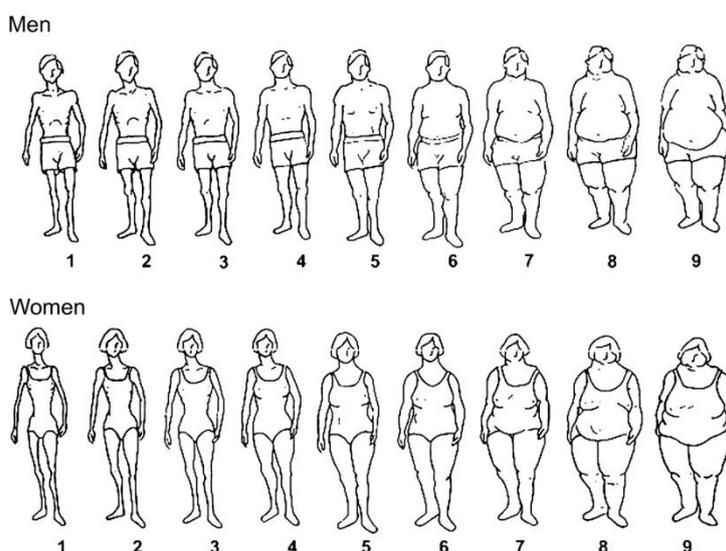


Figure 1-17. Une échelle de neuf niveaux pour évaluation de l'image du corps [79]

De plus, certaines études psychologiques ont révélé une forte corrélation entre la cathexis du corps et la satisfaction du vêtement lors de l'essayage [82]. Par exemple, une

personne ayant un morphotype standard est plus facilement satisfaite par son corps et le bien-aller du vêtement, tandis qu'une personne trop maigre ou trop grosse a souvent du mal de trouver un vêtement avec un bien-aller adapté

Perception du vêtement

La protection et la communication sont les deux fonctionnalités les plus importantes d'un vêtement. La diversité de chaque fonctionnalité se trouve dans la diversité de la perception du vêtement. Lors de l'achat d'un vêtement, le consommateur évalue l'article choisi sur l'apparence (style, couleur, texture, ...), le toucher (douceur, souplesse, état de surface, ...), le confort et le bien-aller. L'ensemble de ces aspects sensoriels détermine, de façon directe, la décision d'achat du consommateur. De plus, l'environnement de l'achat, comprenant les effets sonores (ambiance, musique, bruits, ...) les odeurs et la décoration de la boutique, influence également la satisfaction du client sur le produit. C'est la raison pour laquelle les distributeurs essaient toujours de construire dans leurs magasins un environnement agréable et approprié afin d'améliorer les expériences d'achat.

- L'apparence

Selon les résultats de recherche en psychologie, nos yeux sont les organes perceptifs les plus importants, permettant de capturer plus de 80% de l'information extérieure [83]. Pour la majorité des clients, la cognition d'un objet commence par l'aspect visuel, puis s'étend vers les autres sens.

L'appréciation de l'apparence dépend fortement du contexte socioculturel, et elle évolue en fonction de l'âge du consommateur et de la mode. De plus, comme le textile est une matière souple, les informations visuelles d'un vêtement dans les scénarii statique et dynamique se chevauchent partiellement entre elles mais ne sont pas tout à fait équivalentes [84]. A titre d'exemple, pour une jupe d'été les informations sensorielles statiques comprennent la couleur, la silhouette, le drapé la taille et la forme des plis, les textures, etc. Les informations dynamiques comprennent l'amplitude et la fréquence de l'oscillation, le changement de silhouette et le comportement du pli durant le mouvement, etc. Dans cette situation, l'observation de l'apparence d'un vêtement doit se réaliser selon les deux scénarii afin d'acquiescer une perception visuelle complète du produit.

Grâce à des associations et à des compensations des sens existant dans le cerveau, nous pouvons «*percevoir*» un sens au travers d'autres modalités sensorielles [85]. Selon les résultats de recherche en psychologie cognitive, l'interaction entre la vision et le toucher est particulièrement fréquente dans notre vie quotidienne. Par exemple, une étoffe brillante donne une impression de soie avec un toucher bien adapté tels que léger, fin, souple, lisse et frais.

Cette interaction est particulièrement importante pour l'évaluation de la qualité et de la performance de la matière lors de l'achat d'un vêtement à distance. En fait, les corrélations et les interactions entre la vision et le toucher ont été massivement étudiées [85-87] dans le domaine du textile.

- Le toucher

Le toucher, défini comme «*l'évaluation subjective de la matière textile obtenue à partir du sens du toucher*» [88], est considéré comme la perception la plus directe et la plus concrète caractérisant le vêtement. Instinctivement, le consommateur utilise le sens du toucher pour évaluer la qualité de la matière utilisée ainsi que son aptitude par rapport à une utilisation spécifique.

Du point de vue mécanique, le toucher textile peut se diviser en six axes : la traction, la flexion, l'état de surface, le cisaillement, la compression, le poids et l'épaisseur [89]. Selon les applications, chaque axe implique un ou plusieurs paramètres physiques mesurés sur un appareil ou évalués par des évaluateurs humains à l'aide de descripteurs sensoriels, tels que souple/rigide, élastique/non élastique, léger/lourd, épais/fin, glissant/non glissant. Le toucher textile est un aspect sensoriel très intime car le plus proche du corps humain et il est directement lié au confort du porteur sur le vêtement.

Lors de l'achat d'un vêtement à distance ou dans un environnement virtuel, les informations du toucher sont systématiquement manquantes. Dans cette situation, la compensation du toucher par les autres sens telles que la vision et l'ouïe peut être une solution pertinente [84]. Une autre solution caractérisant le toucher à distance est la création d'un retour tactile à travers des dispositifs opérationnels (souris, écran tactile, sons...), permettant de rendre les systèmes immersifs plus réalistes [90].

- Les effets sonores

Les effets sonores ou bruits du vêtement, générés par le frottement entre le corps humain et l'étoffe ou entre les étoffes de différentes couches, constituent aussi un aspect non négligeable dans l'évaluation sensorielle du produit textile [91]. Un bruit peut être agréable comme un bruissement de soie, mais aussi ennuyeux comme le son rauque d'une étoffe enduite. Le claquement d'une couette ou d'un manteau d'hiver enduits fait pleinement partie de l'évaluation du confort.

Un effet sonore peut être utilisé comme un moyen de compensation du toucher textile lors de l'achat d'un vêtement à distance, pour simuler le scénario d'un achat physique et évoquer au consommateur son expérience d'achat dans le passé. Dans cet aspect, les travaux de recherche concernés comprennent la caractérisation et l'analyse des réponses

physiologiques aux bruits des étoffes, et la modélisation des relations entre les paramètres sonores et les propriétés mécaniques des étoffes. [92].

- La fragrance

La perception olfactive de l'étoffe, générée par les résidus des détergents après le lavage ou par la technologie d'encapsulation, est fortement liée à la notion du confort. Les vêtements parfumés peuvent apporter un confort psychologique dans la vie quotidienne. La demande d'une stimulation olfactive reflète partiellement l'influence de la fragrance dans l'état émotionnel et du bien-être. Les fragrances peuvent améliorer l'humeur, promouvoir l'optimisme, détendre ou stimuler, aider à l'évocation de souvenirs personnels et même faciliter des idées créatives [93].

Perception du corps – vêtement : Le fit

Le fit d'un vêtement sur le corps humain du porteur est considéré depuis longtemps, comme l'élément le plus important pour les clients. Cependant, le fit d'un vêtement n'est pas clairement défini. Il s'agit d'un concept variant avec le temps et la culture de la mode, la norme industrielle et la préférence personnelle. Quelques définitions du concept sont données ci-dessous.

Le fit est directement lié à l'anatomie du corps humain et la plupart des problèmes liés à ce dernier viennent des parties saillantes du corps humain difficilement développables [94].

Le fit est défini comme une combinaison de cinq facteurs que sont l'aisance, les lignes du corps, le positionnement des motifs sur la silhouette, l'équilibre et sans faux plis [95].

Le fit du vêtement est une propriété complexe qui est affectée par la mode, le style et de nombreux autres facteurs [96].

Un vêtement avec bon fit offre une apparence soignée et lisse et permettra un confort et une mobilité maximale du porteur [97].

Evidemment, le fit est une notion très complexe, concernant une perception multiple du corps et du vêtement. Le confort physique et l'état psychologique du porteur ainsi que son apparence jouent conjointement un rôle dans la satisfaction du fit [98].

Gerslák constate que les éléments déterminants du fit du vêtement sont des propriétés mécaniques de l'étoffe, affectant le tombé esthétique et la forme 3D du vêtement [99]. C'est la raison pour laquelle les entreprises et les chercheurs font beaucoup d'effort sur l'optimisation des propriétés physiques (force, élasticité, isolation, perméabilité à l'air, ...) et sensorielles (toucher, apparence, odeur) des matières textiles.

A part les matières, le style et la taille sont les deux autres critères importants pour le fit du vêtement. La Figure 1-18 montre un exemple d'une taille adaptée mais présentant un mauvais fit sur le corps humain.



Figure 1-18. Un exemple du vêtement au taillant correct, mais avec mauvais fit

En fait, la relation entre le corps humain et le vêtement est très complexe. Aujourd'hui, les méthodes actuelles de création de vêtements de base utilisent des mannequins de morphotype « idéal ». Les différentes tailles sont ensuite créées par l'application de règles de gradation aux vêtements de base. En parallèle, de nombreux travaux de recherche s'effectuent sur l'aisance entre le corps et le vêtement afin de trouver des solutions de bon fit lors de la création du vêtement. Pourtant, en réalité, les entreprises d'habillement fournissent uniquement 30 à 40% des vêtements avec un bon fit pour les clients ciblés [100].

Le fit du vêtement est tellement important qu'il devient aujourd'hui un enjeu principal dans le développement du marché pour la vente à distance de produits d'habillement.

1.3.2 Evaluation sensorielle : concepts de base

L'évaluation sensorielle se définit comme une discipline scientifique permettant de mesurer, d'analyser et d'interpréter les réactions des êtres humains aux caractéristiques des produits lorsque ces dernières sont perçues par les cinq sens, soit la vision, le toucher, l'odorat, le goût et l'ouïe [101, 102]. Elle peut être décrite de la manière suivante : dans des conditions prédéfinies, un groupe d'individus organisés évaluent les attributs sensoriels d'une collection de produits par rapport à une cible donnée [103].

Il s'agit d'un domaine multidisciplinaire qui nécessite des efforts communs des chercheurs, des ingénieurs et des gérants présentant différents contextes professionnels. Les expertises en psychologie, physiologie, sociologie, marketing, mécanique, informatique et analyse de données sont nécessaires pour développer des approches sensorielles [104].

Depuis les années 1950, l'évaluation sensorielle a été premièrement développée dans l'industrie agro-alimentaire puis étendue vers les autres secteurs comme les industries

cosmétique, chimique, automobile, sportive et textile [105, 106]. Les principaux objectifs de l'évaluation sensorielle se décrivent de la façon suivante :

- améliorer le contrôle qualité des produits pour lesquels une mesure instrumentale est délicate à interpréter par la perception humaine,
- suivre la production,
- développer de nouveaux produits,
- comprendre les préférences des consommateurs et caractériser le marché

L'évaluation sensorielle est effectuée par un ou plusieurs panels sensoriels. Un panel est un groupe d'individus ciblés, appelés panélistes, pour évaluer une série d'échantillons représentatifs [107]. Lors d'une évaluation sensorielle, chaque individu ou panéliste est invité à quantifier « *objectivement* » un ensemble de descripteurs linguistiques par rapport à chaque échantillon sélectionné par utilisation de ses connaissances générales ou professionnelles. Ce type d'évaluation se réalise sans jugement d'ordre personnel ou hédonique.

Dans une évaluation sensorielle, trois types d'épreuves sont souvent appliqués en fonction du niveau et l'objectif de l'expérience [108] (c.f. Figure 1-19).

- Les épreuves descriptives, consistant à mesurer l'intensité perçue pour chacun des descripteurs choisis, et à établir, à l'aide de l'ensemble des descripteurs quantifiés, le profil sensoriel du produit.
- Les épreuves discriminatives, visant à détecter la présence ou l'absence de différences sensorielles entre deux produits. On peut citer pour exemple l'essai triangulaire, l'essai par paire, le test duo-trio, le test « A » et non « A ».
- Les épreuves hédoniques, visant à évaluer le degré de plaisir procuré par un produit en déterminant le pourcentage de consommateurs lui donnant une réponse préférable.

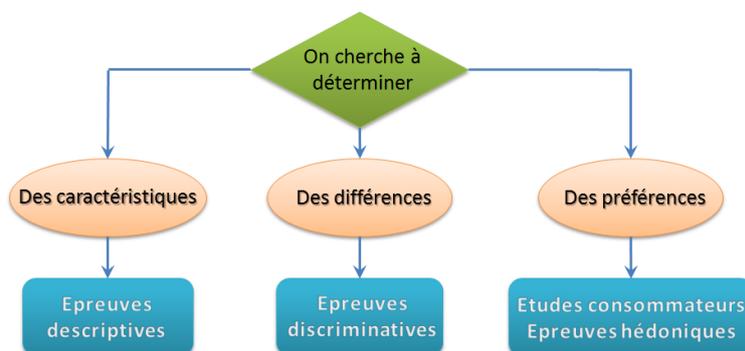


Figure 1-19. Vue d'ensemble des différentes épreuves de la métrologie sensorielle en fonction de l'objectif

Lors de la conception d'un plan d'expériences approprié pour acquérir des données sensorielles, nous devons définir soigneusement une stratégie pertinente, incluant l'objectif de l'épreuve, la manière de poser des questions, et comment les résultats seront exploités [109] à la suite. La qualité des données acquises peut également être influencée par les éléments secondaires tels que la préparation des échantillons, le mode d'affichage des échantillons et la sélection de l'échelle de l'évaluation. Un plan d'expériences sensorielles optimisé doit permettre d'évaluer tous les échantillons dans les mêmes conditions avec un nombre de tests minimisé.

Dans une évaluation sensorielle, il est particulièrement important de suivre une méthode standardisée et systématique pour éliminer les incertitudes et les imprécisions causées par les facteurs humains, et acquérir des données sensorielles fiables. Certaines normes ont été définies afin de quantifier la qualité perçue des produits. Au niveau international, les normes ISO [110, 111] ont été proposées afin de donner les directives générales définissant le vocabulaire sensoriel normalisé, la sélection et l'entraînement des sujets et la procédure d'évaluation. En France, les normes en évaluation sensorielle ont été développées, gérées et adaptées par l'organisme AFNOR. Les directives générales pour réaliser des épreuves hédoniques de consommateurs ont été enregistrées sous AFNOR NF XP V09-500 :2000 [112]. Les méthodes générales d'évaluation sensorielle sont détaillées dans les livres classiques de Stone [102] et Dijksterhuis [101].

En s'appuyant sur l'évaluation sensorielle effectuée pour chaque sens, l'étude multi-sensorielle permet de fusionner toutes les données sensorielles concernées afin de caractériser la perception générale humaine ou d'étudier les interactions des sens dans un contexte spécifique [113]. L'évaluation multi-sensorielle a pour objectif de formaliser et de caractériser les concepts complexes orientés vers les consommateurs comme le confort, le style, le bien-être, la santé et le développement durable. De plus, l'évaluation multi-sensorielle peut aussi compenser les défauts d'un sens en renforçant les autres pour obtenir une satisfaction générale du produit. Les travaux existants sur l'étude multi-sensorielle comprennent essentiellement des approches psycho-cognitives, physiologiques et statistiques, visant à comprendre et à modifier le mécanisme des corrélations et des interactions des sens [114, 115].

Après avoir acquis des données à partir d'une expérience d'évaluation sensorielle, les outils mathématiques et analytiques sont utilisés afin de modifier et d'analyser ces données dans un contexte d'étude spécifique [116].

Classiquement, les outils d'analyse de données comprennent les statistiques telles que la régression linéaire [117], l'analyse en composantes principales (ACP) [118], l'analyse des

correspondances (AFC), l'analyse canonique généralisée (ACG) [119], l'analyse factorielle multiple [120], etc. Ces méthodes sont efficaces et largement utilisées, mais elles conduisent souvent à des pertes d'information pour les raisons suivantes :

- les relations par rapport à des données sensorielles sont souvent non linéaires ;
- les méthodes classiques sont plus performantes lorsque le nombre de données numériques augmentent ;
- il existe des incertitudes et des imprécisions sur les résultats en raison des facteurs humains sur les critères linguistiques utilisés ;
- Les méthodes classiques de calcul ne peuvent pas fournir, dans certains cas, une interprétation physique satisfaisante des résultats.
- Les méthodes classiques sont adaptées à des mesures quantitatives mais non qualitatives.

Dans cette situation, de nouvelles méthodes utilisant les techniques intelligentes ont montré leurs performances dans la modélisation et l'analyse de données sensorielles. Ces méthodes comprennent essentiellement la logique floue [121, 122], les réseaux de neurones artificiel [123], l'agrégation de données [124], les arbres de décision avec des algorithmes ID3 [125] et CART [126], les algorithmes génétiques (GA) [127], la classification ainsi que les méthodes hybrides de ces techniques [128].

Par rapport aux méthodes classiques, les techniques intelligentes sont plus efficaces, flexibles et interprétables pour résoudre des problèmes très complexes dans l'évaluation sensorielle. Dans la pratique, elles ont été appliquées dans de nombreux domaines tels que l'agro-alimentaire, l'automobile, la cosmétique et le textile [116, 129].

1.3.3 Evaluation sensorielle des produits textiles

Pour le milieu professionnel du secteur textile, l'évaluation sensorielle s'effectue en 2 niveaux. Le niveau 1 concerne l'évaluation de matières textiles par rapport au toucher, à la couleur, à la texture et aux effets sonores. Au niveau 2, il s'agit d'évaluer des produits finis (vêtements ou accessoires) par rapport à la qualité de production (workmanship) tels que la couture et le bien-être [130]. L'évaluation par rapport à des préférences des consommateurs ne sera pas abordé dans ce mémoire.

L'évaluation sensorielle des matières textiles

Dans cette situation, l'étoffe est manipulée par l'évaluateur avec les mains afin de percevoir les caractéristiques de la matière. Ensuite, l'ensemble des perceptions permet de construire dans le cerveau un jugement global sur la matière (c.f. Figure 1-20). Par rapport

aux autres produits industriels, l'évaluation sensorielle de matières textiles nécessite davantage de contrôler les conditions d'évaluation pour que les résultats obtenus soient indépendants de l'environnement externe (ambiance, temps, température, ...) et l'état psychologique des évaluateurs. Pour cela, l'organisation AATCC (American Association of Textile Chemist and Colourists) a publié les normes sur la procédure d'évaluation sensorielle du textile [131].

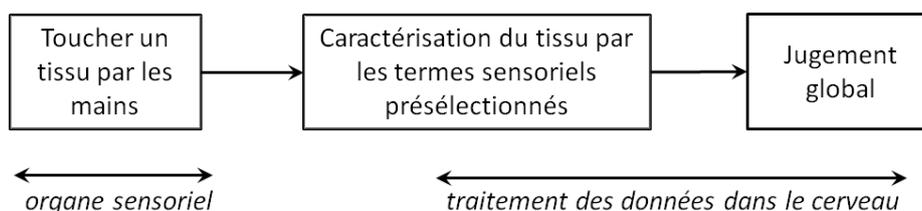


Figure 1-20. Processus utilisé par les experts dans l'évaluation sensorielle du textile.
Source Kawabata, 2000 [132]

Selon les normes AATCC, l'étoffe évaluée doit être placée sur une surface plane sur laquelle l'évaluateur peut la saisir et la manipuler avec les deux mains. Le panel d'évaluation se compose d'un groupe d'experts expérimentés ou de panélistes entraînés. Il leur est demandé d'effectuer, sur chaque matière évaluée, plusieurs actions standards telles que la flexion, le cisaillement et l'extension, le frottement, etc. (c.f. Figure 1-21). Par rapport à chaque action et pour l'ensemble des échantillons évalués, les évaluateurs donnent leurs perceptions, de façon exhaustive, sous forme de descripteurs sensoriels, tels que rigide, mou, dur, doux et rugueux.[133].

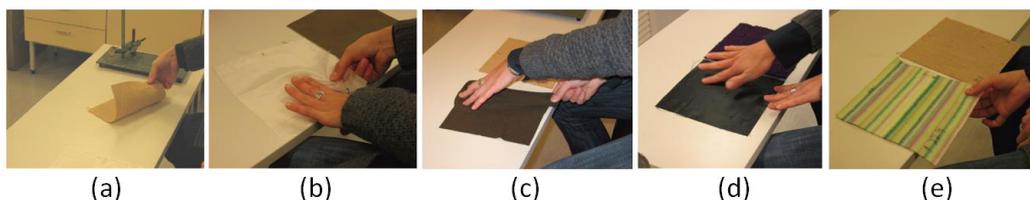
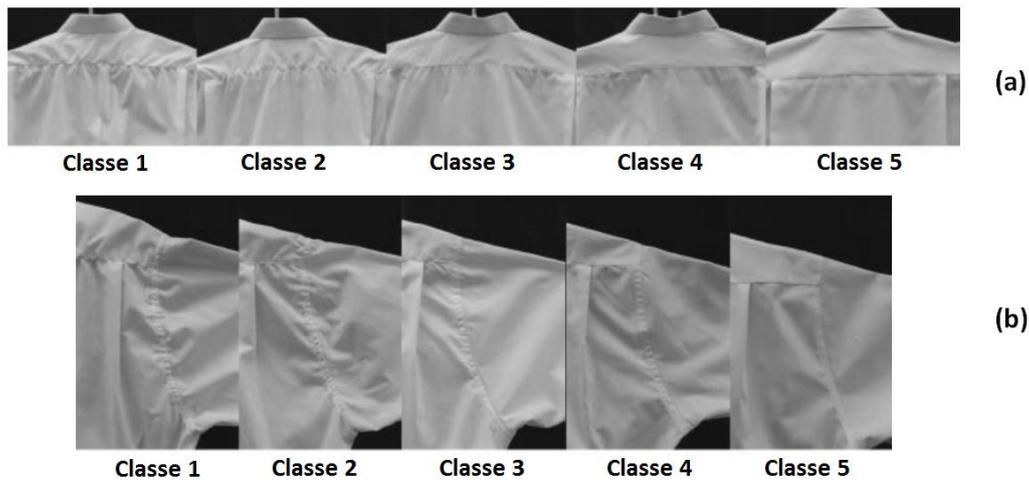


Figure 1-21. L'évaluation sensorielle par les actions différentes : (a) flexion ; (b) cisaillement ; (c) traction ; (d) surface ; (e) compression

L'évaluation des produits finis

L'évaluation des produits finis est souvent utilisée pour juger l'apparence du vêtement dans le contrôle de qualité. Le vêtement est d'abord conditionné dans un environnement de 20 °C et de 65% d'humidité relative (température et conditions d'humidité standards) pendant 24 heures. Ensuite l'apparence de chaque partie du vêtement, telle que le collier, l'épaule, l'avant, l'arrière, le côté du corps et le manchon, est inspectée et classée selon les références

photographiques (c.f. Figure 1-22). Le processus et les références photographiques sont bien décrits dans les normes correspondantes [134, 135].



De nombreuses études ont été réalisées sur le confort textile du vêtement [136, 137] et du siège de l'automobile [138] par l'évaluation sensorielle. Ces travaux ont eu pour objectif de comprendre les relations entre la notion confort et les caractéristiques des étoffes.

L'évaluation sensorielle s'applique également au fit du vêtement. Par exemple, les procédures standardisées ont été développées pour effectuer l'évaluation du fit du vêtement sur l'homme [139, 140]. Huck a conçu un ensemble de descripteurs et une échelle d'acceptabilité du porteur d'un vêtement après avoir effectué une série de mouvements du corps [141]. Neuf paires de descripteurs tels que confortable/inconfortable, habillage facile/habillage difficile, mouvement du torse libre/mouvement du torse contraint, sont utilisés pour déterminer comment le porteur ressent le confort du vêtement. Shen et Huck ont développé une méthode d'évaluation contenant 25 descripteurs sensoriels en trois catégories: fit global, fit par rapport à la vue de face, fit par rapport à la vue arrière. Pour chaque descripteur, une échelle de neuf niveaux est employé [97]. Par exemple, le niveau 4 correspond à «*beaucoup trop serré*» alors que -4 «*beaucoup trop lâche*». La position au milieu pour chaque descripteur correspond à la notion de bon fit. Yu a appliqué cette méthode pour évaluer le fit de veste homme (c.f. Figure 1-23) [142].

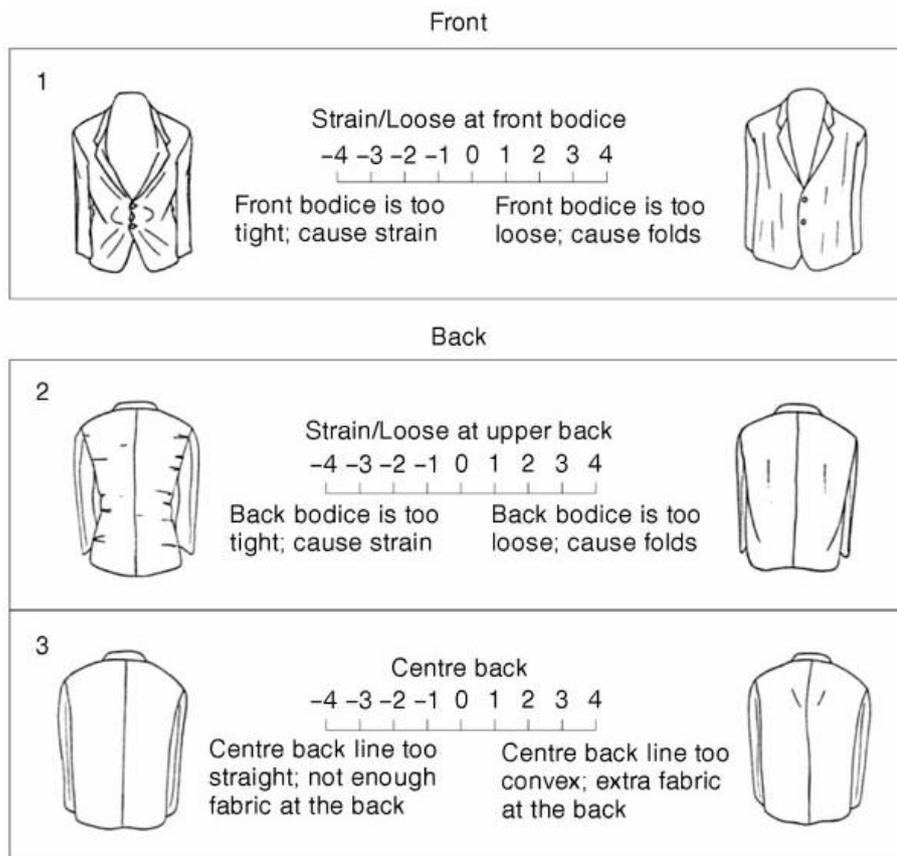


Figure 1-23. Un exemple d'évaluation du fit pour une veste d'homme [36]

Dans les différentes catégories de vêtements, l'évaluation sensorielle est un moyen efficace permettant d'acquies des données quantitatives fiables pour une entreprise et une unité de recherche. A ce jour, aucun dispositif de mesures physiques n'est capable de remplacer complètement des évaluations sensorielles pour la caractérisation de produits d'habillement.

1.4 Problèmes rencontrés et contributions proposés

Comme cela a été discuté au début de ce chapitre, les inconvénients pour les transactions de vêtements sur Internet, par rapport au commerce traditionnel, peuvent trouver une solution par la mise en place d'une cabine d'essayage virtuelle intelligente, intégrant à la fois le mécanisme de CAO en confection 3D et le contrôle et l'optimisation de la perception des consommateurs et des créateurs. De plus, l'application de cette cabine d'essayage virtuelle intelligente permet aux commerçants, aux créateurs et aux clients d'acquies conjointement une nouvelle expérience sur le développement de vêtements customisés de haute qualité (co-création) tout en contenant le coût de revient industriel.

Les barrières techniques et scientifiques pour la mise en place d'une telle plateforme d'essayage virtuel et de co-création se listent comme ci-après :

- Réalisation de mesures pour les paramètres techniques des étoffes constituant autant d'entrées pour le logiciel de CAO en confection

Pour simuler le comportement d'un vêtement et son essayage virtuel sur un porteur, la caractérisation de matières textiles, notamment les mesures des propriétés mécaniques, est une étape incontournable. Pourtant, les systèmes de mesures utilisés actuellement, tels que KES et FAST, sont trop chers et très complexes. Ils nécessitent un investissement important pour l'entreprise et bien souvent l'embauche d'un technicien spécialisé. Cette démarche est encore moins pratique pour l'achat sur Internet, démarche pour laquelle des mesures physiques ne sont pas du tout accessibles. Dans ce contexte, une question se pose : Est-il possible de trouver une solution substitutive moins chère et moins complexe, permettant d'estimer, avec une précision tolérable, les propriétés des étoffes sans passer par des mesures instrumentales ?

- Représentation fidèle du vêtement virtuel et caractérisation de la perception de celui-ci

La fidélité d'une représentation virtuelle par rapport au produit réel est le facteur clé à considérer, car cela détermine directement le niveau d'acceptation des utilisateurs pour les produits proposés et la plateforme de co-création. Pourtant, il existe toujours un écart perceptif entre le vêtement réel et son prototype virtuel, généré par un logiciel de CAO en confection 3D. Ainsi la question de « *comment minimiser l'écart du virtuel par rapport au réel ?* » devient prégnante.

De plus, la perception du vêtement virtuel constitue un support de communication entre le consommateur et le créateur, car ce dernier ne maîtrise ni les paramètres techniques du produit, ni le langage de créateurs. Aussi il faut caractériser quantitativement la perception humaine par rapport aux notions de confort et de bien-être du vêtement.

- Modélisation par apprentissage de données

Afin de contrôler et optimiser quantitativement la perception du prototype virtuel, il est nécessaire de modéliser la relation entre la perception du vêtement et ses paramètres techniques telles que les propriétés mécaniques et optiques de la matière et encore des patrons. La seule source d'information pour réaliser cette modélisation est l'ensemble des données d'apprentissage acquises au cours des différentes expériences d'essayage virtuel. En fait, le modèle créé doit être fiable, robuste, interprétable et facile à adapter à toute nouvelle collection de produits.

Dans le processus de co-cr éation, le mod èle cr éé doit permettre de g én érer un nouveau v êtement virtuel avec ses param ètres techniques, satisfaisant à des exigences sensorielles du consommateur ou du cr éateur.

Compte-tenu des é l éments pr é c é dents, nous proposons une nouvelle plateforme de co-cr éation permettant à la fois de mettre en place une cabine d'essayage sensoriel, et de r éaliser la conception du v êtement de mani ère interactive et collaborative dans un environnement virtuel. Les contenus de cette plateforme sont rapport é s dans le sch éma ci-dessous (c.f. Figure 1-24).

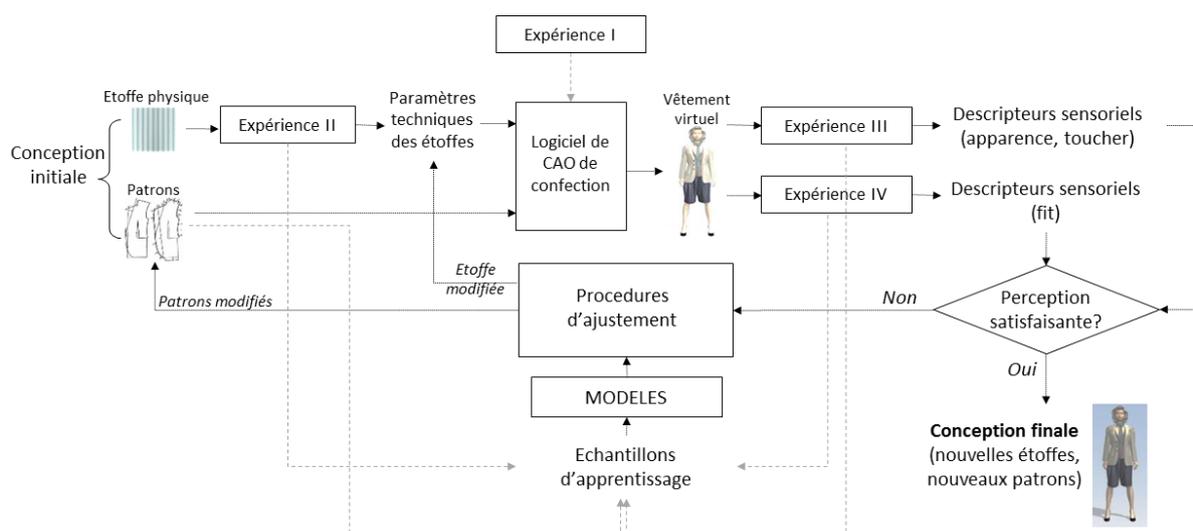


Figure 1-24. Sch éma g én éral de la plateforme de co-cr éation

Tout d'abord, la plateforme de co-cr éation est bas ée sur un logiciel de CAO en confection 3D, permettant de g én érer des v êtements virtuels avec une tr ès bonne qualit é de rendu à partir de tous les é l éments de conception tels que le corps humain du consommateur, les mati ères textiles et les patrons du v êtement. Afin de s électionner le logiciel le plus adapt é à ces crit ères, une s érie de v êtements virtuels sont cr éés sur des mannequins pr é s électionnés à l'aide de plusieurs logiciels de CAO en confection 3D. Le logiciel retenu sera celui qui maximise le degr é de similitude des effets statique et dynamique entre les v êtements r éels d'une part et virtuels d'autre part (exp érience sensorielle I).

Ayant s électionné le logiciel de CAO 3D, nous proposons un plan d'exp érience sensorielle (exp érience sensorielle II) par utilisation de la m éthode d'apprentissage active afin d'acqu érir, sans mesures physiques, les param ètres techniques (notamment les param ètres m écaniques) de l'étoffe dans un d élai tr ès court. Cette m éthode est efficace, rapide et facile à r éaliser. Elle est tr ès significative pour des transactions des textiles en ligne pour les consommateurs, les cr éateurs et les autres professionnels.

Ensuite, nous caractérisons quantitativement la perception du vêtement virtuel par des notes numériques sur un ensemble de descripteurs sensoriels normalisés. Ces descripteurs sensoriels concernent l'apparence et le toucher de la matière, ainsi que le fit du vêtement. Les données sensorielles sont obtenues dans les expériences sensorielles III et IV respectivement. Par apprentissage de ces données, nous établissons deux modèles. Le premier permet de caractériser la relation entre la perception sur l'apparence et le toucher de la matière virtuelle et les paramètres techniques (mécaniques et optiques) correspondants, constituant une entrée du logiciel de CAO en confection. Pour cela, les différentes techniques de modélisation, comprenant la régression linéaire, le réseau de neurones artificiel et l'arbre de décision flou ID3, ont été appliquées et comparées par rapport aux critères d'efficacité, de robustesse et de capacité d'interprétation. Le deuxième modèle permet de caractériser la relation entre la perception du fit du vêtement et les points caractéristiques des patrons, décrivant la silhouette de ceux-ci. Ce modèle sera établi par régression linéaire.

A l'aide des deux modèles précédents, les créateurs et consommateurs peuvent ajuster les éléments initiaux de conception pour les matières et les patrons du vêtement selon leurs attentes au niveau du sensoriel.

1.5 Bilan

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur l'objet de notre étude. D'abord, en s'appuyant sur les contextes économique et technologique, nous avons introduit la notion d'essayage du vêtement virtuel personnalisé en mettant en lumière les barrières techniques rencontrées, notamment par rapport à la perception des consommateurs et des créateurs des produits virtuels. Ensuite, nous avons présenté les concepts de base sur la création de vêtements virtuels et les technologies concernées, incluant la CAO en confection, l'acquisition de données anthropométriques et la modélisation du corps humain. Puis, nous avons expliqué le contexte et les principes de l'analyse sensorielle avec ses applications au domaine des produits textiles. Enfin, nous avons proposé les solutions utilisant l'analyse sensorielle pour caractériser quantitativement et optimiser la perception humaine des vêtements virtuels.

CHAPITRE 2 OUTILS DE CALCUL UTILISES

Ce chapitre a pour objectif de présenter les outils de calcul utilisés dans les développements de cette thèse. Ces outils incluent les méthodes statistiques, la mise en place de plans d'expériences ainsi que des outils liés à l'intelligence artificielle (la logique floue, l'arbre de décision, les réseaux de neurones artificiels et les automates d'apprentissage). Ces outils peuvent être utilisés seuls ou conjointement selon la complexité du problème traité

2.1 Statistiques

Dans le domaine des statistiques, la régression linéaire et l'analyse de la variance (ANOVA) sont les deux outils classiques les plus utilisés. Elles ont été largement appliqués dans de nombreux domaines professionnels, telles que la psychologie, la biologie, la médecine, l'éducation, la sociologie et l'économie [143].

2.1.1 Régression linéaire

La mise en œuvre d'une régression impose l'existence d'une relation de cause à effet entre les variables prises en compte dans le modèle [144]. La régression linéaire est l'une des méthodes les plus connues et les plus appliquées en statistiques pour analyser des données explicatives. Elle est utilisée pour identifier quantitativement la relation entre une variable à expliquer et une ou plusieurs variables explicatives sous l'hypothèse que cette relation est linéaire. La régression linéaire peut être mise en place à partir des données explicatives observées sur n individus. Etant données les variables explicatives x_1, \dots, x_p et la variable à expliquer y , nous effectuons la régression linéaire par estimation des coefficients associés à toutes les variables explicatives $\{x_1, \dots, x_p\}$. Ces coefficients représentent l'effet des variables explicatives sur la variable à expliquer y . Cet effet est supposé linéaire et additif. La forme générale de la régression linéaire s'écrit de la manière suivante : $y=f(x_1, x_2, \dots, x_p)= a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_px_p$

La régression linéaire est largement utilisée grâce aux faits suivants [145]: 1) elle est relativement facile à comprendre et à interpréter; 2) elle est facile à mettre en œuvre de manière informatique; 3) elle est flexible et puissante pour analyser la nature de la relation entre les données. Dans notre étude, la régression linéaire est utilisée pour modéliser la relation entre la perception humaine et les paramètres techniques des étoffes (Chapitre 5).

Cette méthode est aussi utilisée dans la modélisation de la relation entre la gradation des patrons et les descripteurs sensoriels décrivant la perception du fit (Chapitre 6).

2.1.2 Analyse de la variance (ANOVA)

L'analyse de la variance a été proposée dans les années 1920 et se développe avec sa déclinaison en de nombreuses versions variées [146]. Fondamentalement, l'ANOVA est un test statistique permettant de vérifier si plusieurs échantillons sont issus d'une même population. Elle est appliquée lorsque nous mesurons une ou plusieurs variables explicatives catégorielles qui ont un impact sur la distribution d'une variable à expliquer. Nous parlons d'analyse à un facteur, lorsque l'analyse porte sur un modèle décrit par un facteur de variabilité et d'analyse à deux facteurs ou d'analyse multifactorielle [147].

Prenons le cas d'une ANOVA à un facteur avec les notations ci-dessous. L'ANOVA à deux facteurs ou à plusieurs facteurs suivent le même principe de calcul.

Soient X une variable explicative à p populations/niveaux x_1, x_2, \dots, x_p , Y une variable à expliquer, et n le nombre total d'observation. Pour chaque niveau i ($i \in \{1, \dots, p\}$) de X , nous observons q valeurs $y_{p1}, y_{p2}, \dots, y_{pq}$ de Y . Ainsi, l'analyse de la variance teste alors l'indépendance de X et Y selon le modèle suivant :

$$y_{ij} = a + x_i + \varepsilon_{ij}, ((i, j) \in \{1, \dots, p\} \times \{1, \dots, q\}) \quad (2-1)$$

où a est une constante, x_i la variable explicative à effet fixe ou aléatoire, et ε_{ij} l'erreur de mesure, suivant une loi normale centrée, de variance σ^2 .

L'hypothèse nulle de l'ANOVA correspond au cas où les distributions suivent la même loi normale. L'hypothèse alternative est qu'il existe au moins une distribution dont la moyenne s'écarte des autres moyennes. Soit

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_p$$

$$H_1 : \exists (i, j), \text{ tel que } \mu_i \neq \mu_j$$

où μ_i est la valeur moyenne pour le niveau i ($i \in \{1, \dots, p\}$)

Puis, nous décomposons la variation (dispersion) totale observée $SCE_{total} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (y_{ij} - \bar{y})^2$ sur la variable à expliquer Y , suivant différentes sources de variation :

- Variation inter-observations SCE_{inter} : la variation due aux écarts entre les moyennes de chaque observation et la moyenne générale et qui traduit l'effet de la variable explicative.

$$SCE_{inter} = \sum_{i=1}^p q \cdot (\bar{y}_i - \bar{y})^2 \quad (2-2)$$

- Variation intra-observations SCE_{intra} : elle cumule les écarts de chaque valeur individuelle de la variable à leur moyenne d'observation. Cette dispersion provient des fluctuations aléatoires d'observation.

$$SCE_{intra} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \quad (2-3)$$

Ainsi nous avons :

$$SCE_{total} = SCE_{inter} + SCE_{intra} \quad (2-4)$$

Par hypothèse, la variable observée y_{ij} suit une loi normale. La loi du χ^2 à k degrés de liberté (DDL) étant définie comme étant la somme de k lois normales au carré les sommes des carrés des écarts SCE suivent des lois du χ^2 , avec DDL , le nombre de degrés de liberté

$$SCE \sim \chi^2(DDL)$$

La loi de Fisher est définie comme le rapport de deux lois du χ^2 . Dans le cas de l'hypothèse nulle H_0 , le rapport entre les estimateurs SCE/DDL doit donc suivre une Loi de Fisher

$$F = \frac{SCE_{inter}/(p-1)}{SCE_{intra}/(n-p)} \sim F((p-1), (n-p))$$

Si la valeur de F est supérieure au seuil de rejet, alors nous rejetons l'hypothèse nulle H_0 : nous concluons qu'il existe une différence statistiquement significative entre les distributions. Le facteur de variabilité ne sépare pas la population étudiée en groupes identiques. Sinon, nous acceptons H_0 .

La méthode ANOVA est utilisée dans notre étude pour évaluer les performances des trois logiciels de CAO en confection 3D (Section 3.5), des différentes méthodes de plan d'expériences (Section 4.4) et des différents outils de modalisation (Section 5.3).

2.2 Plan d'expériences

Les plans d'expériences permettent d'organiser au mieux les essais expérimentaux qui accompagnent une recherche scientifique ou des études industrielles [148]. Ils sont applicables à de nombreuses disciplines et à toutes les industries.

Par l'usage d'un plan d'expériences judicieusement établi, nous pouvons obtenir le maximum de renseignements avec un nombre minimum d'expériences. Pour cela, il faut suivre des règles mathématiques et adopter une démarche rigoureuse. Il existe de nombreux plans d'expériences adaptés à tous les cas rencontrés par un expérimentateur. Les deux méthodes les plus utilisées sont le plan d'expériences orthogonal et le plan d'expériences uniforme.

2.2.1 Plan d'expériences orthogonal [149]

Un expérimentateur s'intéresse à la réponse lorsqu'il la mesure à chaque essai. La réponse dépend donc d'un ou de plusieurs facteurs. Le facteur peut être représenté par un axe gradué et orienté. La valeur donnée à un facteur, pour réaliser un essai, est appelée niveau (c.f. Figure 2-1) ou encore modalité. Lorsque nous étudions l'influence d'un facteur, en général, ses valeurs varient entre le niveau bas et le niveau haut. L'ensemble de toutes les valeurs que peut prendre le facteur entre le niveau bas et le niveau haut, s'appelle le domaine du facteur. Dans un plan d'expériences, nous avons pour habitude de noter les niveaux comme $\{1, 2, \dots, n\}$ avec par convention 1 pour signifier le niveau bas et n le niveau haut dans le plan d'expériences.

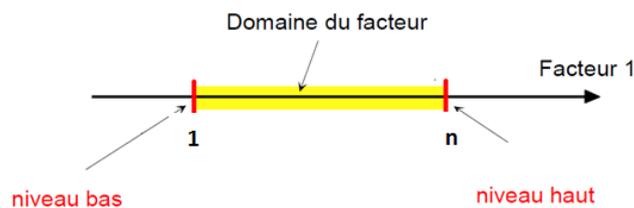


Figure 2-1. Les niveaux dans un facteur [149]

S'il y a plusieurs facteurs, ils sont représentés par plusieurs axes gradués et orientés. Nous définissons les différents niveaux et le domaine de variation pour chaque facteur. Ces axes sont disposés de manière orthogonale entre eux. Nous obtenons ainsi un repère cartésien (si 2 facteurs) ou multidimensionnel (nombre de facteurs >2) qui définit un espace euclidien. Cet espace est appelé l'espace expérimental. Les niveaux x_i du facteur i peuvent être considérés comme les coordonnées d'un point de l'espace expérimental. Une expérience donnée est alors représentée par un point dans ce système d'axes. Un plan d'expériences est représenté par un ensemble de points expérimentaux (c.f. Figure 2-2).

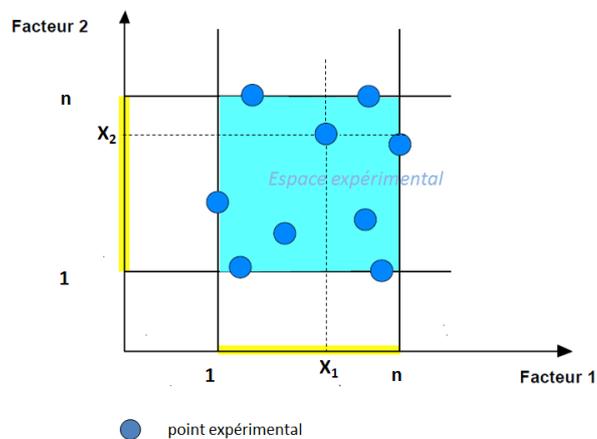


Figure 2-2. L'espace expérimental et les points expérimentaux dans le cas de deux facteurs [149]

Dans le plan d'expériences orthogonal, les combinaisons des niveaux des facteurs suivent le plan orthogonal pour que les points expérimentaux couvrent un maximum l'espace expérimental de façon uniforme et symétrique avec un nombre minimum d'expériences. Le plan orthogonal, introduit par Rao [150] et développé par Taguchi [151], est largement utilisé dans de nombreux domaines, tels que le développement de produits, l'ingénierie de la qualité de l'industrie, afin de déterminer la meilleure combinaison des facteurs.

Définition : Un plan d'expériences est souvent représenté par une matrice de $n \times s$ dimensions ($s < n$) et composé des valeurs de $\{1, \dots, r\}$. Il est noté $L_n(r^s)$, où n représente le nombre d'essais, s le nombre des facteurs et r le nombre de niveaux.

Ensuite, nous générons un ensemble spécifique de combinaisons des facteurs qui constituent un plan orthogonal pour s facteurs qui doivent être testés. De nombreux algorithmes ont été développés pour résoudre ce problème [152-155]. En pratique, les tableaux du plan orthogonal les plus utilisés sont construits et compilés dans le livre de Heydaya [152]. Tableau 2-1 donne un exemple du plan orthogonal $L_4(2^3)$ à 2 modalités par facteur.

Tableau 2-1. Tableau du plan orthogonal $L_4(2^3)$

No. Essai	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
1	1	1	1
2	1	2	2
3	2	1	2
4	2	2	1

Nous définissons un axe orthogonal dans l'espace expérimental et lui affectons une réponse. La représentation géométrique du plan d'expériences et de la réponse nécessitent un espace ayant une dimension de plus que l'espace expérimental. A chaque point du domaine d'étude correspond une réponse. A l'ensemble de tous les points du domaine d'étude correspond un ensemble de réponses qui se localisent sur une surface appelé la surface de réponse (c.f. Figure 2-3). La détermination du nombre de points expérimentaux et de l'emplacement de ces points est le problème fondamental des plans d'expériences. Nous cherchons à obtenir la meilleure précision possible sur la surface de réponse tout en minimisant le nombre d'expériences.

L'intérêt du plan d'expériences orthogonal réside dans la possibilité d'interprétation de résultats expérimentaux avec un effort minimal sur le plan expérimental : la minimisation du nombre d'expériences permet un gain en termes de temps et de coût financier.

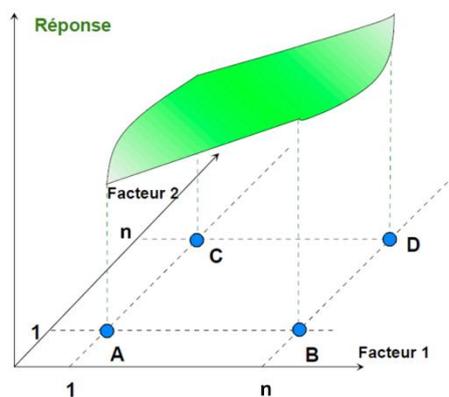


Figure 2-3. La réponse dans un plan d'expérience avec deux facteurs [149]

2.2.2 Plan d'expériences uniforme

Le plan d'expériences orthogonal est largement utilisé, avec un grand succès, à la planification de tests dans de nombreuses sociétés industrielles grâce à sa propriété d'uniformité. Cette méthode marche encore mieux si les corrélations entre les facteurs sont faibles. Cependant, en cas de présence d'une grande quantité de facteurs, et/ou d'un grand nombre de niveaux pour chaque facteur, le nombre d'essais augmente rapidement. De plus, si seulement un faible nombre de facteurs sont sensibles et l'influence des autres est négligeable, le plan d'expériences orthogonal peut entraîner la réplication de points lors de la projection sur le sous-espace engendré par les facteurs sensibles [156].

Le plan d'expériences uniforme est un autre modèle classique factoriel fractionné proposé par les professeurs Fang et Wang en 1980 [157]. Il peut être considéré comme une modification de l'échantillonnage par hyper-volume latin [158], introduit initialement par McKay [159]. La conception du plan d'expériences uniforme est décrite ci-dessous.

Supposons qu'il y ait s nombre de facteurs et n nombre d'essais à réaliser. Sans perte de généralité, le domaine expérimental est l'hyper-volume unitaire $C^s = [0, 1]^s$, sur lequel le plan se compose de n points dans C^s . Nous voulons que la répartition de ces points soit uniforme en C^s . Une mesure de l'uniformité, appelée « disparité », est adoptée pour que ces n points soient choisis de façon à minimiser la disparité entre eux.

Définition : soit $U_{n,s} = (u_{ij})$ un plan d'expériences uniforme, présentée par une matrice de $n \times s$ dimensions ($s \leq n$), où chaque colonne est une permutation de l'ensemble $\{1, 2, \dots, n\}$. La matrice $U_{n,s}$ permet de générer une autre matrice, notée $X_{n,s} = (x_{ij})$, où $x_{ij} = (u_{ij} - 0.5)/n$ ($i = 1, \dots, n$, et $j = 1, \dots, s$).

Il existe une correspondance biunivoque entre les $U_{n,s}$ et $X_{n,s}$ de sorte qu'ils puissent être utilisés de manière interchangeable. La matrice $X_{n,s}$ peut être considérée comme une

répartition de n points en C^s . Soit $\tilde{U}_{n,s}$ l'ensemble de toutes conceptions de $U_{n,s}$ et $\tilde{X}_{n,s}$ l'ensemble de tous les $X_{n,s}$ correspondants. En fait, la première colonne de $U_{n,s}$ peut toujours être prise comme $\langle 1, 2, \dots, n \rangle^T$. Ensuite, il y a $(n! - 1)$ possibilités de permutation de $\langle 1, 2, \dots, n \rangle^T$ pour la deuxième colonne et $(n! - 2)$ pour la troisième colonne, etc. Le plan uniforme est un $U_{n,s}$ ($U_{n,s} \in \tilde{U}_{n,s}$) correspondant à la plus petite valeur de la fonction de disparité $D(X)$.

Il existe plusieurs méthodes pour calculer la disparité $D(X)$. La méthode la plus utilisée est la formule suivante :

$$D(X) = 3^{-s} - \frac{2^{1-s}}{n} \sum_{k=1}^n \prod_{l=1}^s (1 - x_{kl}^2) + \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n \prod_{i=1}^s [1 - \max(x_{ki}, x_{ji})] \quad (2-5)$$

Le plan d'expériences $U_{n,s}$ peut être noté $U_n(n^s)$ où s est le nombre de facteur, n le nombre de valeurs représentatives (niveaux) pour chaque facteur et aussi le nombre d'essais à réaliser. Comme pour les tableaux du plan orthogonal, les tableaux du plan uniforme les plus utilisés sont construits et compilés par Fang dans son ouvrage [160]. Tableau 2-2 donne un exemple de ceux-ci.

Tableau 2-2. Un tableau du plan uniforme $U_7(7^3)$

No. essai	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
1	1	2	3
2	2	4	6
3	3	6	2
4	4	1	5
5	5	3	1
6	6	5	4
7	7	7	7

Par rapport au plan orthogonal, le plan uniforme permet d'avoir plus de niveaux pour chaque facteur en utilisant moins d'essais. Il est plus avantageux au cas où le nombre de facteurs ou le nombre de niveaux est très important. La Figure 2-4. compare, au travers d'un exemple, les répartitions des points générés respectivement par les plans uniforme et orthogonal pour 2 facteurs. Dans la Figure 2-4a, les nombres totaux de points pour ces deux méthodes sont identiques (25). Le nombre de niveaux pour chaque facteur du plan orthogonal est de 5 alors que celui du plan uniforme est 25. Dans la Figure 2-4b, les nombres de niveaux sont identiques (5), mais le nombre des points du plan uniforme est bien moindre par rapport au plan orthogonal. Dans ce cas, bien que le plan uniforme soit moins précis que le plan orthogonal, il nécessite beaucoup moins d'essais pour localiser la zone de la cible.

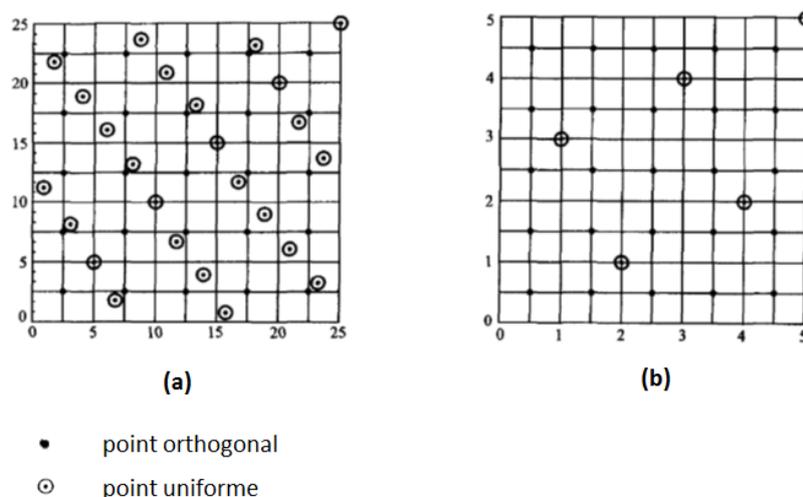


Figure 2-4. Comparaison entre les plans orthogonal et uniforme : (a) plan orthogonal $O_{25}(5^2)$ vs. plan uniforme $U_{25}(25^2)$, (b) plan orthogonal $O_{25}(5^2)$ vs. plan uniforme $U_5(5^2)$

Dans notre étude, nous cherchons à identifier, de façon approchée, les paramètres techniques d'une étoffe réelle, qui constituent également les paramètres en entrée du logiciel de CAO confection 3D, ceci afin de générer une étoffe virtuelle minimisant son écart avec le comportement de l'échantillon réel (c.f. Chapitre 4). Pour cela, nous utilisons le plan d'expériences uniforme dans une série de tests sensoriels afin de localiser rapidement la zone de la cible. Le choix du plan uniforme pour conduire les expérimentations s'explique pour les raisons suivantes : 1) les valeurs des paramètres techniques à identifier sont continues ; 2) dans une expérience sensorielle, le nombre d'essais est plus limité par rapport à une expérience instrumentale.

2.3 Intelligence artificielle

Le terme « intelligence artificielle » (abrégé par le sigle I.A.) a été défini, par McCarthy et Shannon en 1956 [161], comme « la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique ». Nous y trouvons donc le côté « artificiel » atteint par l'usage des ordinateurs ou de processus électroniques élaborés et le côté « intelligence » associé à son but d'imiter le comportement humain [162].

L'I.A. se divise en de nombreuses sous-disciplines, qui traitent chacune une partie des problèmes. Les sous-disciplines comprennent la représentation des connaissances et le raisonnement automatique, la résolution de problèmes généraux, le traitement du langage

naturel, la vision artificielle, la robotique, l'apprentissage automatique etc. De plus, les domaines d'applications de l'intelligence artificielle sont nombreux et très diversifiés. Nous pouvons trouver parmi eux : l'évaluation et la gestion de risques liés aux obtentions de crédit (credit scoring), les systèmes militaires autonomes tels que les drones (système d'aide à la décision et de commandement) ou encore les systèmes d'aide au diagnostic médical.

Quatre techniques intelligentes sont utilisées dans notre étude. Elles comprennent :

- l'automate d'apprentissage stochastique,
- la logique floue,
- le réseau de neurones artificiels,
- les arbres de décision.

L'automate d'apprentissage stochastique est appliqué dans le plan d'expériences afin de chercher les combinaisons des paramètres techniques des étoffes les plus optimales par comparaison des effets sensoriels du produit virtuel et du réel. L'approche « sensibilité de données » utilisant la logique floue est implantée dans le processus d'optimisation. Elle permet de mettre en ordre l'ensemble des paramètres techniques des étoffes. Cet ordre détermine directement la probabilité de sélection de ces paramètres dans le prochain cycle d'optimisation. Le réseau de neurones artificiels et l'arbre de décision sont appliqués à l'ensemble des données sur les paramètres techniques des produits et la perception des consommateurs, afin de modéliser la relation qui existe entre eux. Ces modèles sont considérés comme des modèles empiriques, établis par apprentissage des données acquises dans les expériences sensorielles.

2.3.1 Automate d'apprentissage stochastique

La terme « automates d'apprentissage » a été premièrement utilisé par Narendra et Thathachar [163]. Un automate est un mécanisme de contrôle conçu pour suivre automatiquement une séquence prédéterminée d'opérations ou de répondre à des instructions codées. L'apprentissage est défini comme un changement permanent dans son évolution selon des expériences passées, et un système d'apprentissage doit donc avoir la possibilité d'améliorer son comportement avec le temps vers un but final. Dans un contexte purement mathématique, l'objectif d'un système d'apprentissage est l'optimisation d'une fonctionnelle inconnue explicitement [164].

L'automate d'apprentissage stochastique tente de trouver la meilleure solution au problème sans aucune information sur l'action optimale. Dans l'état initial, les probabilités associées à toutes les actions sont égales. Une action est choisie de manière aléatoire selon la

distribution des probabilités d'actions. Une fois que la réponse de l'environnement par rapport à l'action est observée, les probabilités d'action sont mise à jour et la procédure se répète.

Mathématiquement, l'automate peut être représenté par un quintuplet $\{\Phi, \alpha, \beta, F, G\}$ [165] (c.f. Figure 2-5).

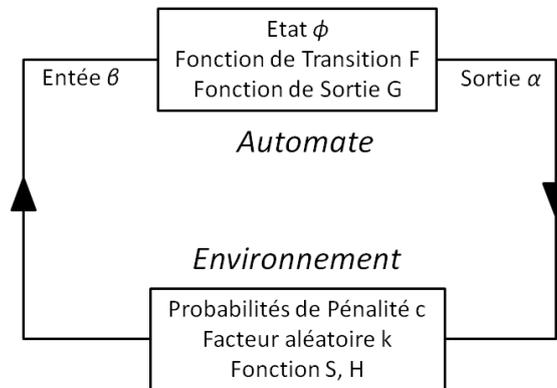


Figure 2-5. Cycle d'automate d'apprentissage stochastique [165]

Φ est un ensemble d'états internes. A tout instant n , l'état $\phi(n)$ est un élément de l'ensemble fini $\Phi = \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_s\}$.

α est un ensemble d'actions (sorties) de l'automate. L'action d'un automate à l'instant n , notée $\alpha(n)$, est un élément de l'ensemble fini $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$

β est un ensemble fini de réponses (ou entrées à partir de l'environnement) avec $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$. L'entrée $\beta(n)$ est un élément de l'ensemble β .

F est une fonction qui associe l'état et l'entrée actuelle au prochain état ($\Phi \times \beta \rightarrow \Phi$).

$$\phi(n+1) = F[\phi(n), \beta(n)] \quad (2-6)$$

G est une fonction qui associe l'état et l'entrée actuelle à la sortie actuelle.

$$\alpha(n) = G[\phi(n), \beta(n)] \quad (2-7)$$

Selon les auteurs, la sortie $\alpha(n)$ de l'automate appartient à l'ensemble α , et est appliqué à l'environnement à l'instant $t = n$. c est un ensemble de probabilités de pénalité où chaque élément c_i correspond à une sortie α_i de l'ensemble α . La détermination de c_i dépend de l'ensemble α (sorties) et de l'ensemble β (entrées), où toutes les informations des expériences antérieures sont contenues dans une base de données d'apprentissage.

$$c(n) = S[\alpha(1, 2, \dots, n), \beta(1, 2, \dots, n)], S \text{ est une fonction de transfert pour } c$$

Ensuite, un facteur aléatoire k est introduit dans le cycle pour déterminer l'entrée β selon les probabilités de pénalité et l'entrée antérieure. Cette étape est en fait un processus d'optimisation stochastique.

$$\beta(n) = H(k, c(n), \beta(n-1)), H \text{ est une fonction de transfert pour } \beta$$

Théoriquement, le cycle peut commencer par un nombre des entrées aléatoire. Mais une série des entrées pré-sélectionnées aide à réduire le nombre de cycles. Le cycle se répète jusqu'à la satisfaction du but.

L'automate d'apprentissage stochastique permet aux apprenants de rencontrer les points de données de manière successive et dynamique. Comparé avec les méthodes traditionnelles telles que le plan orthogonal et le plan uniforme où la sélection de données expérimentales est fixée au préalable, la vitesse de convergence de la méthode d'automate d'apprentissage stochastique est plus rapide, car elle réduit la recherche des points éloignés de la cible. Cela est notamment important dans une expérience sensorielle où le nombre de test est strictement limité.

Dans notre étude, l'automate d'apprentissage stochastique est utilisé comme une méthode comparative dans le Chapitre 4 afin de déterminer les paramètres techniques associés au tomber de l'étoffe et du vêtement dans un logiciel de CAO en confection 3D.

2.3.2 Réseau de neurones artificiels

Un réseau de neurones artificiels est un modèle mathématique qui tente de simuler la structure et les fonctionnalités des réseaux de neurones biologiques. Il permet de traiter, par le biais de l'informatique, des problèmes de différentes natures que les outils classiques ont du mal à résoudre [166]. L'étude de réseau de neurones artificiels peut remonter aux années 1940 [167]. Aujourd'hui, considéré comme une méthode intelligente, le réseau de neurones artificiels s'avère très puissant et efficace dans la résolution des problèmes de reconnaissance de formes, de classification automatique, d'approximation ou de prévision de fonctions complexes. Dans Chapitre 5 de ma thèse, cette méthode est utilisée pour modéliser la relation entre les paramètres techniques (optiques et mécaniques) des étoffes et les descripteurs sensoriels décrivant la perception humaine sur l'étoffe virtuelle.

Notion d'un neurone artificiel

Un neurone artificiel est la construction de base pour les réseaux de neurones artificiels. Sa conception et les fonctionnalités dérivent de l'observation d'un neurone biologique, qui est la construction de base pour les réseaux de neurones biologiques, incluant le cerveau, la moelle épinière et les ganglions périphériques [168]. Une comparaison des similitudes dans la conception et les fonctionnalités, selon les auteurs, est donnée dans la Figure 2-6.

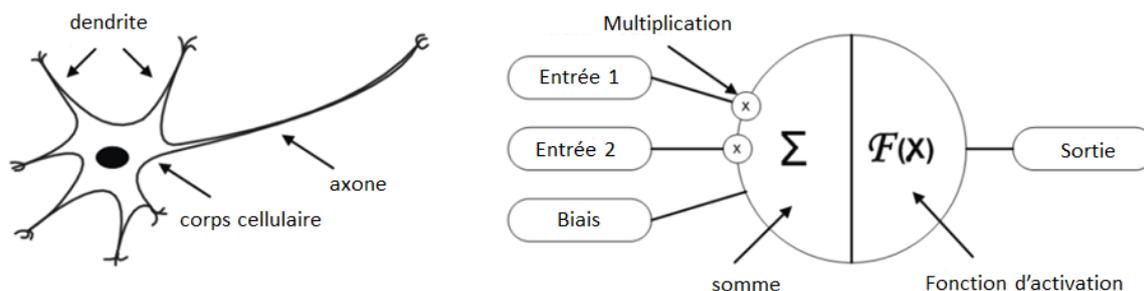


Figure 2-6. Comparaison des structures entre un neurone biologique et un neurone artificiel [168]

La Figure 2-6 représente un neurone biologique avec ses corps cellulaires, des dendrites et des axones. L'information extérieure entre dans le neurone par des dendrites, puis le corps cellulaire traite l'information et la transmet via un axone. De la même manière, un neurone artificiel se compose des entrées, des poids de pondération, d'une fonction d'activation, d'un biais et d'une sortie. L'information extérieure entre dans le corps d'un neurone artificiel par des entrées pondérées (chaque entrée peut être multipliée par un poids de pondération individuel). Le corps d'un neurone artificiel résume alors les entrées pondérées, le biais et les "traite" ensemble selon la fonction d'activation. Enfin un neurone artificiel transmet les informations traitées à la sortie. Une description mathématique pour un neurone artificiel est donnée ci-dessous [168]:

$$y = F(\sum_{i=0}^m w_i \cdot x_i + b) \quad (2-8)$$

où x_i est l'entrée, w_i les poids de pondération, b le biais, y la sortie. F est la fonction d'activation qui définit les propriétés du neurone artificiel.

Généralement, la fonction d'activation peut être une fonction mathématique quelconque, souvent définie de façon à générer une sortie comprise entre 0 et 1. Dans la plupart des cas, nous prenons une fonction d'activation parmi les fonctions suivantes: seuillage, linéaire, linéaire saturée et sigmoïde. Lorsque la fonction d'activation est de type seuillage, nous appelons ce neurone artificiel le perceptron qui servira à résoudre les problèmes de classification. Dans le cas d'une fonction linéaire, le neurone artificiel effectue la transformation linéaire simple sur la somme des entrées pondérées et le biais. Ce type de neurone artificiel est utilisé dans une modélisation linéaire. Dans la plupart des cas, la fonction sigmoïde est la fonction la plus utilisée pour résoudre des problèmes de modélisation non-linéaire. Quelques exemples de fonctions d'activation sont donnés dans la Figure 2-7.

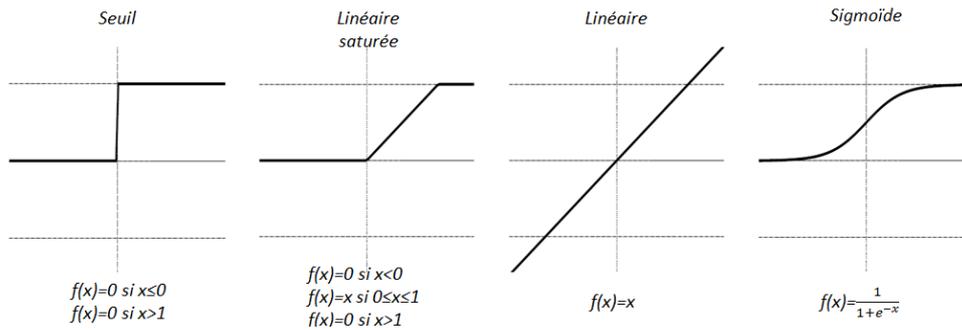


Figure 2-7. Les fonctions d'activation les plus utilisées

Construction d'un réseau de neurones artificiels

En combinant deux ou plusieurs neurones artificiels, nous obtenons un réseau de neurones artificiels, capable de résoudre des problèmes concrets complexes de modélisation et de classification. Chaque couche (i) est composée de N_i neurones, prenant leurs entrées sur les N_{i-1} neurones de la couche précédente. La première couche est appelée la couche d'entrée alors que la dernière couche est la couche de sortie. Les couches intermédiaires sont appelées les couches cachées.

La conception de la structure d'un réseau de neurones artificiels consiste à choisir le nombre de couches et le nombre de neurones et à déterminer le mode d'interconnexion entre les neurones. La structure du réseau dépend généralement du problème que l'on souhaite résoudre [166]. De plus, le nombre de données est aussi un facteur à prendre en compte pendant la construction d'un réseau. Le problème de « sur-apprentissage » est souvent provoqué par le fait que le nombre de données est insuffisant par rapport à la complexité du problème traité. Dans cette situation, la performance du réseau devient instable.

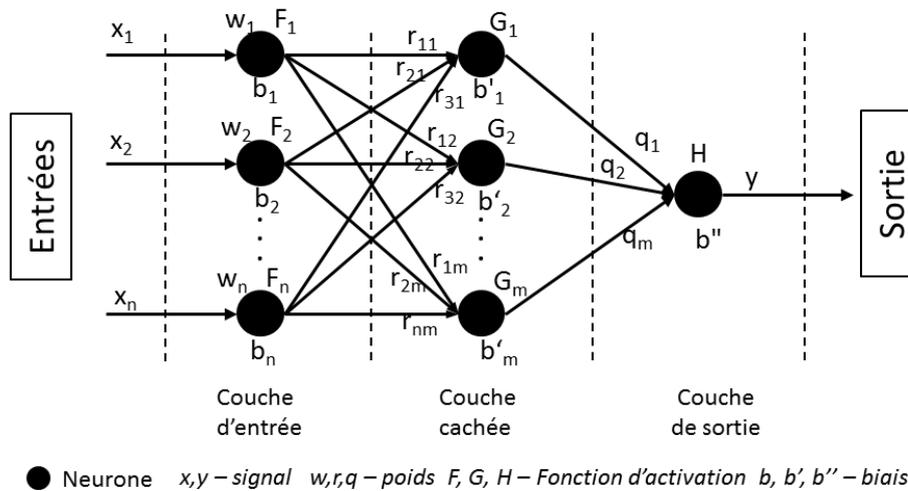


Figure 2-8. La structure de réseau multicouche « feed-forward » [168]

Dans notre étude, nous utilisons une structure de réseau à trois couches de type « feed-forward » (c.f. Figure 2-8) afin de simuler la transmission d'informations depuis l'entrée vers la sortie, sans boucle de retour. Il n'y a aucune limitation sur le nombre de couches, le type de fonction d'activation utilisée et le nombre de connexions entre les neurones artificiels individuels. Le calcul mathématique est donné ci-dessous [168].

Sur la couche d'entrée, nous avons :

$$e_i = F_i(w_i x_i + b_i), i=1, 2, \dots, n \quad (2-9)$$

Sur la couche cachée, nous avons :

$$c_j = G_j(\sum_{i=1}^n r_{ij} e_i + b'_j), j=1, 2, \dots, m \quad (2-10)$$

Sur la couche de sortie, nous avons :

$$y = H(\sum_{k=1}^m q_k c_k + b'') \quad (2-11)$$

Entraînement d'un réseau de neurones

Une fois que la structure du réseau de neurones est fixé, nous effectuons un entraînement pour optimiser la performance du modèle minimisant l'écart entre une sortie réelle et une sortie prédite du modèle. Le principe est le suivant : nous pouvons modifier les paramètres du réseau de neurones tels que les poids de pondération reliant les neurones en réaction aux stimuli extérieurs qu'on lui soumet (les valeurs d'entrée), de manière à ce qu'il réagisse différemment si un même stimulus lui est appliqué ultérieurement. Le réseau de neurones s'améliore ainsi car, à chaque erreur qu'il fait, il subit une correction qui le fait réagir différemment s'il est confronté à la même situation. Le but étant qu'une fois l'apprentissage terminé le réseau effectue la tâche pour laquelle il a été conçu sans se tromper, c'est-à-dire qu'il fournisse pour chaque stimulus d'entrée la "bonne" sortie, à savoir la sortie désirée par l'opérateur.

L'apprentissage n'est, bien sûr, pas réalisé par modification manuelle des paramètres du réseau par l'opérateur, mais par un algorithme d'entraînement. De nombreux algorithmes existent à ce jour, que l'on peut séparer en deux catégories :

- Les apprentissages supervisés : un "professeur" fournit un grand nombre de couples (entrées, sorties désirées pour ces entrées), et la correction s'effectue selon l'erreur obtenue pour chaque couple ($erreur = sortie_{obtenue} - sortie_{désirée}$). Si l'apprentissage est efficace, la norme de l'erreur diminue globalement.
- Les apprentissages non-supervisés : sans professeur définissant la sortie désirée pour une entrée donnée, donc sans signal d'erreur, le réseau apprend par lui-même

à classer des entrées similaires en trouvant des points communs aux stimuli appliqués.

La répétition de la correction en réaction à des stimuli en entrée constitue le processus d'apprentissage. Il faut parfois des milliers d'itérations de l'algorithme pour atteindre un résultat.

2.3.3 Logique floue et la sensibilité des données

Principe de la logique floue [113, 169]

Le terme d'ensemble flou apparaît pour la première fois en 1965 avec le Professeur Zadeh [122] dans son article intitulé « Ensembles flous » (Fuzzy sets). Il a réalisé depuis de nombreuses avancées théoriques majeures dans ce domaine et a été rapidement accompagné par de nombreux chercheurs développant des travaux théoriques.

Particulièrement, en 1975, le professeur Mamdani développe une stratégie pour générer des systèmes d'inférence floue [170]. Son approche permet une description linguistique du système par une base des règles floues de formes différentes, i.e. *Si...Alors... (If...Then...)*, et les conclusions des règles sont des valeurs floues. Un autre type de modèle flou, approprié pour l'approximation d'une classe générale de systèmes non linéaires est celui proposé par Takagi et Sugeno [171]. Dans ce type de modèles, la prémisse est également exprimée linguistiquement, mais le conséquent utilise des variables numériques plutôt que des variables linguistiques. Ces deux types de modèles sont considérés aujourd'hui comme des approches classiques pour générer des systèmes d'inférence floue.

La logique floue suscite en France un intérêt médiatique depuis le début des années 1990. Les nombreuses applications dans l'électroménager et l'électronique, destinées au grand public, ont été réalisées au Japon et dans les autres pays. Les machines à laver sans réglage, les caméscopes anti-tremblement et de nombreuses autres innovations ont largement diffusé le terme « logique floue » auprès du grand public.

La logique floue est considérée comme un outil de calcul avancé pour traiter des connaissances incertaines et imprécises et simuler le raisonnement humain dans la prise de décision. Les intérêts de la logique floue par rapport aux autres techniques de calcul avancé sont : 1) la logique floue permet de systématiser les éléments empiriques, qui sont incertains, imprécis et donc difficiles à maîtriser ; 2) elle permet de traiter à la fois des données numériques et linguistiques, de formaliser et d'analyser des connaissances qualitatives humaines ; 3) les règles floues sont énoncées en langage naturel, qu'il est facile de comprendre et d'interpréter ; 4) la logique floue est capable de fournir des solutions robustes,

rapides, efficaces et génériques. Ainsi, la logique floue est largement utilisée dans les applications industrielles telles que la commande floue des procédés, le contrôle qualité et les systèmes d'aide à la décision [172].

- **Notion d'ensemble flou**

Dans la théorie des ensembles, un élément appartient ou n'appartient pas à un ensemble. La notion d'ensemble est à l'origine de nombreuses théories mathématiques. La théorie des ensembles flous repose sur la notion d'appartenance partielle : chaque élément appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous qui ont été définis. Les contours de chaque ensemble flou (c.f. Figure 2-9) ne sont pas « nets », mais « flous » ou « graduels ».



Figure 2-9. Différence entre un ensemble classique et un ensemble flou [173]

- **Fonctions d'appartenance**

Un ensemble flou est défini par sa « fonction d'appartenance », qui correspond à la notion de « fonction caractéristique » en logique classique. Supposons que nous voulions définir l'ensemble des personnes de « taille moyenne ». Selon la théorie de la logique floue, l'ensemble flou des personnes de « taille moyenne » sera défini par une « fonction d'appartenance » (c.f. Figure 2-10a). A chaque taille possible correspondra un « degré d'appartenance » à l'ensemble flou des « tailles moyennes », compris entre 0 et 1. Plusieurs ensembles flous peuvent être définis sur la même variable, par exemple les ensembles « taille petite », « taille moyenne » et « taille grande », notions explicitées chacune par une fonction d'appartenance (c.f. Figure 2-10b).

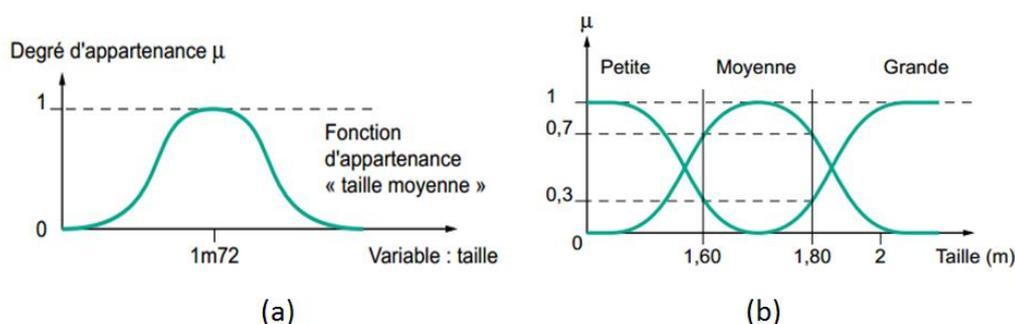


Figure 2-10. Fonctions d'appartenance : (a) simple, (b) multiple [169]

Grâce au recouvrement des sous-ensembles flous, une personne de 1,80 m appartient à l'ensemble « taille grande » avec un degré 0,3 et à l'ensemble « taille moyenne » avec un degré 0,7. Ce recouvrement des sous-ensembles est à la base de la robustesse des systèmes flous. Il autorise un changement progressif d'état et par conséquent une convergence progressive de la décision. En logique classique, le passage de moyen à grand serait brusque. Une personne de 1,80 m serait par exemple de taille moyenne alors qu'une personne de 1,81 m serait grande, ce qui choque l'intuition. Ainsi, le concept de sous-ensemble flou, permettant une appartenance nuancée, autorise la définition de termes linguistiques graduels tels qu'ils sont manipulés par l'esprit humain.

La variable (par exemple : taille) ainsi que les termes (par exemple : moyenne, grande) définis par les fonctions d'appartenance portent respectivement les noms de variable linguistique et de termes linguistiques. Ainsi, les variables et les termes linguistiques peuvent être utilisés directement dans des règles.

- **Les opérateurs flous**

Afin de pouvoir manipuler aisément les ensembles flous, nous redéfinissons les opérateurs de la théorie des ensembles classiques afin de les adapter aux fonctions d'appartenance propres à la logique floue permettant des valeurs strictement entre 0 et 1.

Contrairement aux définitions des propriétés des ensembles flous qui sont toujours les mêmes, la définition des opérateurs sur les ensembles flous est choisie, à l'instar des fonctions d'appartenance (c.f. Tableau 2-3. Deux approches des opérateurs flous donnent deux ensembles d'opérateurs pour le complément (NON), l'intersection (ET) et l'union (OU) utilisés les plus souvent.

Tableau 2-3. Deux approches des opérateurs flous

Dénomination	Intersection ET :	Réunion OU :	Complément NON :
	$\mu_{A \cap B}(x)$	$\mu_{A \cup B}(x)$	$\mu_{\bar{A}}(x)$
Opérateurs de Zadeh	$\min(\mu_A(x), \mu_B(x))$	$\max(\mu_A(x), \mu_B(x))$	$1 - \mu_A(x)$
Probabiliste	$\mu_A(x) \cdot \mu_B(x)$	$\mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \cdot \mu_B(x)$	$1 - \mu_A(x)$

Avec les définitions usuelles des opérateurs flous, nous retrouvons toujours les propriétés de commutativité distributivité et associativité des opérateurs classiques.

- **Règles floues**

La logique floue a pour objectif de formaliser et de mettre en œuvre la façon de raisonner d'un être humain. En cela, elle peut être classée dans le domaine de l'intelligence artificielle. L'outil le plus utilisé dans les applications de logique floue est la base de règles

floues. Une base de r ègles floues est compos ée de r ègles qui sont g énéralement utilis ées en parall èle, mais peuvent également être encha înés dans certaines applications [169].

Une r ègle est du type : *SI « pr édicat » ALORS « conclusion »*.

Par exemple : *Si « temp ération dev ée et pression forte » ALORS « ventilation forte et soupape grande ouverte »*.

En g énéral, la base des r ègles floues peut contenir aussi bien les r ègles linguistiques des experts que celles induites des donn ées quantitatives mesur ées par des instruments.

Une r ègle floue comporte trois é tapes fonctionnelles r ésum ées dans la Figure 2-11: fuzzification, inf érence et d éfuzzification.

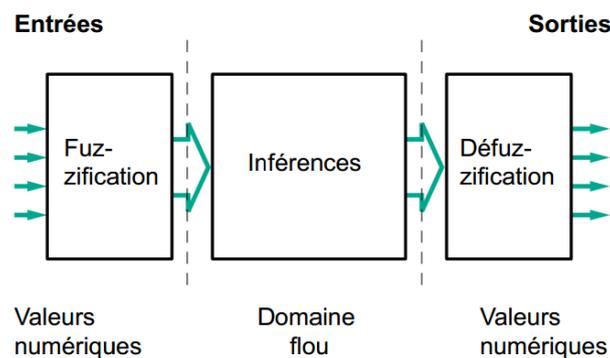


Figure 2-11. Traitement flou [169]

La proc édure de fuzzification permet de transformer les valeurs num ériques en degr é s d'appartenance aux différents ensembles flous de la partition. Le moteur d'inf érence est constitué de l'ensemble des r ègles. Le mécanisme d'inf érence le plus couramment utilis é est celui dit « de Mamdani ». Il repr ésente une simplification du mécanisme plus g énéral bas é sur « l'implication floue » et le « modus ponens g énéralis é ». Et la d éfuzzification permet de transformer le r ésultat issu de l'agrégation des r ègles en une valeur num érique.

- **Mécanisme d'inf érence (Mamdani)**

Une base de r ègles floues de Mamdani comprend donc des r ègles linguistiques faisant appel à des fonctions d'appartenance pour décrire les concepts utilis és. Le mécanisme d'inf érence comprend les é tapes suivantes :

Etape 1 : Fuzzification

La fuzzification consiste à évaluer les fonctions d'appartenance utilis ées dans les pr édicats des r ègles, comme illustr é par la Figure 2-12.

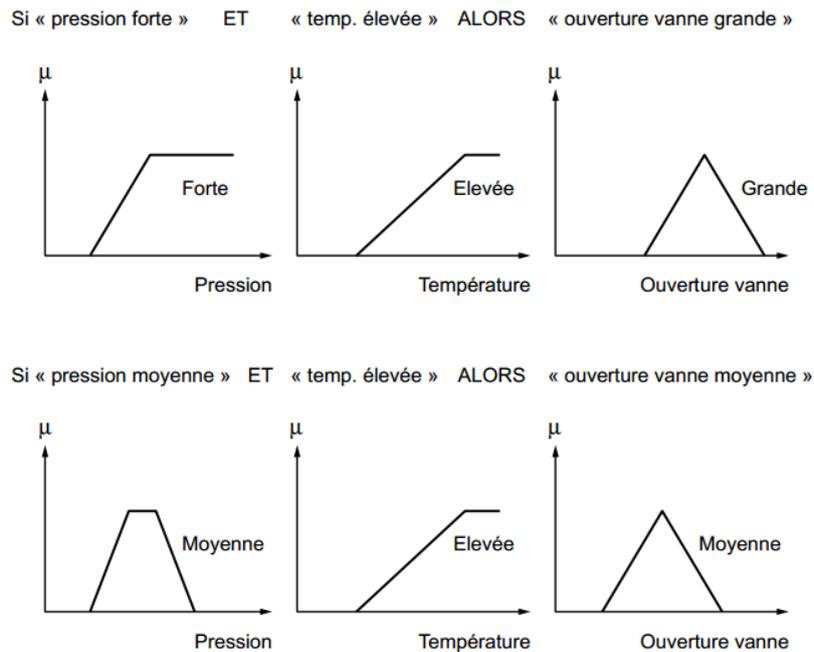


Figure 2-12. Un exemple de manipulation de règles floues dans l'approche Mamdani [169]

Étape 2 : Degré d'activation

Le degré d'activation d'une règle est l'évaluation du prédicat de chaque règle par combinaison logique des propositions du prédicat (c.f. Figure 2-13). Le «ET » est réalisé en effectuant le minimum entre les degrés de vérité des propositions.

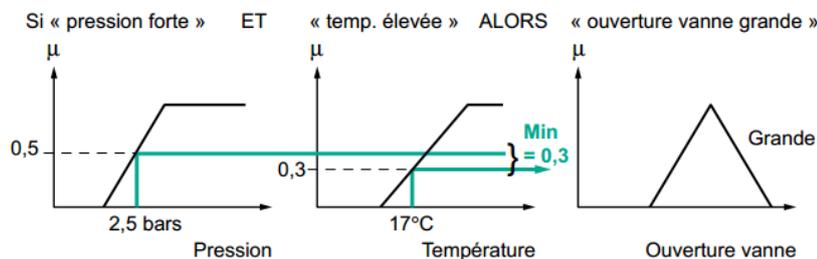


Figure 2-13. Activation [169]

Étape 3 : Implication

Le degré d'activation de la règle permet de déterminer la conclusion de la règle, c'est l'implication. Il existe plusieurs opérateurs d'implication, mais le plus utilisé est l'intersection. L'ensemble flou de conclusion est construit en réalisant le minimum entre le degré d'activation et la fonction d'appartenance, sorte d'«écrêtage» de la fonction d'appartenance de conclusion (c.f. Figure 2-14).

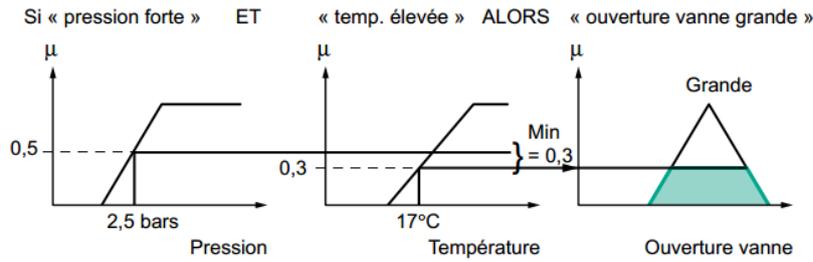


Figure 2-14. Implication [169]

Etape 4 : Agrégation

L'ensemble flou global de sortie est construit par agrégation des ensembles flous obtenus par chacune des règles concernant cette sortie. L'exemple suivant présente le cas où deux règles agissent sur une sortie. Nous considérons que les règles sont liées par un «OU » logique, et nous calculons donc le maximum entre les fonctions d'appartenance résultantes pour chaque règle (c.f. Figure 2-15).

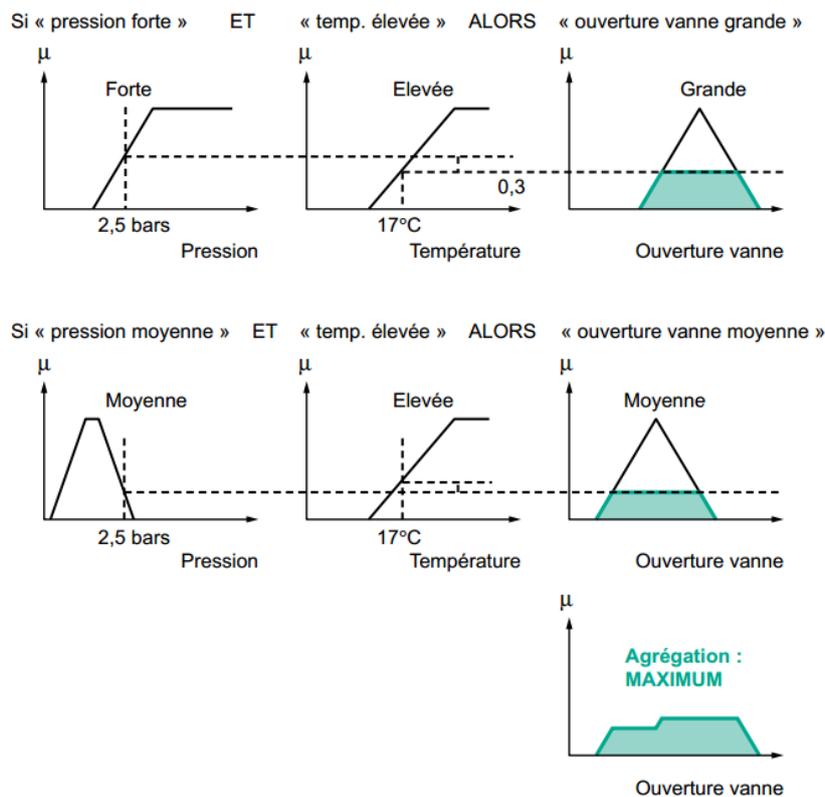


Figure 2-15. Agrégation [169]

Etape 5 : Défuzzification

A la fin de l'inférence, l'ensemble flou de sortie est déterminé, mais il n'est pas directement utilisable pour donner une information précise à l'opérateur ou commander un actionneur. Il est nécessaire de passer du « monde flou » au « monde réel », c'est la

défluzzification. Il existe plusieurs méthodes pour cela, la plus souvent rencontrée étant le calcul du « centre de gravité » de l'ensemble flou (c.f. Figure 2-16).

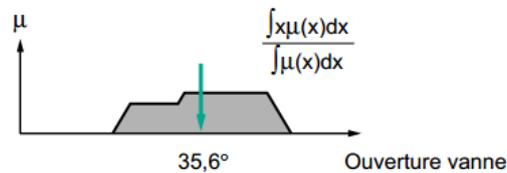


Figure 2-16. Approche de défuzzification [169]

Le critère de sensibilité des données à la base de la logique floue [174]

Dans la modélisation de processus industriel, un problème fréquemment rencontré est la sélection des variables pertinentes par rapport à un critère de qualité (sortie) à partir d'un nombre de paramètres de réglage (entrées). Deng (et al.) [174] a proposé dans ses travaux une méthode de sélection utilisant un « critère de sensibilité flou », permettant de traiter des données d'apprentissage en nombre très limité. Dans notre étude, l'approche « sensibilité de données » est utilisée dans la génération des deux plans d'expériences afin d'identifier les paramètres techniques des étoffes les plus sensibles à des variations de la perception du vêtement virtuel. Les détails correspondants sont présentés dans le Chapitre 4.

L'idée générale de l'approche de la « sensibilité des données » est décrite ci-dessous. *Nous calculons, d'abord, des distances (ou variations) deux à deux entre les données dans les espaces d'entrée et de sortie respectivement. Ensuite, nous évaluons la sensibilité des variations dans l'espace d'entrée par rapport aux variations dans l'espace de sortie. Cette valeur de sensibilité peut être considérée comme une mesure du contenu d'information incluse dans l'ensemble de toutes les variables d'entrée. La notion de sensibilité est définie selon les deux principes suivants :*

- *Si de faibles variations de données d'entrée induisent de fortes variations dans l'espace de sortie, alors ces entrées sont considérées comme sensibles à des données expérimentales.*
- *Si de fortes variations de données d'entrée induisent de faibles variations dans l'espace de sortie, alors ces entrées sont considérées comme insensibles à des données expérimentales.*

Après avoir enlevé une variable à partir de l'ensemble des variables d'entrée d'origine, la valeur de sensibilité correspondant aux entrées restantes est calculée puis elle est comparée à celles des autres variables d'entrée. L'entrée la plus sensible correspond au fait que la valeur de sensibilité des entrées restantes après son retrait est la plus faible.

Ensuite, ce principe se transforme en un ensemble de règles de logique floue afin de construire un modèle flou dans lequel la variation des données d'entrée D_x (moyenne des distances deux à deux des vecteurs d'entrée normalisés) et la variation des données de sortie D_y (moyenne des distances deux à deux des valeurs normalisées pour une sortie spécifique) sont pris comme deux variables d'entrée, et la sensibilité floue (FS) globale constitue la sortie. Evidemment, FS est une fonction de D_x et D_y , noté $FS = M(D_x, D_y)$. Ce modèle flou comprend une interface de fuzzification, une base de règles floues, un mécanisme d'inférence et une interface de défuzzification.

La procédure de fuzzification vise à répartir des données de chacune des deux variables d'entrée en trois valeurs floues: petit (P), moyenne (M) et grand (G) (c.f. Figure 2-17a). La variable de sortie est une variable floue variant de 0 à 1 et composée de cinq valeurs floues : très petit (TP), petit (P), moyen (M), grand (G) et très grand (TG) (c.f. Figure 2-17b).

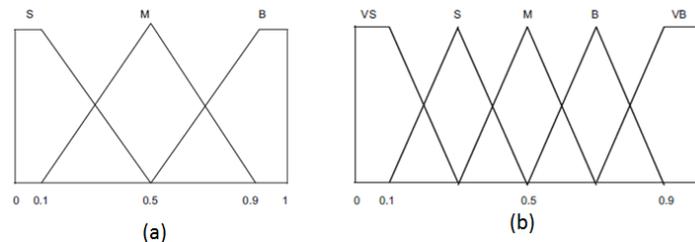


Figure 2-17. Fonctions d'appartenance pour (a) chaque variable d'entrées, (b) critère de sensibilité [174]

Un ensemble de règles floues sont définies dans le Tableau 2-4.

Tableau 2-4. Règle flou pour le critère de sensibilité [174]

FS	D_y			
		petit	moyenne	Grand
D_x	petit	petit	grand	très grand
	moyenne	petit	moyenne	Grand
	grand	très petit	petit	Moyenne

Comme la variable de sortie comprend des valeurs linguistiques, la méthode d'inférence Mamdani est utilisée pour agréger ces règles floues afin d'obtenir des valeurs de sortie défuzzifiées.

Pour une sortie spécifique y_i , chaque paire d'échantillons de données (X_i, y_{i1}) et (X_j, y_{j1}) peut être notée (i, j) . Puis la variation des données d'entrée $d(X_i, X_j)$ et la variation de sortie $d(y_{i\beta}, y_{j\beta})$ sont calculées. La sensibilité correspondant à la paire de données (i, j) par rapport à y_i , noté $FS_{\beta}(i, j)$, peut être obtenue par des calculs sur le modèle flou M suivant :

$$FS_{\beta}(i, j) = M(d(X_i, X_j), d(y_{i\beta}, y_{j\beta})) \tag{2-12}$$

$FS_{\beta}(i, j)$ peut être considéré comme une mesure du contenu d'information de l'ensemble des variables d'entrée dans la paire (i, j) associée à la sortie y_{β} .

Après avoir enlevé x_k à partir de l'ensemble des variables d'entrée, nous calculons la sensibilité correspondant à y_{β} pour les variables d'entrée restantes dans la paire de données (i, j) :

$$\Delta FS_{k,\beta}(i, j) = M(\Delta d_k(X_i, X_j), d(y_{i\beta}, y_{j\beta})) \quad (2-13)$$

où

$$\Delta d_k(X_i, X_j) = d(X_i, X_j) - d_k(X_i, X_j) \quad (2-14)$$

Et nous calculons la sensibilité globale floue $FS_{k,\beta}$ pour toutes les paires d'échantillons après avoir retranché x_k à partir de l'ensemble des variables d'entrée.

$$FS_{k,\beta} = 1 / \sum_{i=1}^m \sum_{j=i+1}^m \Delta FS_{k,\beta}(i, j) \quad (2-15)$$

Evidemment, si la valeur de $FS_{k,\beta}$ (correspondant à x_k) est plus grande par rapport à chacune des autres variables d'entrée x_p ($p \neq k$), alors la variable x_k est considéré comme la plus sensible car les variables restantes sont moins sensibles par rapport aux données expérimentales. Au contraire, si la valeur de $FS_{k,\beta}$ est plus petite par rapport à chacune des autres variables d'entrée x_p , alors la variable x_k est considéré comme la moins sensible, car les variables restantes sont plus sensibles par rapport aux données expérimentales.

Enfin, le critère $FS_{k,\beta}$ est normalisé dans l'intervalle $[0, 1]$. De cette manière, plus la valeur de $FS_{k,\beta}$ s'approche de 1, plus la variable x_k est sensible par rapport à la sortie y_{β} . À l'inverse, plus la valeur de $FS_{k,\beta}$ s'approche de 0, moins la variable x_k est sensible par rapport à la sortie y_{β} .

2.3.4 Arbre de décision et arbre de décision flou

L'arbre de décision est largement utilisé comme une approche de classification avec la représentation de connaissances acquises. Il est apprécié pour sa clarté, sa simplicité et sa grande précision. Il s'agit de trouver un partitionnement des individus que l'on représente sous forme d'un arbre de décision. L'objectif est de produire des groupes d'individus les plus homogènes possibles du point de vue de la variable à prédire. Il est d'usage de représenter la distribution empirique de l'attribut à prédire sur chaque sommet (nœud) de l'arbre. Les idées principales de l'arbre de décision sont les suivantes :

- Dans un arbre de décision, chaque nœud correspond à un attribut et chaque arc à une valeur possible de cet attribut. Une feuille de l'arbre spécifie la valeur attendue pour la classe pour toutes les valeurs des attributs rencontrés le long du chemin de la racine à cette feuille.

- Dans un arbre de décision, à chaque nœud doit être associé l'attribut qui apporte le plus d'information par rapport aux autres attributs non encore utilisés dans le chemin depuis la racine.

Morgan et Sonquist ont utilisés arbres de régression dans un processus de prédiction et d'explication [175]. Il s'en est suivi toute une famille de méthodes, étendues jusqu'aux problèmes de discrimination et classement, qui s'appuyaient sur le même paradigme de la représentation par arbres [176, 177]. Nous considérons généralement que cette approche a connu son apogée avec la méthode CART (Classification and Regression Tree) [178], la méthode ID3 (Interactive Dichotomizer 3) [179] et la méthode C4.5 [180]. Ces algorithmes permettent de créer des arbres de décision à partir de données symboliques, d'une manière simple et efficace. Les données numériques discrètes, lorsqu'elles sont appliquées, doivent être découpées en nombre limité d'intervalles disjoints. Cependant l'arbre de décision classique n'est pas pratique pour traiter le problème du cas où la variable à prédire est une valeur numérique continue.

Ce problème est pallié par l'application de la logique floue. L'algorithme ID3 flou [181], créé par Janików en 1998, complète la simplicité et la clarté des arbres de décision ID3 avec l'introduction des ensembles flous, permettant de définir des valeurs linguistiques à partir de données numériques et d'utiliser des intervalles flous pour les attributs concernés.

Dans notre étude, afin de modéliser et d'analyser des données de la perception humaine et les paramètres des étoffes, la méthode ID3 flou est utilisé pour générer des bases de règles pour la construction des modèles. Les principes de l'algorithme de l'arbre de décision ID3 et de sa version floue sont discutés dans les sections suivantes.

Principe d'arbre de décision ID3 [173, 182]

Les notations et les hypothèses concernées sont données ci-dessous. 1) L'ensemble des données d'entraînement S contient des attributs A^k ($k = 1, \dots, /A/$) qui caractérisent des objets à classer. 2) a_l^k est la catégorie de l'attribut A^k , ($a_l^k \in A^k$ où $l \in \{1, \dots, |A^k|\}$). 3) C est l'ensemble de classes pour les données d'entraînement et chaque échantillon appartient à une classe c_j , ($c_j \in C$), 4) S^N l'ensemble des échantillons sur le nœud N . Dans ce contexte, la probabilité (fréquence relative) à classe c_j sur le nœud N est défini par

$$P_j = \frac{|S_j^N|}{|S^N|} \quad (2-16)$$

où S_j^N est l'ensemble des échantillons appartenant à classe c_j sur le nœud N ; $S_j^N \subset S^N \subset S$

«L'entropie » $E(S^N)$ est utilisée pour mesurer la quantité d'information apportée par un nœud/attribut. Son but est de déterminer quel attribut doit correspondre au nœud N . L'entropie pour le nœud N est définie par

$$E(S^N) = - \sum_{j=1}^{|C|} [P_j \cdot \log_2 P_j] \quad (2-17)$$

De cette manière, dans un nœud N , si l'attribut A^k est choisi, son entropie est notée $E(A^k, S^N)$ et correspond aux informations transmises du nœud parent au nœud enfant par le calcul suivant :

$$E(A^k, S^N) = \sum_{l=1}^{|A^k|} \left(\frac{|S^N(l,k)|}{|S^N|} \cdot E(S^N(l,k)) \right) \quad (2-18)$$

où $|A^k|$ est le nombre de valeurs différentes pour l'attribut A^k , $E(S^N(l,k))$ l'entropie pour une certaine catégorie a_l^k dans l'attribut A^k , $\frac{|S^N(l,k)|}{|S^N|}$ est la probabilité de la catégorie a_l^k pour l'attribut A^k .

La notion «gain d'information » est utilisée pour classer les attributs et pour construire l'arbre de décision, noté $G(A^k, S^N)$. Elle est calculée par

$$G(A^k, S^N) = E(S^N) - E(A^k, S^N) \quad (2-19)$$

Nous prenons, pour chaque nœud, l'attribut le plus pertinent correspondant au plus grand gain parmi tous les attributs non encore utilisés depuis la racine vers le nœud actuel. De cette manière, l'arbre de décision se développe par intégration progressive des attributs pertinents depuis la racine jusqu'aux feuilles ou à la satisfaction d'un critère d'arrêt prédéfini.

Arbre de décision flou [182]

La généralisation de l'algorithme ID3 utilisant la logique floue se développe depuis les années 1970 [181, 183, 184]. Par rapport à l'arbre de décision ID3, l'arbre de décision flou ID3 possède des avantages selon 2 aspects :

- Dans l'arbre ID3, les attributs sont seulement des valeurs symboliques ou numériques discrètes alors que l'arbre ID3 flou est capable de traiter, en même temps, des valeurs linguistiques (par exemple, petit, chaud, faible) et numériques continues qui sont représentées par des ensembles flous.
- L'algorithme ID3 permet de s'arrêter qu'à une feuille. Cependant, l'algorithme ID3 flou permet associer une entrée à plusieurs feuilles avec différents degrés d'appartenance. Par conséquent, l'algorithme ID3 flou offre un comportement plus robuste lors du traitement de données bruitées ou incomplètes.

La Figure 2-18 donne une structure d'arbre de décision générée par ID3 flou, dans laquelle il y a deux attributs d'entrées A_1, A_2 , et la classe (sortie) B avec les catégories $\{B_1, B_2,$

B_3 }. L'attribut A_1 se retrouve au premier nœud et se divise en trois catégories $\{A_1(1), A_1(2), A_1(3)\}$. Sur la branche A_1 et A_2 , la condition d'arrêt prédéfinie n'est pas satisfaite, nous continuons à diviser le nœud par l'attribut A_2 avec deux catégories $\{A_2(1), A_2(2)\}$. Si la condition d'arrêt est satisfaite (cas $A_1(3)$ dans la Figure 2-18), ce nœud devient une feuille. Chaque feuille est présentée avec les degrés d'appartenance pour chaque classe correspondant à une classification floue. Ces valeurs sont calculées selon les probabilités des données d'entraînement et les opérations de la logique floue.

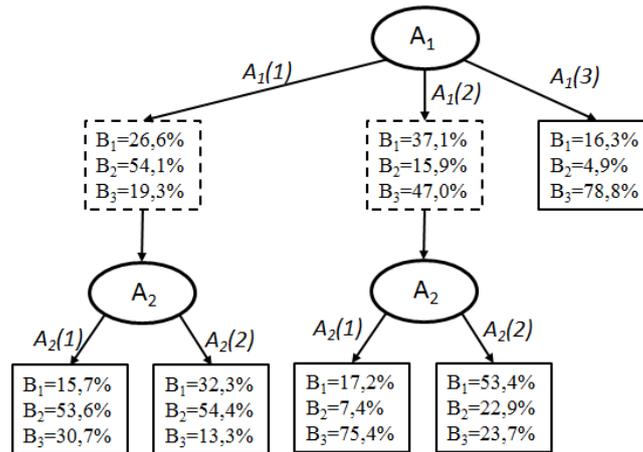


Figure 2-18. Une structure d'un arbre de décision flou

Mathématiquement, la différence entre les algorithmes ID3 et ID3 flou se trouve dans le calcul de la quantité d'échantillons de chaque nœud. Pour ID3 flou, la probabilité associée à la classe c_j au nœud N est calculé par [182]

$$P^N = \sum_{j=1}^{|C|} P_j^N \quad (2-20)$$

où C est l'ensemble des valeurs linguistiques ou discrètes (après discrétisation si nécessaire) dans la classe. Supposons que x_i est un vecteur des valeurs des attributs et y_i une classe, le nombre d'échantillons P_j^N pour la classe c_j , ($c_j \in C$) au nœud N est déterminé par

$$P_j^N = \sum_{i=1}^{|S^N|} f(\mu_s(x_i), \mu_j(y_i)) \quad (2-21)$$

où f est la fonction utilisée pour la relation floue (on utilise l'opération « Max-Min ») [182], μ_s est la fonction d'appartenance du produit cartésien des ensembles flous apparaissant dans le chemin depuis la racine au nœud N , et μ_j est la fonction d'appartenance de la classe c_j ($j = 1, \dots, |C|$).

Les équations pour déterminer l'entropie dans l'algorithme ID3 flou sont remplacés par

$$E(S^N) = - \sum_{j=1}^{|C|} \left[\frac{P_j^N}{P^N} \cdot \log_2 \frac{P_j^N}{P^N} \right] \quad (2-22)$$

$$E(A_k, S_N) = \frac{\sum_{l=1}^{|A^k|} P^N(l,k) \cdot E(S^N(l,k))}{\sum_{l=1}^{|A^k|} P^N(l,k)} \quad (2-23)$$

où $P^N(l, k)$ est le nombre total d'échantillons au nœud N contenant la catégorie a_l^k dans l'attribut A^k .

Le critère d'arrêt est identique par rapport à l'algorithme ID3 classique.

2.4 Bilan

Dans ce chapitre, les notions de base et les principes sur les outils de calcul utilisés dans cette thèse sont présentés. Leurs avantages et leurs spécificités par rapport aux applications ont été bien précisés. Ces outils comprennent les statistiques, les plans d'expériences et l'intelligence artificielle. Ils seront utilisés tout seul ou ensemble dans les chapitres suivants selon la complexité du problème à résoudre.

Dans le Chapitre 3, l'ANOVA est d'abord employée pour les données sensorielles concernant les écarts perceptifs entre les vêtements réels et virtuels et ce, afin de comparer les performances des différents logiciels de CAO en confection 3D.

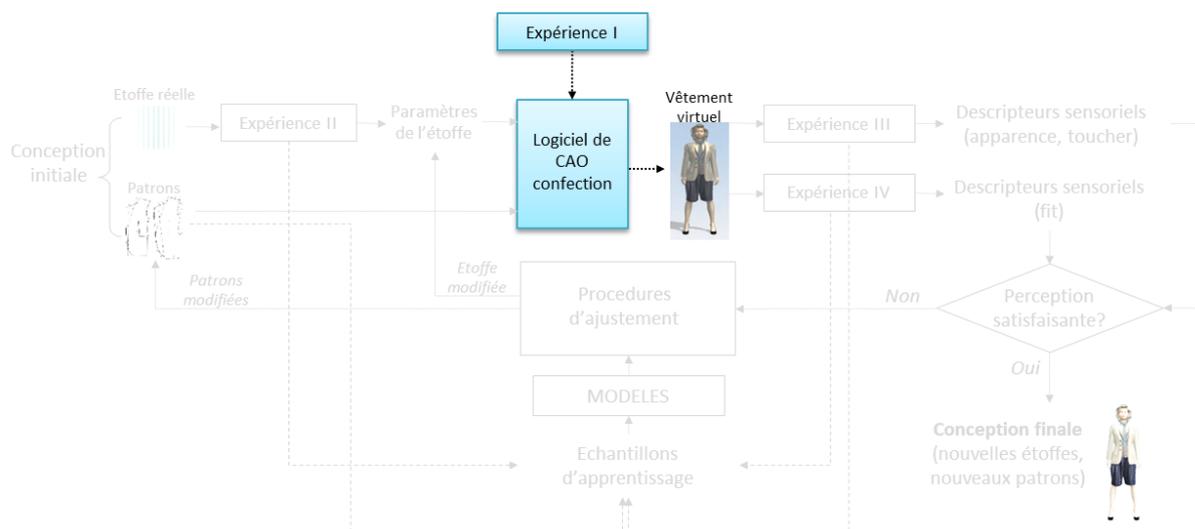
Ensuite, lors de l'identification des paramètres techniques des étoffes dans le Chapitre 4, les plans d'expériences sensorielles seront mis en place à l'aide des différents outils mathématiques tels que le plan orthogonal, le plan uniforme, l'automate d'apprentissage stochastique et la logique floue. L'ANOVA s'appliquera aux résultats des différents plans d'expériences proposés afin de trouver la méthode la plus adaptée à notre problématique.

Afin d'étudier la relation entre les paramètres techniques des étoffes et les descripteurs sensoriels décrivant la perception humaine sur les vêtements (Chapitre 5), nous utilisons trois outils de modélisation : la régression linéaire, le réseau de neurones artificiels et l'arbre de décision flou. Les performances des modèles établis sont également évaluées par ANOVA.

Enfin dans le Chapitre 6, la régression linéaire est encore une fois utilisée pour modéliser la relation entre la gradation du vêtement et la perception du fit.

CHAPITRE 3 CREATION D'UN VETEMENT VIRTUEL PAR LES LOGICIELS DE CAO EN CONFECTION 3D

Dans ce chapitre, nous décrivons, d'abord, le processus de création d'un vêtement virtuel par un logiciel de CAO en confection 3D, ainsi que les techniques utilisées. Les méthodes sur l'acquisition des données techniques des matières sont présentées dans la deuxième partie de ce chapitre. En s'appuyant sur le processus et les méthodes précédentes, nous créons des vêtements virtuels selon deux scénarii différents. Le premier a pour but d'évaluer les performances des trois logiciels de CAO en confection 3D afin de sélectionner le meilleur en termes de rendu. Pour cela, une expérience sensorielle est conduite afin de comparer, au niveau perceptif, la représentation des vêtements virtuels avec leurs correspondants physiques. Dans le deuxième scénario, une série de prototypes virtuels sont réalisés afin de valider la faisabilité de la création d'années 3D dans un contexte industriel.



3.1 Processus de création d'un vêtement virtuel 3D

Un logiciel de CAO en confection 3D permet de construire un vêtement virtuel 3D à partir des patrons 2D. Le moteur de simulation dans le logiciel, utilisant un modèle géométrique, mécanique ou hybride, est capable de simuler le tomber du vêtement sur un mannequin virtuel en fonction des caractéristiques des matières. Cette procédure peut soit servir à une plateforme de co-création pour le développement de nouveaux produits, soit être utilisé dans une boutique physique ou en ligne pour un essayage virtuel.

La création du vêtement virtuel 3D peut être considérée comme un processus de production du vêtement de manière « virtuelle ». Comme pour un processus de production physique, les patrons et les matières sont les deux éléments essentiels pour construire un vêtement virtuel. Par ailleurs, le mannequin qui aide à la création des modèles est un élément aussi nécessaire. Les méthodes de numérisation de chaque élément pris séparément ont été présentées dans le Chapitre 1.

Bien que les différents logiciels de CAO 3D soient développés de façon très variée, leurs processus généraux de création de vêtements sont similaires. Chaque processus doit se composer des opérations suivantes (c.f. Figure 3-1) : l'intégration du mannequin et des patrons, le positionnement des patrons, l'assemblage du vêtement, le montage du vêtement, l'intégration des propriétés des matières et finalement la simulation du tomber du vêtement.

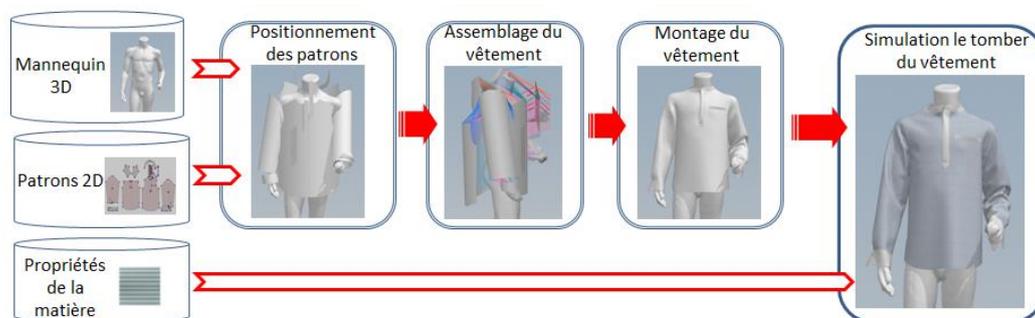


Figure 3-1. Processus de création du vêtement virtuel 3D

- L'intégration du mannequin et des patrons

Le mannequin numérique, obtenu par un body scanner 3D, est d'abord intégré dans le logiciel de CAO en confection 3D. La pose « T » du mannequin est utilisée comme une pose recommandée pour faciliter le montage du vêtement. Il est possible également de créer un mannequin en nous appuyant sur un mannequin adaptatif paramétrique dans le logiciel avec la saisie d'un ensemble des mesures anthropométriques telles que la stature (hauteur), le tour de poitrine et le tour de taille. De plus, certains logiciels de CAO en confection 3D permettent d'intégrer les animations du mannequin pour simuler le comportement dynamique d'un vêtement virtuel.

Les patrons peuvent être créés directement sur un logiciel de CAO en confection 3D. Mais le moyen le plus utilisé est l'importation de patrons numériques existants.

- Le positionnement des patrons

Nous définissons, dans un premier temps, l'orientation et le degré de flexion pour chaque patron. Ensuite, les patrons sont positionnés sur les différentes parties du corps humain. Cette opération est importante car elle influence fortement les étapes en aval, à

savoir : 1) un bon positionnement des patrons aide au montage du vêtement sur le corps humain dans le bon sens ; 2) un positionnement raisonnable peut diminuer le temps de calcul pendant la simulation ; 3) avec un bon positionnement, nous pouvons vérifier aisément si les patrons sont assemblés correctement par le biais des coutures.

- L'assemblage du vêtement

Les pièces du patron se lient entre elles par les coutures. Une autre fonction des coutures est de réaliser différents types de plis. Les moyens de réalisation des plis et des fronces peuvent varier selon le logiciel utilisé. Mais en général, il existe deux types de plis : les plis réguliers et les plis libres (c.f. Figure 3-2).

Les plis libres sont générés par l'assemblage d'un bord court de patron avec un bord long sans définir de règles de couture et de pliage particulières. Dans ce cas, les plis sont générés automatiquement par le logiciel de CAO en confection 3D et se distribuent, de façon naturelle et uniforme, sur la partie du bord long du patron. En revanche, pour les plis réguliers tels que les plis plats, les plis creux et les plis plats parallèles, il est nécessaire de définir, sur le bord long, l'orientation de la fronce (vers l'extérieur ou l'intérieur), la longueur de pli et la technique d'assemblage avec le bord court. Compte-tenu du fait que la généralisation des plis est un processus de mise en ordre des multicouches et de gestion des collisions, il est recommandé de limiter le nombre de plis et de simplifier la structure de plis trop complexes pour que le vêtement ainsi créé puisse rester stable pendant la simulation.



Figure 3-2. Plis réguliers et plis libres

- Le montage du vêtement

Le montage du vêtement est un processus d'assemblage des patrons vers le vêtement 3D sur le mannequin selon les règles de couture. Pendant l'essayage du vêtement physique, les porteurs tirent souvent certaines parties du vêtement pour avoir une meilleure adaptation et plus de confort sur le corps humain. Cette action s'effectue également lors du montage d'un vêtement 3D sur le mannequin.

Si le vêtement inclut des couches multiples comme des poches et des boutons, il est nécessaire de définir, dans le logiciel, l'ordre de superposition des couches afin de réduire les collisions entre elles. Par ailleurs, le paramétrage de la taille du maillage du vêtement permet de trouver un compromis entre la qualité et la vitesse de la simulation. De plus, si l'utilisateur veut essayer une autre taille du vêtement, le logiciel de CAO en confection 3D peut fournir une interface, permettant de la modifier aisément sans avoir à répéter toutes les opérations précédentes.

- La simulation du tomber du vêtement

Dans cette étape, les paramètres techniques des matières pré-identifiées, incluant les paramètres mécaniques et optiques, sont intégrés dans le logiciel de CAO en confection 3D, et pris en compte pendant la simulation de vêtement. Le moteur de simulation permet de générer le tomber du vêtement sur le mannequin par une série de calculs automatiques, tenant compte des interactions entre le corps et les matières et les contacts matières/matières. Le tomber du vêtement est strictement lié aux paramètres mécaniques du textile renseignés. De plus, certains logiciels offrent la possibilité de simuler le comportement du vêtement sur un mannequin animé afin d'obtenir le rendu dynamique du vêtement.

En s'appuyant sur les résultats de calcul en traction, en flexion et en déformation des matières, le logiciel de CAO en confection 3D permet de visualiser les contraintes mécaniques du vêtement virtuel par un «*heatmap*». Dans l'exemple de la Figure 3-3, les zones rouges représentent les contraintes de compression qui sont relativement importantes par rapport aux autres zones. Par conséquent, le porteur se sentira plus comprimé au niveau des épaules. Au contraire, les zones vertes signifient qu'il existe un espace entre le corps et le vêtement.



Figure 3-3. Visualisation de la compression du vêtement virtuel

Il est possible d'effectuer la visualisation du vêtement par tension ou compression des matières. C'est un outil très utile pour analyser l'aisance et le confort du vêtement virtuel en statique et en dynamique pour le porteur.

3.2 Acquisition des données techniques pour la réalisation d'un vêtement virtuel

3.2.1 Patrons et gradations

Dans le processus de développement d'un nouveau vêtement, la conception de patrons est réalisée manuellement par un modéliste selon un morphotype standard de ses clients cibles tout en prenant en considération le style du vêtement. Les patrons créés pour le morphotype standard sont appelés des patrons de base. Ils sont ensuite numérisés dans un système de CAO en confection 2D à l'aide d'une table de digitalisation (c.f. Figure 3-4). Ensuite, le modéliste travaille sur les patrons de base numérisés afin de créer les gradations correspondantes aux différents morphotypes des porteurs (différents taillants). Ces patrons numérisés, une fois gradés, servent à la production de vêtements physiques.

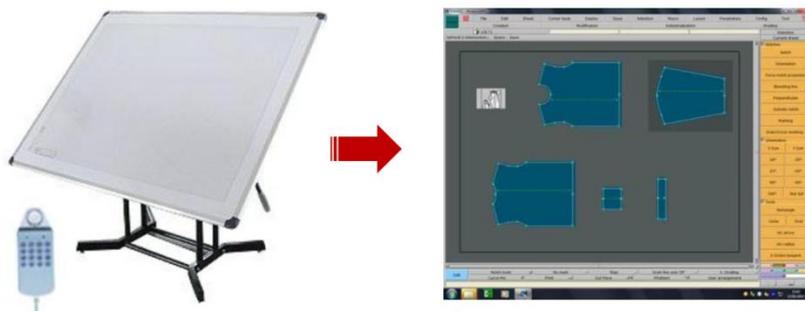


Figure 3-4. Table de digitalisation et interface de numérisation dans le logiciel de CAO en confection 2D

A la suite de la numérisation des patrons, il est nécessaire de les simplifier sans modifier leurs formes générales. Le but de cette étape est de diminuer la complexité des calculs pendant la simulation du vêtement, de simplifier les phénomènes de collision et d'augmenter finalement la stabilité du vêtement virtuel. Par exemple, la construction de poches ou de parementures nécessite des couches multiples et superposées de matières liées au vêtement dans son ensemble par plusieurs coutures. Néanmoins, certaines couches internes, telles que les doublures, restent invisibles et ainsi peuvent être supprimées car elles influencent très peu l'apparence extérieure du vêtement virtuel. De plus, dans un vêtement réel, les bords des étoffes sont surfilés avec un pli retourné vers l'intérieur. Ce surfilage peut être omis pour le prototype virtuel. Par ailleurs, il est souvent dédicat d'intégrer directement dans le prototype virtuel des éléments (points durs) tels que les fermetures éclair, les boucles

ou encore les nœuds, car ces structures sont fines, adoptent un comportement mécanique différent de celui des étoffes et ajoutent une forte complexité. Néanmoins présents et importants pour le prototype virtuel, ils nécessitent un traitement à part et a posteriori. La solution la plus communément retenue est le plaquage par d'une image de l'élément considéré sur l'étoffe afin d'obtenir un effet visuel de « *fausse 3D* », mais entraînant beaucoup moins de calcul informatique.

Les méthodes d'optimisation des patrons peuvent être très variées et le plus souvent dépendantes de l'expertise de l'opérateur. Ce qui guide néanmoins l'opérateur est toujours de tenter de diminuer au maximum le nombre de couches afin de simplifier des problèmes de collision, et d'avoir un vêtement virtuel stable (solution numérique stable de la propagation des contraintes).

3.2.2 Paramètres mécaniques des matières

Pour le créateur, la sélection de la matière est une étape importante de la création car une matière avec un toucher convenable peut exprimer plus fidèlement le thème de sa création et par conséquent mieux s'adapter à la circonstance retenue pour l'habillement (tenue de fête, tenue de soirée, tenue décontractée ou encore professionnelle, ...). Par exemple, une robe de soirée met le plus souvent en œuvre des matières tombantes et lourdes pour conférer de la prestance au vêtement. Le toucher de la matière influence directement le confort et le bien-être d'un vêtement.

Le toucher d'une matière, exprimé techniquement dans le cahier des charges par un ensemble de propriétés mécaniques, détermine directement la déformation de la matière, la génération des plis, ainsi que le tomber et le drapé du vêtement. Ces propriétés mécaniques, comprenant en grande majorité la traction, le cisaillement, la friction et la flexion, peuvent être déterminées sur des appareils comme les chaînes de mesures KES ou FAST, puis intégrées dans le logiciel de CAO en confection 3D afin de simuler le tomber du vêtement virtuel. Dans notre étude, les étoffes à mesurer sont des échantillons de taille 20 x 20 cm (dimension standard pour les mesures KES). Les mesures instrumentales sont réalisées sur les appareils KES après avoir soumis les échantillons dans un environnement de 20 °C \pm 2 % 65% RH \pm 5% pendant 24h (conditions standards d'un laboratoire de métrologie textile).

Pour certains logiciels de CAO en confection 3D, les propriétés mécaniques s'ajustent au travers de valeurs relatives variant dans un intervalle précis, mais sans correspondance avec les valeurs directement mesurables et exprimées dans leur unité ad hoc. Une autre difficulté à laquelle nous devons faire face est que, le plus souvent, les logiciels de confection

proposent des versions propriétaires sans qu'il soit possible de connaître les liens entre les mesures qui peuvent être conduites sur des instruments et la façon de les renseigner dans l'intervalle de valeurs proposées par leurs concepteurs. Dans cette situation, les mesures instrumentales ne sont pas intégrables directement au format proposé par le logiciel et c'est la raison pour laquelle nous nous proposons donc de les identifier au travers d'une expérience sensorielle planifiée. Cette solution est la seule qui puisse être envisagée pour tenter de diminuer la distance des perceptions humaines entre le rendu virtuel et le comportement réel des matériaux par ajustement des paramètres des logiciels 3D. Les détails de cette approche seront présentés plus minutieusement dans le Chapitre 4.

3.2.3 Paramètres optiques des matières

Dans une boutique, la couleur et la texture d'un vêtement donnent sa première impression aux consommateurs. C'est la raison pour laquelle la sélection et l'assortiment de la couleur et de la texture sont également pris comme des facteurs importants lors de la création. De plus, les textures révèlent souvent des informations sur la production telles que le tricotage ou le tissage, alors que la brillance et l'opacité donnent des informations sur la nature de la matière. Par exemple, une matière brillante peut donner l'impression de la soie. Dans ce contexte, une représentation virtuelle fidèle du vêtement nécessite une identification assez précise des propriétés optiques de la matière.

Selon l'état de l'art présenté dans le Chapitre 1, il existe plusieurs méthodes pour identifier les paramètres optiques. Dans notre étude, les étoffes de taille 20 x 20 cm sont numérisées par un scanner calibré après le repassage. Les images numériques contiennent des informations de la couleur et de la texture des étoffes. Ensuite, un prétraitement d'image s'effectue pour assurer la qualité de l'image acquise. De plus, nous calibrons également l'écran de travail, comme toute la chaîne numérique, pour que la couleur de l'image soit fidèle à l'étoffe réelle.

En ce qui concerne la brillance de la matière, les mesures instrumentales ne peuvent pas être intégrées dans un logiciel de CAO en confection 3D car : 1) la brillance d'une étoffe est non seulement liée à la nature de la matière, mais aussi fortement influencée par l'intensité de la lumière de l'environnement. La source de la lumière, générée par les LED dans un brillancemètre, est très différente par rapport à la lumière naturelle ; 2) comme pour les paramètres de déformations mécaniques, les logiciels de CAO en confection 3D introduisent des valeurs relatives de 0-99 pour la brillance. Dans ce contexte, nous réalisons une

expérience sensorielle afin d'estimer la valeur relative pour chaque cas spécifique. Le processus de l'expérience sensorielle est décrit dans le Chapitre 4.

En ce qui concerne l'opacité d'une étoffe, elle ne peut pas être identifiée par la méthode précédente, car alors le rendu du vêtement serait très appauvri (c.f. Figure 3-5) lorsque la valeur relative d'opacité est inférieure à 99. Pour ce faire, nous fixons la valeur d'opacité à 99 (non transparent) pour toutes les étoffes.



Figure 3-5. Exemple du piètre rendu pour un paramètre d'opacité fixé en deçà de 99

3.3 Evaluation des performances des différents logiciels utilisés (expérience sensorielle I)

Actuellement, il existe plusieurs logiciels de CAO en confection 3D permettant de construire un vêtement virtuel 3D à partir des patrons 2D. Ces logiciels utilisent différents modèles (géométrique, mécanique ou hybride) lors de la simulation. Comme les différentes technologies à la base des moteurs graphiques sont utilisées pour optimiser le rendu du vêtement virtuel, les comportements et les rendus générés par les différents logiciels sont plus ou moins différents entre eux, même si les paramètres techniques de l'étoffe saisis sont façon strictement identiques. Chaque éditeur de logiciel adopte, sans aucune transparence, ses propres interprétations tout autant que le choix des valeurs renseignées pour la représentation virtuelle.

Dans une cabine d'essayage virtuel, la fidélité de la représentation virtuelle par rapport au vêtement réel est le facteur clé pour l'utilisateur. De plus, pour les entreprises d'habillement, les fonctions des logiciels de CAO en confection, telles que la création du patron et la gradation, sont aussi des éléments essentiels à évaluer. Dans ce contexte, il est nécessaire de retenir le meilleur logiciel pour notre étude offrant, pour une palette de vêtements variés, les rendus les plus réalistes. Pour ce faire, nous évaluons 3 logiciels commercialisés parmi les plus connus, incluant «*Modaris 3D Fit v6* » de Lectra (France),

«*Optitex 10* » de Optitex Ltd. (Israël) et «*Clo3D 2011* » de CLO Virtual Fashion Inc. (Corée du sud). Une comparaison qualitative entre ces 3 logiciels est rapportée dans le Tableau 3-1.

Tableau 3-1. Comparaison des fonctions opérationnelles entre 3 logiciels de CAO en confection 3D

#	Paramètre	Descripteur	Modaris	Optitex	Clo3D	
1.1	Mannequin	Mannequin paramétrique	X	X	X	
1.2		Intégration de corps humain 3D scanné	X	X	X	
1.3		Mesure de morphologie	X	X		
1.4		Intégration d'animation		X	X	
2.2	Patron	Conception de patron	Conception de patron 2D	X	X	X
2.3			Digitalisation de patron	X	X	
2.4			Gradation	X	X	
2.5			Intégration de fichier patron 2D	X	X	X
2.6		Modification de patron	En 2D, synchronisation en 3D	X	X	X
2.7			En 3D, synchronisation en 2D	X	X	
3.1	Caractéristique de matière	Etoffe	Paramètres mécaniques	X	X	X
3.2			Paramètres optiques	X	X	X
3.3		Couture	Affichage de coutures 3D		X	X
3.4			Orientation de plis	X	X	X
3.5		Effet spécifique	Textile gonflable			X
3.6		Plaquage motif		X	X	X
4.1	Montage du vêtement	Multicouche	X	X	X	
4.2		Analyse du fit/de l'aisance	X	X	X	
4.3		Simulation dynamique		X	X	
5.1	Extension péripérique	Production	Système de découpe	X	X	
5.2			Système d'imbrication automatique	X	X	
5.3		Animation	Exportation d'animation		X	X
5.4			Défilé virtuel de mode			X

Les rendus virtuels, générés par ces 3 logiciels, sont évalués au travers d'une expérience sensorielle descriptive. Concrètement, avec l'utilisation de ces 3 logiciels, nous créons 3 vêtements de différents styles sur 3 mannequins de morphotypes différents. Ces vêtements virtuels sont comparés avec les vêtements réels portés sur des mannequins physiques reprenant les 3 morphotypes distincts. Un panel sensoriel non-entraîné composé de 11 consommateurs, est invité à évaluer les degrés de similarité entre les vêtements virtuels et réels selon les critères préalablement définis.

3.3.1 Création d'un vêtement virtuel 3D pour les effets statique et dynamique

Les vêtements générés comprennent une chemise de nuit (V_A), une chemise à manches longues avec un caleçon long (V_B) et une chasuble (V_C). Leurs patrons numériques sont

fournis par des partenaires industriels. Le Tableau 3-2 montre les spécifications des 3 vêtements utilisés dans l'expérience sensorielle. Ces vêtements ont été choisis pour couvrir une gamme variée en termes de spécifications techniques et en interaction avec des mannequins aux données anthropométriques variables. Ceci permet aux panélistes de pouvoir mieux juger les aptitudes des moteurs de rendu à gérer les interactions entre les couches des étoffes, les collisions de ces dernières avec le corps humain, les déformations mécaniques ou encore l'apparence des matériaux.

Tableau 3-2. Les spécifications des vêtements

	Vêtement A (V _A)	Vêtement B (V _B)	Vêtement C (V _C)
Description du vêtement	Chemise de nuit	Chemise + Caleçon	Chasuble
Masse surfacique (g/m ²)	240,6	220,3	330,2
Épaisseur (mm)	1,1	0,9	1,6
Taille sélectionnée	S	M	43

3 mannequins féminins (M₁, M₂ et M₃) aux morphotypes différents sont invités à participer à l'expérience. Un body scanner 3D à laser est utilisé pour acquérir les mensurations des porteuses en pose «T». Ensuite, un processus de prétraitement sur ces données est conduit dans un logiciel de rétro-ingénierie 3D pour éliminer des bruits et reboucher les trous apparaissant à des endroits inaccessibles par le laser. Les fichiers traités sont ensuite importés dans les logiciels de CAO en confection 3D afin de créer les vêtements virtuels. Le Tableau 3-3 récapitule les mesures anthropométriques des mannequins.

Tableau 3-3. Quelques mesures morphologiques des mannequins

	Mannequin 1 (M ₁)	Mannequin 2 (M ₂)	Mannequin 3 (M ₃)
Hauteur (mm)	170,5	159	166,7
Tour de poitrine (mm)	79,4	85,4	78,9
Tour de taille (mm)	62,3	68,8	62,1
Tour de bassin (mm)	89,8	93,6	87,3

Afin de comparer les comportements des vêtements virtuels par rapport aux produits réels, les mannequins physiques habillés prennent, pendant l'essayage réel, la même pose par rapport à l'essayage virtuel. Une caméra numérique de haute résolution est utilisée pour capturer les images des vêtements en 8 angles de vue (0°, ±45°, ±90°, ±135°, 180°, c.f. Figure 3-6a). Ensuite, les mannequins habillés réalisent une série des mouvements prédéfinis (c.f. Figure 3-6b). Les comportements dynamiques des vêtements sont capturés par la caméra numérique.



Figure 3-6. Préparation d'un vêtement en statique et dynamique : a) T pose avec 8 angles de vue, b) schéma de cheminement « d'éfilé »

Pour préparer les vêtements virtuels, les patrons numériques sont d'abord simplifiés sur un logiciel de CAO en confection 2D puis importés dans les 3 logiciels CAO en confection 3D. Les propriétés mécaniques et optiques (c.f. ANNEXE I) acquises par les mesures instrumentales ou les expériences sensorielles sont intégrées dans chaque logiciel afin de générer les vêtements virtuels statiques. De plus, une animation enchaînant les mêmes mouvements que pour l'essayage physique (c.f. Figure 3-6b) est intégrée afin de générer les vêtements virtuels en mode dynamique. Tous les comportements statiques et dynamiques sont enregistrés avec les mêmes angles de vue que ceux décrits précédemment.

En particulier, le logiciel Modaris 3D Fit ne peut pas réaliser des simulations du vêtement dynamique. Ainsi, dans notre expérience, la comparaison des performances des logiciels en scénario statique s'effectue sur tous les trois logiciels, alors que celle pour un scénario dynamique ne se réalise que sur Optitex et Clo3D.

3.3.2 Evaluation des rendus des vêtements générés par les 3 différents logiciels de CAO

Dans notre expérience sensorielle, le questionnaire sur l'évaluation des performances des 3 logiciels de CAO en confection se compose des deux parties : les variations du rendu virtuel suscitées par le changement du vêtement et par le changement du mannequin.

Pour la première partie, les 3 vêtements sont habillés sur le même mannequin. Les rendus virtuels statiques (scenario 1) et dynamiques (scenario 2) sont comparés avec les vêtements réels. L'enjeu est de vérifier si le logiciel est capable de rendre les effets caractéristiques visibles pour les différentes matières et les différents styles de vêtements. Les critères de l'évaluation, définis selon FAN[185], sont résumés ci-dessous.

- La forme générale du vêtement,
- Le nombre et la distribution des plis,

- L'oscillation et le rebondissement du vêtement pendant le mouvement du mannequin,
- La nature générale de la matière au niveau du toucher,
- Le rendu de la couleur et la texture.

Pour la deuxième partie, l'évaluation s'effectue sur le même vêtement mais avec 3 différents mannequins (scenario 3 et scenario 4). Elle a pour but de vérifier si les logiciels de CAO en confection 3D sont capables de montrer les différents effets du fit du vêtement. Dans ce contexte, les questions posées aux évaluateurs sont plutôt orientées vers le fit sur chaque partie du corps humain. Les combinaisons des logiciels, des vêtements et des mannequins pour chaque scenario sont indiqués dans le Tableau 3-4.

Tableau 3-4. Les combinaisons des logiciels, des vêtements et des mannequins pour chaque scénario

Partie 1			
	Vêtement A	Vêtement B	Vêtement C
Scénario 1 : Mannequin 1 (statique)	M,O,C*	M,O,C	M,O,C
Scénario 2 : Mannequin 1 (dynamique)	O,C	O,C	O,C
Partie 2			
	Mannequin 1	Mannequin 2	Mannequin 3
Scénario 3 : Vêtement A (statique)	M,O,C	M,O,C	M,O,C
Scénario 4 : Vêtement B (statique)	M,O,C	M,O,C	M,O,C

*M-modaris, O-optitex, C-clo3d

La méthodologie consiste à comparer, de manière perceptive, les photos ou les vidéos entre les vêtements virtuels et réels pour chaque logiciel selon les différents critères. Une échelle de 5 niveaux de degrés de similarité est utilisée pour chaque question : 0 – identique, 1 – proche, 2 – moyennement proche, 3 – différent, 4 – très différent. L'Annexe II donne la conception du questionnaire en détail.

Un panel de 11 personnes ayant des connaissances textiles est invité à participer aux évaluations sensorielles. Chaque participant effectue les évaluations devant un écran de taille et résolution identiques. Les réponses de chaque évaluateur sont finalement collectées et enregistrées pour être traitées dans la section suivante.

3.3.3 Analyse des résultats

Nous nous intéressons à savoir si les performances (la qualité du rendu) des 3 logiciels, traduits par les critères d'évaluation, sont différentes. Pour cela, les influences des facteurs (logiciel, vêtement et mannequin) sur les rendus de vêtement sont analysés par la méthode statistique ANOVA.

Pour chaque scénario, nous calculons, d'abord, le degré de similarité global du vêtement virtuel par combinaison des résultats de tous les critères correspondant à chaque logiciel et à chaque style de vêtement utilisé (scénarii 1 & 2) ou à chaque logiciel et à chaque mannequin (scénarii 3 & 4). Ces degrés de similarité peuvent être considérés comme un indice de la qualité sur le rendu du vêtement virtuel. Plus cet indice est faible, plus la représentation virtuelle s'approche du vêtement réel. De cette manière, pour la première partie du questionnaire, il y a deux facteurs principaux influant les variations des données : les logiciels en 3 niveaux (Modaris, Optitex et Clo3D), et les vêtements en 3 niveaux (V_A , V_B et V_C). Pour la deuxième partie, les deux facteurs sont les logiciels en 3 niveaux (Modaris, Optitex et Clo3D) et les mannequins en 3 niveaux (M_1 , M_2 et M_3).

Les résultats de l'ANOVA à deux facteurs sur le scénario 1 sont indiqués dans le Tableau 3-5a. Le seuil de signification correspondant est 5%.

Tableau 3-5a. Résultats de l'ANOVA pour le scénario 1

Scénario 1						
<i>facteur 1 : logiciel</i>						
	Modaris (M)	Optitex (O)	Clo3D (C)	Significatif		
Moyenne	1,16	1,96	1,21	M-O	M-C	O-C
Ecartype	0,76	0,6	0,6	oui	non	oui
<i>facteur 2 : vêtement</i>						
	V_A	V_B	V_C	Significatif		
Moyenne	1,39	1,43	1,51	V_A-V_B	V_A-V_C	V_B-V_C
Ecartype	0,65	0,63	0,71	non	non	non

Ces résultats montrent que les degrés de similarité globaux des vêtements sont entre 1 - proche et 2-moyennement pour Modaris et Clo3D respectivement, et près de 2-moyennement pour Optitex. De plus, nous constatons que le vêtement n'est pas un facteur qui influence la qualité du rendu virtuel, car le résultat de l'ANOVA n'est pas significatif. En revanche, le choix du logiciel de CAO peut avoir un impact sur le degré de similarité : « pas significative » pour Modaris et Clo3D alors qu'il est significatif pour Modaris - Optitex et Clo3D - Optitex.

De la même manière, les résultats de l'ANOVA sur les scénarii 2, 3 et 4 sont indiqués dans le Tableau 3-5b.

Tableau 3-5b. Résultats de l'ANOVA pour les scénarii 2, 3 et 4

Scenario 2						
<i>facteur 1 : logiciel</i>						
	M	O	C	Significatif		
Moyenne	-	1,96	1,21	M-O	M-C	O-C
Ecart type	-	0,63	0,6	-	-	oui
<i>facteur 2 : vêtement</i>						
	V _A	V _B	V _C	Significatif		
Moyenne	1,54	1,62	1,59	V _A -V _B	V _A -V _C	V _B -V _C
Ecart type	0,59	0,64	0,62	non	non	non
Scenario 3						
<i>facteur 1 : logiciel</i>						
	M	O	C	Significatif		
Moyenne	0,9	1,77	1,22	M-O	M-C	O-C
Ecart type	0,62	0,81	0,7	oui	oui	oui
<i>facteur 2 : mannequin</i>						
	M ₁	M ₂	M ₃	Significatif		
Moyenne	1,34	1,32	1,23	M ₁ - M ₂	M ₁ - M ₃	M ₂ - M ₃
Ecart type	0,67	0,69	0,75	non	non	non
Scenario 4						
<i>facteur 1 : logiciel</i>						
	M	O	C	Significatif		
Moyenne	1,24	1,67	1,17	M-O	M-C	O-C
Ecart type	0,65	0,8	0,67	oui	non	oui
<i>facteur 2 : mannequin</i>						
	M ₁	M ₂	M ₃	Significatif		
Moyenne	1,41	1,36	1,31	M ₁ - M ₂	M ₁ - M ₃	M ₂ - M ₃
Ecart type	0,64	0,66	0,57	non	non	non

D'après les résultats de tous les scénarii, nous pouvons conclure que :

- 1) Dans la majorité des cas, les degrés de similarité pour ces 3 logiciels varient entre 1-proche et 2 – moyennement.
- 2) Le facteur logiciel est un facteur important qui influence sur la qualité du rendu du vêtement virtuel. En général, pour les représentations statiques, Modaris et Clo3D possèdent des performances identiques (près de 1 - proche) alors qu'Optitex est relativement faible par rapport aux autres deux logiciels (près de 2 - moyennement). Au niveau de la représentation dynamique, Clo3D (1,21) est meilleur par rapport à Optitex (1,96).
- 3) Ni le vêtement, ni le mannequin ne sont des facteurs influant sur la qualité du rendu virtuel.

Considérons que Clo3D montre la meilleure performance pour les rendus à la fois statique et dynamique, nous le retiendrons finalement pour notre étude.

3.4 Comparaison des prototypes de vêtements réels et virtuels dans un contexte industriel

Dans la chaîne de développement d'une nouvelle collection, le prototypage du vêtement est nécessaire, permettant aux créateurs et aux modéistes de vérifier, de modifier et de valider leurs travaux. Aujourd'hui, le processus du prototypage classique peut durer plusieurs mois pour diverses raisons. Tout d'abord, les matières désirées par le créateur sont souvent d'achat dans l'entreprise. Il est obligé de prendre du temps de rechercher les matières préférées pour s'en servir comme d'une référence conforme à ses attentes. Ensuite, la modification d'un prototype, proposée par le créateur, entraîne une procédure de prototypage répétée, composée de plusieurs étapes, telles que le découpage des matières, les coutures des patrons et l'assemblage du vêtement. De plus, la distance géographique entre le créateur et l'(les) entreprise(s) qui réalisera (ont) les prototypes est généralement éloignée en raison de la forte délocalisation des acteurs de l'industrie textile. Ainsi le délai de livraison des prototypes, les ajustements nécessaires pour converger vers le produit industriel qui sera retenu par l'équipe de création pour être finalement produit à grande échelle entraînent des délais très importants.

La réalisation du prototype virtuel dans un logiciel CAO en confection 3D propose une opportunité aux créateurs et aux modéistes de remplacer les tâches qui incombent au prototypage physique par un prototypage virtuel. Ce processus de «co-création» à l'aide des outils informatiques, s'il est fidèle, permet de d'interagir sur un même support informatique et apporter des modifications de création (patrons, matières et gradation) en temps réel. Particulièrement, pendant la création, le prototype virtuel peut être mis à tout moment dans un environnement virtuel adapté au thème prédéfini pour une collection. Ceci est très attractif pour le créateur et serait très difficile à mettre en œuvre pour un prototypage physique.

Afin de valider la faisabilité du prototypage virtuel et de le comparer avec le prototypage physique, notre partenaire industriel a préparé deux copies identiques du cahier des charges tels qu'il est actuellement réalisé pour la phase de prototypage: l'un pour un prototypage physique dans une entreprise éloignée, l'autre pour une création à 100% virtuelle. Le cahier des charges pour une collection de 6 vêtements inclut les matières premières, les patrons sur papiers correspondant à chaque vêtement ainsi que les échantillons d'étoffes au format A4. Il s'avère que les étoffes fournies par le partenaire industriel ne sont pas être toutes complètes. Par exemple, la matière désirée peut être une combinaison de l'étoffe A pour la couleur et de l'étoffe B pour le motif, ou une combinaison de l'étoffe C pour le toucher et de l'étoffe D pour l'effet visuel. C'est délicat mais c'est ainsi que fonctionne le processus de

création. C'est pourtant une contrainte qui peut tout à fait être prise en compte dans le processus de co-création que nous proposons simplement en combinant les différentes caractéristiques des matières fournies selon le souhait de la création.

Le prototypage virtuel pour les 6 vêtements est réalisé pendant environ 3 semaines par 2 personnes. La 1^{ère} semaine est consacrée à la numérisation des patrons de tous les vêtements à l'aide d'une table digitale et d'un logiciel de CAO en confection 2D. Pour la 2^{ème} semaine, les matières textiles fournies sont numérisées et reproduites de manière informatique pour qu'elles correspondent à l'exigence du créateur avec la combinaison ad hoc des échantillons d'étoffes fournis. De plus, durant ce même temps, les propriétés mécaniques et optiques sont acquises pour toutes les étoffes. Ensuite, les travaux de l'assemblage et du montage du vêtement sur un mannequin pré-scanné sont effectués dans le courant de la 3^{ème} semaine. Les paramètres techniques des étoffes identifiés sont finalement intégrés dans le logiciel de CAO en confection 3D afin d'en simuler le tomber.

En parallèle, les prototypes physiques ont été réalisés dans une usine. Ce travail a pris plus de 5 semaines en comptant le délai de livraison et la durée de fabrication. Deux exemples de ces prototypes correspondant aux deux modes de production sont montrés et comparés à la Figure 3-7. Il est rassurant de constater que les prototypes virtuels sont proches des produits physiques retournés par l'usine.



Figure 3-7. Comparaison entre les prototypes réels (gauche) et virtuels (droite)

Dans la pratique, l'avantage le plus important du prototypage virtuel est la réduction du nombre de prototypages réels car une fois les représentations 3D numériques obtenues, il devient relativement simple d'apporter des modifications techniques directement sur les prototypes et avec presque une instantanéité du résultat pour une réactivité maximale. A partir

d'une tissuthèque virtuelle enregistré dans la base de données de l'entreprise et constitué au fil du temps, le créateur peut changer facilement la matière du prototype en resimuler le tomber. Le modéliste peut tout modifier des patrons, aux couleurs et aux matières en passant par la gradation pour une analyse fine du fit du vêtement virtuel sur le mannequin et une réponse quasi-optimale à ses attentes.

Enfin, le prototype virtuel finalisé peut encore servir non seulement à un produit référentiel utilisé pendant la production physique, notamment pour apporter une dimension complémentaire parfois difficilement traduisible dans un cahier des charges techniques ou encore pour apprécier la qualité du vêtement attendu en usant d'un langage universel (image) qui s'affranchit des barrières de la langue qui se font jour très souvent lors des échanges avec les fabricants. En outre, ce processus de création peut aussi servir aux services marketing (démonstration d'une nouvelle collection en ligne) ou pour la vente (défilé de mode virtuel) sur une multitude de supports (publicité écran et papier, internet, ...).

3.5 Bilan

Dans ce chapitre, nous avons d'abord introduit les éléments essentiels pour créer un vêtement virtuel dans un logiciel de CAO en confection 3D. Puis une procédure standard de prototypage virtuel est présentée et exploitée.

Ensuite, afin d'acquérir les données nécessaires telles que les patrons et les propriétés techniques des étoffes, nous avons présenté plusieurs méthodes en détail. Ces méthodes sont efficaces et pratiques. Ainsi elles sont appliquées à tous nos processus de création virtuelle du vêtement durant mes travaux.

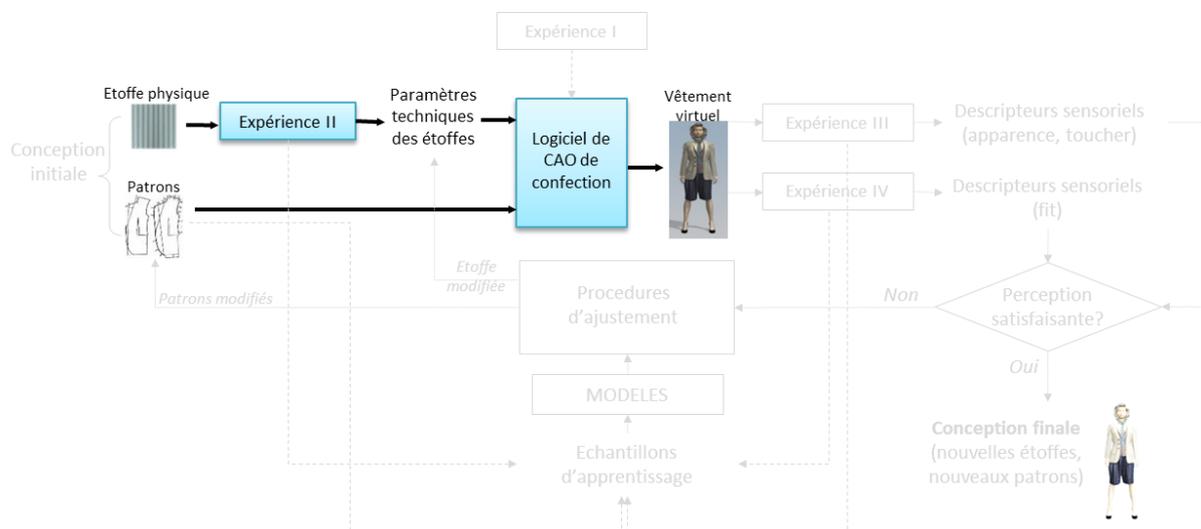
Ayant évalué qualitativement les trois logiciels de CAO en confection 3D par rapport à leurs fonctions opérationnelles, nous avons mis en œuvre d'une expérience sensorielle descriptive afin de comparer quantitativement leurs performances. Pour cela, 3 vêtements virtuels ont été créés dans chaque logiciel pour trois mannequins de morphotypes différents. Leurs rendus virtuels statiques et dynamiques sont comparés, sous forme d'images et de vidéos, avec les vêtements réels, habillés sur les mannequins physiques. Un panel de 11 personnes est invité à évaluer les degrés de similarité perceptive selon les critères préalablement. A la fin de cette expérience, la méthode statistique ANOVA est appliquée aux données acquises. Les résultats montrent que le choix du logiciel est un facteur significatif, qui influence la qualité du rendu du vêtement virtuel alors que les vêtements et les mannequins ont très peu d'impacts sur la qualité du rendu. De cette manière, le meilleur logiciel est finalement sélectionné pour notre plateforme de co-création, et se servira à notre

étude présentée dans les Chapitre 4, 5 et 6. Cependant, si nous avons arrêté un choix pour le moteur de rendu virtuel, il pourra être réévalué à l'avenir en fonction des améliorations apportées par les éditeurs.

A la fin de ce chapitre, une autre expérience qualitative a été mise en œuvre pour tester la faisabilité des prototypes virtuels dans un contexte industriel. Pendant 3 semaines, nous avons créé 6 vêtements virtuels sur le logiciel de CAO en confection sélectionné à partir des matières premières fournies par les partenaires industriels. Parallèlement, une copie des matières premières a été envoyée à l'usine d'localisé pour fabriquer les prototypes physiques. Les prototypes virtuels et physiques sont finalement collectés et comparés. Par rapport aux prototypes physiques, le processus de prototypage virtuel est plus efficace et économique en termes de coût et de temps.

CHAPITRE 4 ACQUISITION DES PARAMETRES TECHNIQUES DES ETOFFES PAR DES TESTS SENSORIELS

Ce chapitre a pour objectif d'identifier les paramètres techniques (mécaniques et optiques) des étoffes, constituant les entrées au logiciel de CAO en confection 3D retenu (c.f. chapitre 3 - §3.2.2). Compte-tenu du fait que les mesures instrumentales des paramètres mécaniques des étoffes sont parfois indisponibles, le plus souvent pour des vêtements mis en ligne ou simplement commandés directement auprès de fournisseurs sans passer par l'étape de création, nous nous proposons d'utiliser un test sensoriel, associé à un plan d'expériences optimisé, afin d'identifier ces paramètres et ainsi ajuster un rendu sensoriel proche du comportement réel du vêtement. Un test sensoriel est souvent plus rapide, plus simple et moins coûteux par rapport à un test instrumental. Il offre en outre une réponse plus proche du consommateur et surtout permet d'embrasser tous les paramètres dans leur ensemble. Il n'existe pas à ce jour de chaînes de mesures instrumentales capables de reprendre tous les paramètres et leur combinaison forcément complexe et hautement non-linéaire qui sauraient égaler l'interprétation des images statiques ou dynamiques par le cerveau humain. Dans notre étude, deux plans d'expériences classiques, comprenant la méthode orthogonale et la méthode uniforme, sont d'abord employés. Ensuite, deux méthodes d'apprentissage actif en ligne sont proposées pour obtenir un plan d'expériences optimisé. Ces quatre méthodes ont été appliquées à un ensemble d'étoffes représentatives afin de sélectionner le plan d'expériences le mieux adapté. A la fin du chapitre, un autre test sensoriel sera conduit afin d'identifier les paramètres optiques les plus appropriés des étoffes.



4.1 Paramètres techniques des étoffes

Dans la réalisation d'un vêtement virtuel sur un logiciel de CAO en confection 3D, la caractérisation des matières est une étape incontournable. Pourtant, les systèmes de mesures utilisés actuellement, tels que les chaînes de mesures KES et FAST, ne sont pas toujours disponibles pour les raisons suivantes : 1) Les dispositifs KES ou FAST sont très coûteux en termes d'achat, d'amortissement et de maintenance. 2) La manipulation des dispositifs nécessite le recrutement des techniciens spécialisés pour qu'ils puissent travailler dans un laboratoire soumis à des conditions contrôlées (température, humidité etc.). Ceci engendre évidemment un coût supplémentaire pour les entreprises concernées. 3) Pour un logiciel de CAO en confection 3D utilisant un modèle géométrique ou hybride, les mesures instrumentales, notamment sur les paramètres mécaniques, ne peuvent pas être directement utilisées car le logiciel exige souvent des valeurs relatives des paramètres par rapport à une collection d'échantillons référentiels. 4) Il n'existe pas à ce jour de chaînes de mesures instrumentales capables de reprendre tous les paramètres et leur combinaison forcément complexe et hautement non-linéaire qui sauraient égaler l'interprétation des images statiques ou dynamiques par le cerveau humain.

Dans le logiciel de CAO en confection 3D sélectionné les paramètres techniques des étoffes sont considérés comme des entrées du système de simulation. Le logiciel réclame 9 paramètres mécaniques à saisir pour chaque étoffe. Les différentes combinaisons des valeurs de ces paramètres génèrent des différents comportements statiques et dynamiques de l'étoffe virtuelle lors de la simulation du vêtement sans qu'il soit possible de connaître les liaisons et l'exploitation de ces valeurs car le logiciel est propriétaire et ne laisse donc aucun accès.

Soit $\mathbf{P} = \{P_i | i = 1, \dots, 9\}$ l'ensemble des paramètres mécaniques des étoffes.

P_1 - La tension dans le sens de chaîne : la contrainte que l'étoffe subit quand elle est soumise, à ses extrémités, à deux forces opposées.

P_2 - La tension dans le sens de trame (sens perpendiculaire au sens chaîne).

P_3 - Le cisaillement : la contrainte appliquée de manière parallèle à une face d'un matériau, par opposition aux contraintes normales qui sont appliquées de manière perpendiculaire.

P_4 - La flexion dans le sens de chaîne : la capacité de déformation sous l'action d'une force perpendiculaire à la surface de textile.

P_5 - La flexion dans le sens de trame

P_6 - Le rapport de 'buckling' ou pliage : il détermine, avec la raideur de buckling, la capacité du matériau à former des plis hors du plan qu'il définit lorsqu'il est soumis, à ses extrémités, à deux forces dirigées vers l'intérieur du textile.

P_7 - La raideur de buckling

P_8 - La masse surfacique

P_9 - L'épaisseur

Parmi ces 9 paramètres mécaniques, le logiciel 3D exige des valeurs relatives entre 0 et 99 pour P_1, \dots, P_7 et des valeurs absolues pour P_8 et P_9 . Dans la pratique, les valeurs de P_8 (masse surfacique) et P_9 (épaisseur) sont généralement connues car elles se trouvent dans les fiches techniques des matières fournies. Ainsi, nous nous focalisons dans cette section sur l'identification des paramètres P_1, \dots, P_7 . Pour cela, nous nous proposons de mettre en œuvre un plan d'expériences sensorielles, permettant de minimiser la différence de perception humaine entre les représentations réelles et virtuelles des étoffes en mode statique et dynamique.

En ce qui concerne l'identification des paramètres optiques, la couleur et la texture de l'étoffe peuvent être capturées lors de la numérisation de la matière. De plus, conformément à la discussion avancée dans le Chapitre 3 (cf. §3.2.3), nous fixons l'opacité à 99 pour toutes les matières. Pour identifier la brillance, nous pouvons mettre en place une expérience sensorielle simple, indépendante de la méthode utilisée pour les paramètres mécaniques.

4.2 Démarche des expériences sensorielles (expérience sensorielle II)

L'expérience sensorielle comparant les échantillons réels et virtuels, générés par les différentes valeurs des paramètres mécaniques, s'effectue par un panel sensoriel. Durant chaque évaluation, les évaluateurs du panel sont sollicités pour communiquer chacun un degré de similarité à chaque comparaison entre les échantillons réels et virtuels.

4.2.1 Préparation des échantillons d'étoffes

Durant le test sensoriel, dix-neuf étoffes représentatives, ayant différentes propriétés visuelles et tactiles, notées de T1 à T19, ont été sélectionnées. Cette collection d'étoffes variées et répondant à une problématique propre à une entreprise servent à illustrer la proposition d'un processus de co-création. Ces échantillons incluent des tissus et des tricotés. Les caractéristiques principales des étoffes sont décrites dans le Tableau 4-1.

Les échantillons préparés sont des carrés de 20 × 20 cm. Le repassage s'effectue pour que la surface de chaque étoffe soit plate et qu'il n'existe pas de fronces. Ensuite, la

numérisation des étoffes se réalise par un scanner calibré. La densité des fils en chaîne est quantifiée pour chaque échantillon, afin d'ajuster, dans le logiciel de CAO en confection 3D, la taille de l'image de l'étoffe pour qu'elle soit la plus authentique possible. Cette densité de fil sert de référence unitaire pour ajuster la représentation de la texture. Deux paramètres standards, soient la masse surfacique et l'épaisseur, sont mesurés.

Tableau 4-1. Caractéristiques des étoffes

Réf. d'échantillon	Composition des matières	Masse surfacique(g/m ²)	Epaisseur (mm)
T1	100% coton	92,9	0,1
T2	97% coton + 3% Lyca	133	0,2
T3	49% coton + 51% Lin	188,8	0,3
T4	100% coton	260	0,7
T5	100% coton	99,9	0,2
T6	100% coton	288,3	0,7
T7	100% coton	52,4	0,1
T8	100% coton	281,1	1,2
T9	100% polyester	10,22	0,1
T10	100% coton	120,2	0,3
T11	98% coton + 2% élasthanne	297,3	1,1
T12	100% coton	154,1	0,3
T13	100% coton	415,6	0,9
T14	55% coton + 45% lin	213	0,3
T15	50% polyester + 50% polyacrylique	120,1	0,2
T16	100% polyester	110,6	0,1
T17	100% polyester	228,1	0,4
T18	100% soie	71,8	0,1
T19	98% polyester + 2% lycra	177,5	1

4.2.2 Drapéomètre et tomber du textile

La comparaison des étoffes réelles et virtuelles se réalise par l'usage d'un drapéomètre, car le «*drapé*» ou «*tomber*» d'une matière textile est un comportement mécanique qui combine un ensemble de propriétés mécaniques telles que la tension, le cisaillement, les forces de friction ou encore la flexion. Par rapport aux mesures individuelles des propriétés mécaniques, la réalisation du tomber d'un textile sur un drapéomètre est un moyen efficace, simple et également reproductible. Selon la description de la norme [186], *le tomber du textile est proposé dans la version la plus simple possible, donc la plus abordable, et cela sans aucune concession envers la précision, la fidélité ou la rapidité des mesures.*

Pour un échantillon physique, le drapéomètre est un support, permettant de réaliser le tomber du textile de manière normalisée. Dans notre étude, un drapéomètre en bois a été construit selon la spécification décrite dans la Figure 4-1.

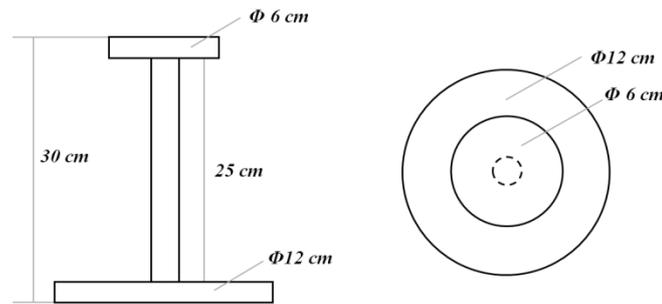


Figure 4-1. Spécification du drap éomètre

Un drap éomètre virtuel 3D a été construit avec la même spécification. Il est utilisé pour réalisation du tomber des échantillons virtuels dans le logiciel de CAO en confection 3D.

4.2.3 Réalisation des représentations réelles des étoffes

Les tombers des échantillons se réalisent sur le drap éomètre physique. Partant du fait que la couleur de chaque échantillon peut être claire ou foncée, nous choisissons alors deux couleurs du fond selon cet aspect afin d'accroître le contraste entre le fond et l'objet observé pour aider les évaluateurs à mieux se focaliser sur le drapé des étoffes : soit noir pour les échantillons clairs et blanc pour les échantillons foncés.

De plus, les tombers se réalisent selon deux modes : statique et dynamique.

Pour le mode statique, chaque échantillon est maintenu d'abord par les mains à plat d'environ 5 cm au-dessus du drapéomètre. Puis nous laissons tomber librement l'échantillon vers le milieu du disque supérieur. Sous l'interaction entre les contraintes externes (gravité, résistance de l'air et le soutien de la drapéomètre) et internes (tension, cisaillement de l'étoffe, ...), l'échantillon converge finalement vers un état d'équilibre sur le drap éomètre. Les images de cet état d'équilibre, capturées par un appareil numérique ayant une résolution de 1920×1080 pixels via les angles de vue à 0° , 45° , 90° , 135° et vue de haut, représentent bien les caractéristiques mécaniques de l'étoffe (c.f. Figure 4-2).

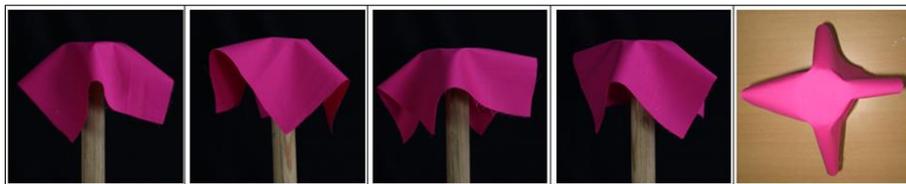


Figure 4-2. Différentes vues du tomber de l'étoffe réel en scénario statique

En mode dynamique, l'échantillon est fixé d'abord sur le disque supérieur du drapéomètre par 3 épingles, afin d'éviter qu'il se détache du dispositif. Ensuite, nous

déplaçons le drap éomètre solidaire de l'échantillon en suspension sur une distance de 60 cm. Le déplacement du drap éomètre s'effectue sur deux trajets aller-retour à deux vitesses différentes : 2 secondes par trajet pour le premier parcours et 4 secondes pour le deuxième parcours (c.f. Figure 4-3).

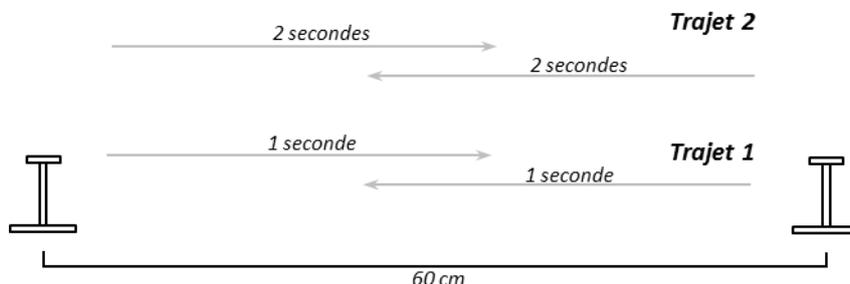


Figure 4-3. Le déplacement du drap éomètre pour un mode dynamique

Le choix de deux vitesses de déplacement distinctes s'explique par le fait que l'enjeu pour conduire correctement l'évaluation est que l'étoffe présente des ondulations en cours de mouvement. Les 2 vitesses permettent ainsi de s'adapter à des étoffes de faible (faible vitesse) ou forte (vitesse plus élevée) masse surfacique. Le comportement dynamique des échantillons durant les mouvements est capturé par la même caméra numérique que pour le mode statique d'acquisition du drapé en réglant l'angle de vue à 0°. Les résultats finaux sont enregistrés en vidéo.

4.2.4 Réalisation des représentations virtuelles

Les représentations virtuelles des échantillons sont générées dans le logiciel de CAO en confection 3D pour les deux modes statique et dynamique.

Nous utilisons la même couleur du fond que celle retenue pour la représentation réelle. Le drap éomètre virtuel et une étoffe de taille $20 \times 20 \text{ cm}^2$ sont créés dans le logiciel. La couleur et la texture de chaque échantillon virtuel sont extraites à partir de l'image numérisée correspondante (cf. chapitre 3 §3.2.3). Les correspondances pour le logiciel de rendu intégrant les paramètres mécaniques de l'étoffe étudiée sont identifiés par le test sensoriel selon le plan d'expériences optimisé, présenté dans la section suivante.

Le tomber virtuel en mode statique se réalise exactement dans les mêmes conditions que le tomber réel. Les angles de vue pour capturer le drapé sont également identiques.

En ce qui concerne le mode dynamique, une animation du drap éomètre virtuel est créée pour reproduire le même trajet et la même vitesse que pour le mouvement réel. Le contrôle de vitesse s'effectue par réglage, dans le logiciel d'animation 3D (3D max), des paramètres tels que le nombre d'images et leur fréquence FPS (frames per seconds). Durant la

simulation, l'étoffe virtuelle est également fixée sur le disque supérieur du drapéomètre en usant de 3 épingles virtuelles. L'animation de l'étoffe virtuelle sur le drapéomètre est également enregistré en vidéo pour se placer dans les mêmes conditions d'observation pour les panélistes.

4.2.5 Déroulement de l'expérience sensorielle II.1

Dans l'expérience sensorielle visant à identifier les paramètres mécaniques des étoffes, les évaluations sont réalisées par un groupe de 6 consommateurs non-entraînés. Le choix d'un nombre restreint de membres, tout autant que leur non entraînement, se justifie par le fait que l'expérience personnelle de chacun, l'apprentissage du monde physique tout au long de la vie à évaluer des écarts entre des images d'étoffes virtuelles ou réelles est pratiquement un caractère fondamental. Ce nombre répond aussi à la situation industrielle où les services de création n'emploient le plus souvent qu'un faible nombre de personnes.

Les images et les vidéos des représentations réelles et virtuelles (c.f. Figure 4-4) sont présentées, de manière comparative, aux évaluateurs selon les principes définis ci-dessous.

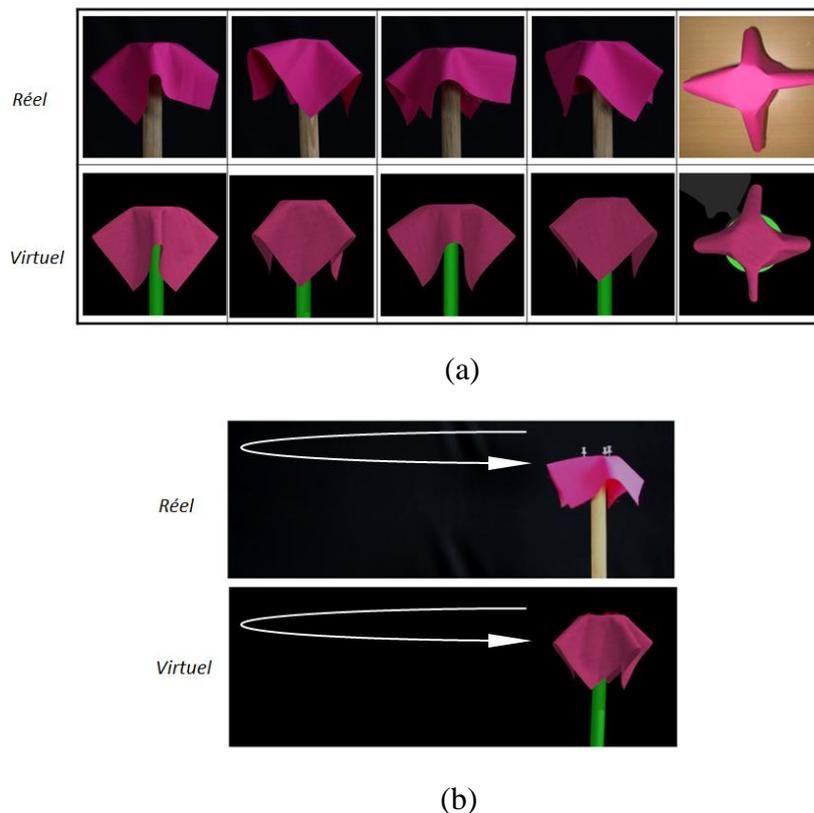


Figure 4-4. Comparaison entre les échantillons réel et virtuel en modes statique (a) et dynamique (b)

Pour chaque étoffe, nous invitons les panélistes à effectuer un aperçu rapide de toutes les images afin d'obtenir une impression générale de l'échantillon virtuel. Ensuite, ils sont

sollicités pour comparer, de façon quantitative, les différences de comportement des étoffes entre le réel et le virtuel. Dans la comparaison en mode statique (images), les panélistes se concentrent essentiellement sur la forme finale de l'échantillon tombant sous les différents angles de vue, comprenant le nombre, la taille et la distribution des plis. En mode dynamique (vidéo), la comparaison s'effectue essentiellement sur l'amplitude et la fréquence d'oscillations durant le mouvement de l'étoffe. Les panélistes donnent chacun un degré de similarité général lors de la comparaison pour chaque étoffe à l'aide d'une échelle comme indiqué dans le Tableau 4-2.

Tableau 4-2. Echelle de 5 niveaux pour le degré de similarité

Degré de similarité	0	1	2	3	4
Description linguistique	identique	proche	moyenne	différent	très différent

Enfin, pour chaque étoffe, la moyenne des degrés de similarité de l'ensemble des images, donnés par tous les panélistes est calculé et considéré comme la différence perceptive de l'échantillon virtuel, correspondant à une combinaison spécifique des paramètres mécaniques, par rapport au réel. L'obtention d'un degré de similarité très faible signifie que le comportement de l'étoffe virtuelle correspondante est très proche de l'étoffe réelle et les valeurs constituant les entrées du logiciel 3D pour la simulation peuvent être alors prises comme souhaitables pour représenter les paramètres mécaniques de l'étoffe réelle.

4.3 Plans d'expériences sensorielles pour identification des paramètres mécaniques (expérience sensorielle II.1)

Selon la description précédente, l'expérience sensorielle II.1 vise à identifier les valeurs les mieux adaptées des paramètres mécaniques de l'étoffe permettant de minimiser la différence perceptive de l'échantillon virtuel par rapport au réel. Dans la pratique, cette procédure devra se réaliser avec un nombre minimal d'essais. Dans cette section, nous utilisons tout d'abord 2 méthodes classiques de plan d'expériences : le plan d'expériences orthogonal et le plan d'expériences uniforme. Ensuite, deux méthodes utilisant l'apprentissage actif en ligne, en s'aidant d'un automate d'apprentissage et une méthode développée en propre et que nous nommerons « l'Apprentissage Actif par Suivi des Critères de Sensibilité » (AASCS), sont proposées, afin d'améliorer davantage les résultats des plans d'expériences classiques.

Dans le logiciel de CAO en confection 3D, le champ de chaque paramètre mécanique varie dans l'intervalle [0, 99]. Il est applicable non seulement pour les textiles, mais aussi

pour d'autres matières souples telles que le plastique et le cuir. Ainsi, dans notre étude, nous devons d'abord le réduire à un intervalle raisonnable pour les textiles. Dans ce but, nous exploitons la tissuthèque du logiciel 3D, comprenant un nombre important d'étoffes représentatives, afin d'identifier le minimum et le maximum des valeurs relatives de chaque paramètre mécanique. De cette manière, l'intervalle de chaque paramètre est redéfini. Tous les intervalles redéfinis sont indiqués dans le Tableau 4-3.

Tableau 4-3. Les 7 paramètres mécaniques et leurs intervalles redéfinis

Ref. paramètre	Description paramètre	Nouvelle échelle
P ₁	Tension dans le sens de chaîne	[5, 65]
P ₂	Tension dans le sens de trame	[5, 65]
P ₃	Cisaillement	[0, 65]
P ₄	Flexion dans le sens de chaîne	[5, 65]
P ₅	Flexion dans le sens de trame	[5, 65]
P ₆	Ratio de buckling	[5, 95]
P ₇	Raideur de buckling	[5, 95]

La démarche précédente permet de réduire l'espace de recherche dans chaque expérience sensorielle. La formalisation des concepts utilisés dans les plans d'expériences est décrite ci-dessous.

$T = \{T_i | i=1, \dots, l\}$ est un ensemble d'échantillons d'étoffes. Dans notre expérience, nous avons $l=19$.

$P' = \{P_i | i=1, \dots, m\}$ est un ensemble de m paramètres utilisés dans l'expérience sensorielle. Le paramètre P_i varie dans son intervalle, noté $[P_i^{min}, P_i^{max}]$, $i \in \{1, \dots, m\}$. Dans notre expérience, nous avons $m=7$.

$E = \{E_i | i=1, \dots, n\}$ est un ensemble de n combinaisons des valeurs des paramètres mécaniques (nombre d'essais), utilisées dans le plan d'expériences.

$SD_i = \langle SS_i, DS_i \rangle$ ($i=1 \dots l$) est une paire de degrés de similarité pour l'échantillon T_i où SS_i et DS_i représentent respectivement les degrés de similarité statique (avec photos) et dynamique (avec vidéo). Puis un degré de similarité global GS_i est calculé à partir des données de SS_i et DS_i par l'équation suivante :

$$GS_i = w \cdot SS_i + (1 - w) \cdot DS_i \quad (4-1)$$

où w est le poids de degré de similarité statique alors que $(1-w)$ est assigné pour la similarité dynamique.

Dans notre étude, nous prenons $w=0,7$ car nous considérons que l'effet statique est plus important que l'effet dynamique dans une application réelle [187]. La combinaison des

paramètres correspondant à la valeur la plus faible de GS_i est considérée comme le cas optimisé qui donne l'effet de simulation le plus proche de l'étoffe réelle.

Pour des contraintes de ressource humaine et de durée de l'expérience, nous souhaitons limiter le nombre d'essais à d'environ 25. C'est un seuil raisonnable pour nos partenaires industriels.

4.3.1 Le plan d'expériences orthogonal

Soit $O_n(k^m)$ un plan orthogonal de m facteurs, k niveaux avec n essais. Nous sélectionnons le plan d'O27(3^7) pour nos expériences sensorielles. Les combinaisons des paramètres sont indiquées dans le Tableau 4-4.

Pour chaque paramètre, les valeurs correspondant à ces trois niveaux sont alors données par $\{P_i^{min}, (P_i^{min} + P_i^{max})/2, P_i^{max}\}$. Par exemple, les niveaux 0, 1, 2 pour P_1 « tension dans le sens de chaîne » correspondent respectivement aux valeurs 5, 35, 65.

Les représentations virtuelles de l'étoffe sont générées, dans le logiciel de CAO en confection 3D avec les 27 combinaisons des paramètres mécaniques. Par exemple, pour l'essai E1, la combinaison des paramètres est $\{P_1 : 65, P_2 : 35, P_3 : 33, P_4 : 5, P_5 : 35, P_6 : 50, P_7 : 95\}$.

Tableau 4-4. Le plan orthogonal d'O27 (3^7)

No. essai	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇
E1	2*	1	1	0	1	1	2
E2	2	1	2	2	0	2	0
E3	0	2	1	2	0	2	2
E4	1	1	0	2	2	1	0
E5	1	0	0	2	0	2	1
E6	2	0	1	0	2	2	0
E7	2	0	0	1	0	1	2
E8	1	2	2	0	2	2	1
E9	0	2	0	0	1	1	1
E10	1	2	0	2	1	0	2
E11	2	2	0	1	1	2	0
E12	2	2	1	0	0	0	1
E13	1	1	2	0	0	0	2
E14	0	0	0	0	0	0	0
E15	2	2	2	2	2	1	2
E16	0	2	2	1	2	0	0
E17	1	0	2	0	1	1	0
E18	0	1	0	0	2	2	2
E19	1	2	1	1	0	1	0
E20	0	1	1	2	1	0	0
E21	2	1	0	1	2	0	1
E22	2	0	2	2	1	0	1
E23	0	0	2	1	1	2	2
E24	1	0	1	1	2	0	2
E25	0	0	1	2	2	1	1
E26	1	1	1	1	1	2	1
E27	0	1	2	1	0	1	1

* l'ensemble {0, 1, 2} représente 3 niveaux pour chaque paramètre

4.3.2 Le plan d'expériences uniforme

La conception du plan d'expériences uniforme est similaire au plan orthogonal. Néanmoins, le plan d'expériences uniforme permet d'avoir plus de niveaux pour chaque facteur avec un nombre d'essais beaucoup plus faible. Un plan uniforme de m facteurs, n niveaux avec n essais peut être noté $Un(n^m)$ (le nombre de niveaux est égal au nombre d'essais). Nous utilisons le plan d' $U25(25^7)$ pour nos expériences sensorielles. Les combinaisons des paramètres sont indiqués dans le Tableau 4-5.

Supposons que les n niveaux sont décrits par $1, 2, \dots, n$, la valeur correspondant au niveau j est $P_i^{min} + (j - 1) \cdot LP$, où $LP = (P_i^{max} - P_i^{min}) / (n - 1)$ est la distance de chaque pas. Par exemple, pour P_1 , les 25 niveaux, soient $1, 2, \dots, 24, 25$, correspondent aux valeurs $5, 8, \dots, 63, 65$ avec $LP = (5 + 65) / (25 - 1) = 2,9$.

Ensuite, les représentations virtuelles de l'étoffe sont créées, dans le logiciel de CAO en confection 3D, selon ces 25 combinaisons des paramètres mécaniques. Par exemple, pour l'essai E1, la combinaison des paramètres est $\{P_1 : 5, P_2 : 43, P_3 : 27, P_4 : 18, P_5 : 55, P_6 : 21, P_7 : 5\}$.

Tableau 4-5. Le plan uniforme d' $U25(25^7)$

No. essai	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇
E1	1*	4	6	9	11	16	24
E2	2	8	12	18	22	7	23
E3	3	12	18	2	8	23	22
E4	4	16	24	11	19	14	21
E5	5	20	5	20	5	5	20
E6	6	24	11	4	16	21	19
E7	7	3	17	13	2	12	18
E8	8	7	23	22	13	3	17
E9	9	11	4	6	24	19	16
E10	10	15	10	15	10	10	15
E11	11	19	16	24	21	1	14
E12	12	23	22	8	7	17	13
E13	13	2	3	17	18	8	12
E14	14	6	9	1	4	24	11
E15	15	10	15	10	15	15	10
E16	16	14	21	19	1	6	9
E17	17	18	2	3	12	22	8
E18	18	22	8	12	23	13	7
E19	19	1	14	21	9	4	6
E20	20	5	20	5	20	20	5
E21	21	9	1	14	6	11	4
E22	22	13	7	23	17	2	3
E23	23	17	13	7	3	18	2
E24	24	21	19	16	14	9	1
E25	25	25	25	25	25	25	25

* l'ensemble $\{1, 2, \dots, 25\}$ représente les 25 niveaux pour chaque paramètre

4.3.3 Optimisation du plan d'expériences à l'aide d'un automate d'apprentissage

Le plan d'expérience orthogonal et le plan d'expérience uniforme sont des méthodes classiques hors ligne, dans lesquelles les combinaisons des facteurs ou paramètres pour les différents essais sont indépendantes. Leurs résultats peuvent être améliorés si nous augmentons le nombre de niveaux ainsi que le nombre d'essais. Le principe général consiste à distribuer un nombre de points (essais) de manière uniforme dans l'espace de recherche, et à trouver, parmi eux, le meilleur point qui minimise la différence de perception. La solution obtenue peut être éloignée de l'optimum réel si l'espace de recherche est trop grand. En général, les résultats obtenus par un plan d'expériences classique sont moins précis. Dans ce contexte, nous proposons une méthode utilisant un automate d'apprentissage afin d'améliorer la qualité des points dans l'espace de recherche et augmenter ainsi la précision de la solution finale. Le principe de la méthode est décrit comme suit.

Nous réalisons, d'abord, une recherche initiale dans l'espace global des paramètres mécaniques par l'usage du plan uniforme avec un faible nombre d'essais. Ensuite, au voisinage du point le plus optimal, une recherche affinée, utilisant l'automate d'apprentissage, s'effectue à l'aide d'une série de tests interactifs le long de chaque axe (paramètre). Dans cette procédure, un critère de sensibilité par rapport aux données existantes dans l'espace de recherche, est utilisé afin de sélectionner le paramètre mécanique le plus pertinent. Les détails de cette procédure sont donnés ci-dessous.

Soient E_a et E_b , les deux meilleurs essais dans la recherche initiale utilisant le plan uniforme avec n essais, nous avons $SS_a < SS_b < SS_i$ pour $i \in \{1, \dots, n\}$ et $i \neq a \neq b$.

La base de données initiale, notée $BD = \{(E_1, SS_1), \dots, (E_n, SS_n)\}$, représente l'ensemble des points identifiés par le plan uniforme. Elle sera renouvelée lors de l'intégration de nouveaux points.

Selon les principes présentés dans le Chapitre 2, nous calculons, pour tous les paramètres, les critères de sensibilité [188] $Sens_1, \dots, Sens_m$ à partir des données de BD . Les paramètres sont donc ordonnés selon ce critère de sensibilité soit $Sens(P'_1) > Sens(P'_2) > \dots > Sens(P'_m)$. Ensuite, nous définissons, pour chaque paramètre, une probabilité selon son rang (c.f. Tableau 4-6).

Tableau 4-6. La distribution de probabilité pour les critères de sensibilité

	P'_1	P'_2	...	P'_{m-3}	P'_{m-2}	P'_{m-1}	P'_m
Probabilité X	x	$(1-x)/2$...	$(1-x)/2^{m-4}$	$(1-x)/2^{m-3}$	$(1-x)/2^{m-2}$	$(1-x)/2^{m-2}$

Remarque : x est une probabilité prédéfinie, $x > 1/3$.

Evidemment, la somme des probabilités pour tous les paramètres est égale à 1. Ces probabilités permettent de partitionner l'intervalle $[0, 1]$ en m sous-intervalles, chacun correspondant à un paramètre. La longueur de chaque sous-intervalle représente la probabilité d'occurrence du paramètre correspondant. Dans la procédure de sélection du paramètre pertinent, nous utilisons une variable aléatoire de distribution uniforme i , comprise entre 0 et 1. Si la valeur générée par i se trouve dans le sous-intervalle du paramètre P_r ($r \in \{1, \dots, m\}$), alors ce paramètre sera sélectionné. Evidemment, un paramètre ayant une forte probabilité a plus de chance d'être sélectionné.

Par exemple, si $x=0,5$, les probabilités des paramètres ordonnés sont $\{0,5, 0,25, 0,125, 0,062, 0,031, 0,016, 0,016\}$, correspondant à $\{P'_1, P'_2, P'_3, P'_4, P'_5, P'_6, P'_7\}$. Alors les sous-intervalles pour ces paramètres sont : $P'_1 \in [0, 0,5)$, $P'_2 \in [0,5, 0,75)$, $P'_3 \in [0,75, 0,875)$, $P'_4 \in [0,875, 0,937)$, $P'_5 \in [0,937, 0,5)$, $P'_6 \in [0,937, 0,968)$, $P'_7 \in [0,968, 1]$. Si la variable aléatoirement générée $i = 0,768$, le paramètre P'_3 sera sélectionné.

Ensuite, une recherche plus affinée s'effectue autour du point E_a sur l'axe du paramètre P_r ($r \in \{1, \dots, m\}$) avec une longueur du pas, définie de la façon suivante :

$$LP = \max \{LP_{min}, |E_a(P_r) - E_b(P_r)|/2\} \quad (4-2)$$

où LP_{min} est la longueur minimale du pas préalablement définie.

Deux nouveaux points sont alors générés dans l'espace de recherche (c.f. Figure 4-5) selon les équations suivantes :

$$E_{n+1} = (E_a(P_1), \dots, E_a(P_r - 1), E_a(P_r)_{n+1}, E_a(P_r + 1), \dots, E_a(P_m)) \quad (4-3)$$

$$E_{n+2} = (E_a(P_1), \dots, E_a(P_r - 1), E_a(P_r)_{n+2}, E_a(P_r + 1), \dots, E_a(P_m)) \quad (4-4)$$

où

$$E_a(P_r)_{n+1} = \max \{P_r^{min}, E_a(P_r) - LP\} \quad (4-5)$$

$$E_a(P_r)_{n+2} = \min \{P_r^{max}, E_a(P_r) + LP\} \quad (4-6)$$

et

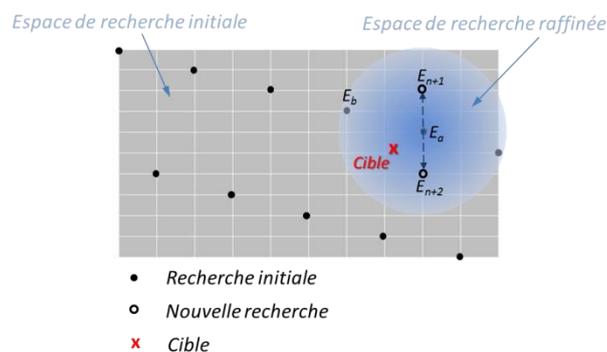


Figure 4-5. Un exemple de génération de deux nouveaux points sur l'axe sélectionné

Les degrés de similarités pour les deux nouveaux points E_{n+1} et E_{n+2} sont notés $\langle SS_{n+1}, DS_{n+1} \rangle$ et $\langle SS_{n+2}, DS_{n+2} \rangle$. Selon la même règle (équation 4.1), nous calculons les degrés de similarité globaux de E_{n+1} et E_{n+2} . Le point correspondant à $\min \{GS_a, GS_{n+1}, GS_{n+2}\}$ est pris comme le point central pour lancer une nouvelle recherche, et les deux données identifiées $\langle E_{n+1}, SS_{n+1} \rangle$ et $\langle E_{n+2}, SS_{n+2} \rangle$ sont ajoutées dans la base de données BD , soit $BD = BD \cup \{ \langle E_{n+1}, SS_{n+1} \rangle, \langle E_{n+2}, SS_{n+2} \rangle \}$. De cette manière, la connaissance sur l'espace de recherche des paramètres mécaniques est enrichie de façon progressive.

Cette procédure se répète jusqu'à la satisfaction de la condition d'arrêt, contrôlée par le nombre d'essais effectués.

Le plan d'expériences utilisant un automate d'apprentissage est représenté dans la Figure 4-6.

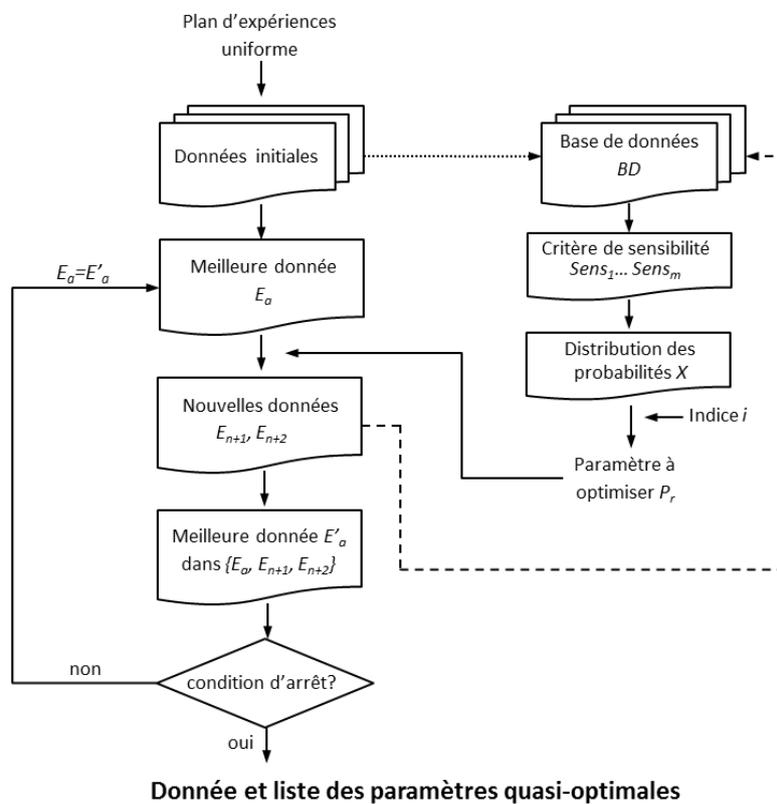


Figure 4-6. Le processus du plan d'expériences utilisant un automate d'apprentissage

Dans notre expérience, le plan d'expériences uniforme, utilisé pour une recherche initiale, est indiqué dans le Tableau 4-7. Les paramètres prédéfinis sont réglés comme suit : $m=7$, $n=11$, $LP_{min}=5$, $x=0,5$. P_i^{min} et P_i^{max} sont indiqués dans le Tableau 4-3.

Tableau 4-7. Le plan d'expériences uniforme d'U11(11⁷)

No. essai	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇
E1	1	2	3	4	5	7	10
E2	2	4	6	8	10	3	9
E3	3	6	9	1	4	10	8
E4	4	8	1	5	9	6	7
E5	5	10	4	9	3	2	6
E6	6	1	7	2	8	9	5
E7	7	3	10	6	2	5	4
E8	8	5	2	10	7	1	3
E9	9	7	5	3	1	8	2
E10	10	9	8	7	6	4	1
E11	11	11	11	11	11	11	11

4.3.4 Optimisation du plan d'expériences par l'apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité (AASCS)

Cette méthode, utilisant le principe d'apprentissage actif en ligne, se base sur le même principe que le processus conduit par l'automate d'apprentissage présenté précédemment. Concrètement, nous effectuons des recherches plus fines dans la zone autour du meilleur point, obtenu par le plan d'expériences uniforme. La différence entre la méthode proposée et l'automate d'apprentissage se trouve dans la sélection du paramètre pertinent. A chaque répétition, au lieu de sélectionner, de façon aléatoire, un paramètre par la répartition des probabilités d'occurrence de tous les paramètres, la méthode proposée vise à sélectionner désormais le paramètre pertinent selon l'ordre des critères de sensibilité calculés. La procédure de sélection du paramètre retenu est décrite ci-dessous.

A partir des points initiaux générés par le plan uniforme BD , nous calculons le critère de sensibilité pour tous les paramètres m : $Sens_1, \dots, Sens_m$. Le paramètre le plus sensible et le plus « faisable », noté P_r , $r \in \{1, \dots, m\}$, est sélectionné. Une nouvelle recherche s'effectue autour du point $E_k (E_k|_{initial}=E_a)$ dans l'axe du paramètre P_r avec une longueur du pas suivant :

$$LP = \max \{LP_{min}, |E_a(P_r) - E_b(P_r)|/2\} \quad (4-7)$$

où LP_{min} est la longueur minimale du pas préalablement définie.

Deux nouveaux points sont générés par les équations suivantes :

$$E_{n+1} = (E_a(P_1), \dots, E_a(P_r - 1), E_a(P_r)_{n+1}, E_a(P_r + 1), \dots, E_a(P_m)) \quad (4-8)$$

$$E_{n+2} = (E_a(P_1), \dots, E_a(P_r - 1), E_a(P_r)_{n+2}, E_a(P_r + 1), \dots, E_a(P_m)) \quad (4-9)$$

où

$$E_a(P_r)_{n+1} = \max \{P_r^{min}, E_a(P_r) - LP\} \quad (4-10)$$

$$E_a(P_r)_{n+2} = \min \{P_r^{max}, E_a(P_r) + LP\} \quad (4-11)$$

Pour les deux nouveaux points E_{n+1} et E_{n+2} , les degrés de similarité sont évalués en modes statique et dynamique, notés $\langle SS_{n+1}, DS_{n+1} \rangle$ et $\langle SS_{n+2}, DS_{n+2} \rangle$. Les taux de variation des nouvelles données par rapport à la donnée précédente sont calculés par :

$$TV_1 = (GS_a - GS_{n+1})/GS_a \tag{4-12}$$

$$TV_2 = (GS_a - GS_{n+2})/GS_a \tag{4-13}$$

Si les taux de variation TV sont tous inférieurs à un seuil e prédéfini, nous arrêtons la recherche sur l'axe P_r et P_r devient infaisable. Dans cette situation, la recherche suivante s'effectue sur un autre paramètre, considéré comme le plus sensible et le plus faisable. Sinon nous continuons la recherche sur P_r en prenant $\min \{GS_a, GS_{n+1}, GS_{n+2}\}$. Ensuite, les nouvelles données $\langle E_{n+i}, SS_{n+i} \rangle$ sont ajoutées dans la base de données BD , soit $BD = BD \cup \{ \langle E_{n+1}, SS_{n+1} \rangle, \langle E_{n+2}, SS_{n+2} \rangle \}$.

Cette procédure se répète jusqu'à la satisfaction de l'une des conditions d'arrêt suivantes : 1) tous les paramètres deviennent infaisables ; 2) le nombre d'essais est supérieur au seuil prédéfini. La procédure est schématisée dans la Figure 4-7.

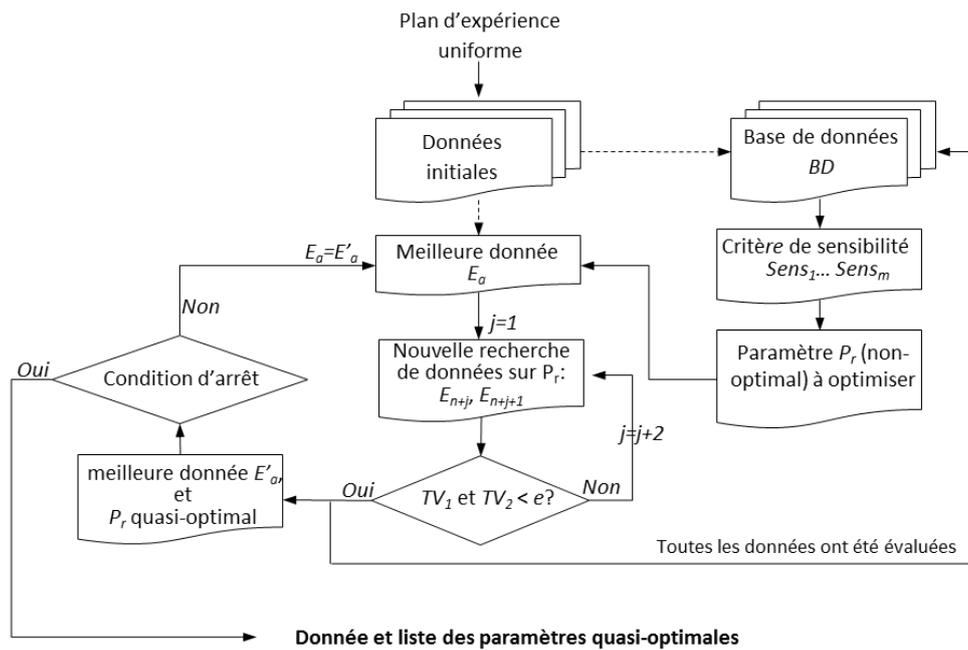


Figure 4-7. Le processus de la méthode proposée utilisant l'AASCS

Dans notre étude, le plan d'expériences uniforme, utilisé pour une recherche initiale, est indiqué dans le Tableau 4-7. Les paramètres prédéfinis sont réglés comme suit : $m=7$, $n=11$, $LP_{min}=5$, $e=0,1$. P_i^{min} et P_i^{max} sont indiqués dans le Tableau 4-3.

4.3.5 Analyse des résultats

Les 4 différentes méthodes (le plan d'expériences orthogonal, le plan d'expériences uniforme, l'automate d'apprentissage et l'AASCS) sont appliqués aux dix-neuf échantillons afin de comparer leurs performances. Comme indiqué précédemment, le nombre d'essais est limité à 30 (environ 25). Dans le plan d'expériences orthogonal, nous utilisons le plan d'O27(3^7), correspondent à 7 paramètres, 3 niveaux et 27 essais. Dans le plan d'expériences uniforme, le plan d'U25(25^7) est employé. Dans l'automate d'apprentissage et la méthode proposée, nous réalisons, d'abord, 11 essais initiaux par utilisation du plan d'expérience uniforme d'U11(11^7), puis continuons des recherches affinées par utilisation des algorithmes présentés précédemment. Enfin, cette procédure s'arrête autour de 25^{ème} essais. Les résultats comparatifs sont montrés dans la Figure 4-8.

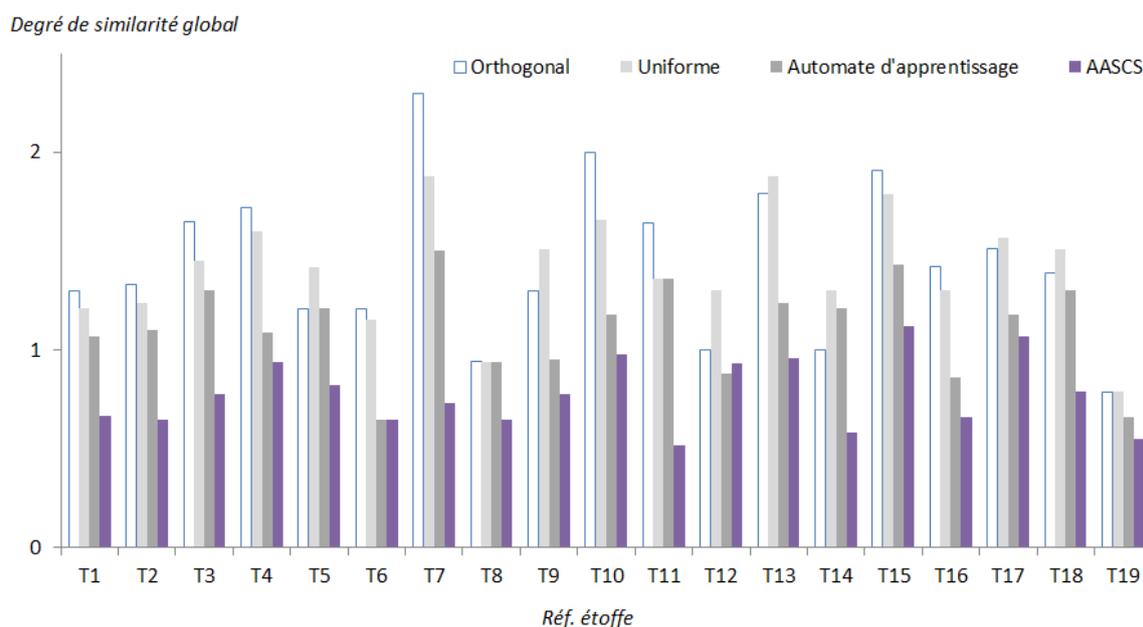


Figure 4-8. Comparaison des résultats expérimentaux entre les 4 méthodes de plan d'expériences pour 19 échantillons

Evidemment, en raison du nombre très limité de tests, la méthode AASCS conduit à une meilleure performance par rapport aux autres. Pour cette méthode, la majorité des valeurs des degrés de similarité globaux se trouve dans l'intervalle de [0-identique, 1-proche], signifiant que les étoffes virtuelles générées sont très proches des étoffes réelles pour les effets statique et dynamique. En comparant avec l'automate d'apprentissage, le résultat de l'AASCS converge plus rapidement vers l'optimum. Les explications de ce phénomène se trouvent essentiellement selon les deux aspects suivants. Premièrement, dans l'automate d'apprentissage, le paramètre pertinent est sélectionné de manière aléatoire selon la répartition des probabilités. Ceci engendre des recherches inutiles dans l'espace potentiel des paramètres.

Bien que le paramètre le plus sensible ait la plus grande probabilité d'être sélectionné, il est possible que le paramètre avec une faible probabilité soit finalement retenu. Deuxièmement, il est possible qu'un paramètre soit sélectionné plusieurs fois. Ceci diminue également la vitesse de convergence. Ces deux inconvénients trouvent leur réponse dans la méthode proposée.

Selon la Figure 4-8, la performance du plan uniforme semble meilleure par rapport au plan orthogonal. Pourtant, le résultat de l'ANOVA à un seul facteur avec une probabilité de 0,05 montre que la différence entre ces deux méthodes n'est pas significative (c.f. Tableau 4-8). Ce tableau montre également que les deux plans d'expériences utilisant l'apprentissage en ligne sont plus efficaces (significatif entre Auto-O/Auto-U et AASCS-O/AASCS-U). Ce résultat permet de valider notre hypothèse donnée au début de la Section 4.3.3.

Tableau 4-8. Résultats de l'ANOVA sur les degrés de similarité globaux obtenus par les 4 méthodes pour les 19 étoffes

	Plan Orthogonal (O)	Plan Uniform (U)	Automate d'apprentissage (Auto)	Apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité (AASCS)		
Nombre des données	19	19	19			
Moyenne	1,44	1,34	1,11	0,78		
Ecart type	0,39	0,3	0,24	0,18		
	U - O	Auto - O	Auto - U	AASCS - O	AASCS - U	AASCS - Auto
Significatif	non	oui	oui	Oui	oui	oui

Nous pouvons finalement conclure que la méthode d'apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité (AASCS) est performante si le nombre d'essais est très strictement contrôlé. Cette méthode est bien adaptée à l'identification des combinaisons des paramètres mécaniques à saisir dans le logiciel CAO en confection 3D. Les données d'évaluations sensorielles concernant les différents plans d'expériences sont récapitulées dans l'ANNEXE III.

4.4 Expérience sensorielle pour identification des paramètres optiques (expérience sensorielle II.2)

Dans le logiciel de CAO en confection 3D sélectionné, la brillance d'une étoffe est également décrite par une valeur relative incluse dans l'intervalle de [0,99]. Pour identifier la valeur de brillance pour chaque étoffe, nous nous proposons également de mettre en place une expérience sensorielle en parfait analogie avec les expériences précédentes liées au comportement mécanique.

Sur l'intervalle de [0,99] de la brillance, 11 niveaux distribués de manière uniforme, soient $\{0, 9, 19, 29, \dots, 89, 99\}$, sont d'abord sélectionnés. Ensuite, 11 étoffes virtuelles,

correspondant à ces 11 niveaux de la brillance, sont générés dans le logiciel de CAO en confection 3D après avoir identifié les valeurs représentatives des paramètres mécaniques. Les images de ces échantillons virtuels sont enregistrées. Parallèlement, les images du tomber réel, réalisées dans la Section 4.2, sont employées.

Un panel de 6 consommateurs non-entraînés est recruté. À chaque panéliste il est demandé de comparer l'image de chaque étoffe virtuelle avec celle de l'étoffe réelle (c.f. Figure 4-9). L'image la plus proche par rapport à l'étoffe réelle est sélectionnée et sa valeur de brillance est enregistrée. Enfin, nous calculons la valeur moyenne des valeurs estimées par tous les évaluateurs. Elle est finalement considérée comme la valeur de brillance pour cette étoffe.

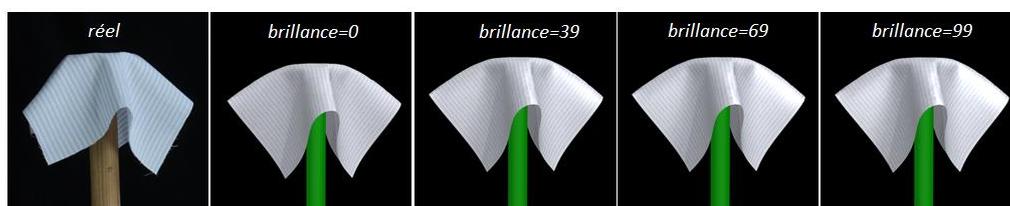


Figure 4-9. Comparaison sensorielle entre les étoffes virtuelles et l'étoffe réelle

Techniquement, le processus d'identification de la brillance peut être intégré dans le plan d'expériences sensorielles présenté dans la section précédente. La brillance est influencée par les plis qu'adoptent les étoffes. C'est la raison pour laquelle les 2 étapes présentent un ordre d'exécution : ajustement du comportement mécanique puis évaluation de la brillance adéquate.

4.5 Bilan

Dans ce chapitre, nous avons, d'abord, présenté les différents paramètres techniques à saisir dans le logiciel de CAO en confection 3D sélectionnés. Ces paramètres sont considérés comme les entrées du moteur de simulation. Puis un problème technique se pose : comment identifier, de façon rapide, moins coûteuse et plus adaptée à des scénarii du commerce électronique, les valeurs des paramètres qui doivent renseigner le logiciel ?

Ce problème est résolu par la réalisation d'un plan d'expériences sensorielles optimisé, dans lequel une série de simulations du tomber de l'étoffe virtuelle sont générées avec différentes combinaisons des paramètres mécaniques. Ces étoffes virtuelles sont comparées, de manière perceptive, avec les étoffes réelles, afin d'identifier les paramètres appropriés. Dans ce but, nous avons présenté la démarche nécessaire pour réaliser les expériences sensorielles, incluant la préparation des échantillons et la procédure d'évaluation. Ensuite, les

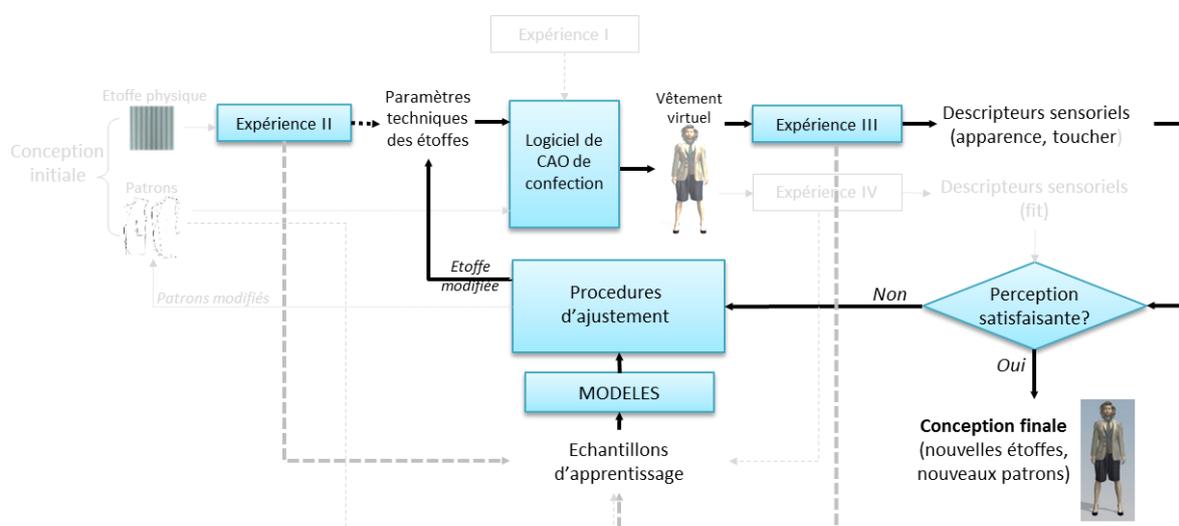
tests sensoriels, utilisant les quatre plans d'expériences, sont discutés. Ces plans d'expériences comprennent le plan orthogonal, le plan uniforme, l'optimisation de la recherche de la solution potentielle avec un automate d'apprentissage et l'optimisation par l'apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité (AASCS). Ces méthodes sont appliquées aux 19 étoffes dans les expériences sensorielles avec un nombre d'essais inférieur à 30. Les analyses qualitative et quantitative montrent que l'optimisation par l'AASCS est plus performante et plus efficace par rapport aux autres méthodes dans le cas où le nombre d'essais est strictement contrôlé et primordial comme c'est toujours le cas dans un contexte industriel.

A la fin de ce chapitre, une autre expérience sensorielle a été présentée pour l'identification du paramètre de la brillance de l'étoffe.

Finalement, le rendu des étoffes virtuelles le plus fidèle pour représenter des étoffes physiques avec tous les paramètres nécessaires et désormais identifiés pour la simulation seront utilisés dans le Chapitre 5 pour caractériser la perception humaine.

CHAPITRE 5 MODELISATION DE LA RELATION ENTRE LES PARAMETRES TECHNIQUES DU TEXTILE ET LA PERCEPTION VIRTUELLE DU MATERIAU

Ce chapitre vise à créer un modèle quantitatif caractérisant la relation entre les descripteurs sensoriels décrivant l'apparence et le toucher de la matière virtuelle, et les paramètres techniques (mécaniques et optiques) correspondants, afin de contrôler la perception humaine sur le produit dans un environnement virtuel. Pour ce but, nous réalisons, d'abord, une expérience sensorielle (expérience sensorielle III), afin de générer l'ensemble des descripteurs sensoriels normalisés et d'acquérir les données d'évaluations par rapport aux étoffes sélectionnées. Ensuite, par apprentissage des données sur les entrées (paramètres techniques des matières) et les sorties (descripteurs sensoriels des effets virtuels), nous créons trois modèles par les différentes techniques : la régression linéaire, le réseau de neurones artificiels et l'arbre de décision flou ID3. En s'appuyant sur le modèle le plus approprié des trois, les créateurs et les consommateurs sauront contrôler la perception humaine de la matière du vêtement selon leurs attentes ou préférences. Le modèle proposé en coopération avec le logiciel de CAO en confection 3D, une base de données d'apprentissage sur les étoffes représentatives, et la procédure de caractérisation des paramètres techniques par les plans d'expériences sensorielles, constitueront une plateforme de co-création pour les matières textiles. Un exemple à la fin de ce chapitre illustrera l'approche proposée.



5.1 Contexte de l'étude

La conception du vêtement virtuel dans un logiciel de CAO en confection 3D peut être considérée comme une combinaison optimale de la création, des technologies de l'information et de l'animation, permettant de réaliser et de valider une idée de création dans une période très courte [189]. C'est la raison pour laquelle aujourd'hui, la création du vêtement dans un environnement virtuel attire de plus en plus l'attention dans le domaine du textile et de l'habillement.

Le succès pour une création et une visualisation du vêtement virtuel réussies est lié à la fidélité de la représentation virtuelle par rapport au produit physique. Néanmoins, il existe encore un écart perceptif entre le virtuel et le réel. Aujourd'hui, la réduction de cet écart est un sujet incontournable dans le développement des technologies concernant la création du vêtement 3D. De plus, dans le processus de création textile, la perception humaine, décrite par un ensemble de descripteurs sensoriels sous forme linguistique comme «*souple*» ou «*doux*», est considérée comme une part entière des caractéristiques attendues pour le matériau et souvent utilisée par les créateurs et les consommateurs. Néanmoins, il n'existe pas d'outil accessible direct, dans un environnement virtuel, permettant de modifier les représentations virtuelles pour répondre à une perception humaine désirée. En général, les utilisateurs ont toujours du mal à manipuler les paramètres techniques pour réaliser une perception spécifique désirée. Dans ce contexte, la compréhension de la perception humaine du vêtement virtuel ainsi que la mise en œuvre d'un outil pour l'optimisation de cette perception sont essentielles.

La perception d'un vêtement comprend majoritairement deux aspects : la perception visuelle et la perception tactile. La perception visuelle comprend essentiellement la couleur et la texture de la matière ainsi que le style du vêtement, alors que la performance tactile (le toucher) est généralement liée à la nature des matières utilisées [107]. Dans un environnement virtuel, un contact physique avec les matières n'est pas accessible. Pourtant, grâce aux connaissances et aux expériences acquises et mémorisées dans le cerveau humain, nous sommes en mesure de percevoir les caractéristiques tactiles par l'exploitation de leurs associations avec les caractéristiques visuelles. Les travaux de recherche existants montrent qu'une partie importante des caractéristiques tactiles peuvent être perçues par les yeux [187]. Cette découverte donne des arguments à l'hypothèse suivante : la perception d'un produit virtuel, à la fois visuelle et tactile, peut être contrôlée et optimisée par modification du comportement visuel. Dans la pratique, le comportement d'un vêtement virtuel peut être

contrôlé par l'ajustement des paramètres techniques (mécaniques et optiques) dans un logiciel de CAO en confection 3D.

Dans ce chapitre, nous créons un modèle pour caractériser quantitativement la relation entre les paramètres techniques et la perception humaine des vêtements virtuels. Ce modèle peut être considéré comme un « *traducteur* » entre la perception humaine d'un vêtement virtuel et ses paramètres techniques associés. A l'aide du modèle proposé les créateurs et les consommateurs seront capables de contrôler et d'augmenter les critères sensoriels tels que la douceur, la souplesse et les effets du tomber du vêtement virtuel selon leurs préférences sensorielles ou leurs attentes. Cette approche est particulièrement intéressante pour la création de nouveaux produits personnalisés.

5.2 Evaluation sensorielle des textiles virtuels (expérience sensorielle III)

Les travaux de modélisation commencent par la génération de descripteurs sensoriels normalisés. Ces descripteurs sont ensuite employés pour caractériser quantitativement la perception humaine sur un ensemble d'étoffes virtuelles au travers d'une expérience sensorielle. Les données sensorielles acquises serviront à modéliser la relation entre les paramètres techniques et les descripteurs sensoriels.

5.2.1 Collection des échantillons d'étoffes

Dix-neuf étoffes représentatives, présentant de profondes variations en termes de caractéristiques visuelles et tactiles, ont été sélectionnées pour notre étude. Cette collection d'étoffes variées et répondant à une problématique propre à une entreprise servent à illustrer la proposition d'un processus de co-création. Ces étoffes ont déjà été utilisées dans le Chapitre 4 pour créer des tombes virtuels dans le logiciel de CAO en confection 3D. Les paramètres techniques mécaniques et optiques de ces échantillons, identifiés par les expériences sensorielles au Chapitre 4, forment désormais la source de données d'apprentissage de l'entrée du modèle que nous introduisons ici. L'ensemble des paramètres techniques identifiés sont rappelés dans le Tableau 5-1.

Les paramètres P_1, \dots, P_7, P_{14} sont identifiés par les expériences sensorielles présentées dans le Chapitre 4. P_8 et P_9 sont fournis par les fournisseurs des étoffes lors de l'achat car ils sont des paramètres généraux et systématiquement disponibles dans tous les cahiers des charges des produits textiles. Le paramètre P_{10} « *densité de la texture* » est défini par le nombre de répétitions du motif élémentaire de base à l'origine de la texture. Il s'observe de visu sur une longueur de 10 mm. Dans la majorité des cas, nous prenons la densité de fils

ou la densité de mailles comme indication pour la densité de la texture. Pour les textiles ayant une surface très rugueuse comme le velours côtelé nous comptons le nombre de rayures apparentes au lieu du nombre de fils, car ces rayures prennent généralement l'ascendance pour la texture et la rugosité de la surface.

Tableau 5-1. Paramètres techniques identifiés des 19 matières textiles

R.é. paramètre	Tension trame	Tension chaîne	Cisaille ment	Flexion trame	Flexion chaîne	Ratio buckling	Raideur buckling	Masse surfaccique (g/m ³)	Epaisseur (mm)
	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉
T1	27	18	4	6	10	15	62	93	0,1
T2	21	16	19	35	23	83	16	133	0,2
T3	68	28	53	58	60	94	20	189	0,3
T4	48	43	12	35	67	92	83	260	0,7
T5	20	29	9	10	6	7	16	100	0,2
T6	53	55	7	46	62	96	23	202	0,7
T7	36	68	53	31	36	7	41	52	0,1
T8	47	20	12	38	42	86	45	281	1,2
T9	32	10	2	4	12	92	58	10	0,1
T10	10	23	4	6	5	17	28	120	0,3
T11	38	24	36	26	57	84	76	297	1,1
T12	19	15	4	7	8	18	80	154	0,3
T13	37	20	44	36	63	70	42	416	0,9
T14	26	34	13	33	53	71	36	213	0,3
T15	27	25	13	61	13	28	39	120	0,2
T16	48	22	2	4	12	23	26	111	0,1
T17	24	36	7	35	64	95	28	225	0,4
T18	27	20	4	5	13	17	42	72	0,1
T19	12	18	3	4	10	12	94	178	1

R.é. échantillon	Densité texture (fil/cm)	Rouge	Vert	Bleu	Brillance
	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄
T1	51	199	208	219	4
T2	39	234	34	162	0
T3	31	209	198	170	4
T4	9	233	235	235	0
T5	53	241	241	242	0
T6	3	230	237	236	0
T7	21	195	200	234	0
T8	61	36	38	40	0
T9	66	35	50	54	59
T10	45	111	36	49	0
T11	7	239	223	203	4
T12	44	96	106	129	0
T13	19	60	71	118	8
T14	20	181	180	175	8
T15	63	148	144	11	27
T16	62	41	34	34	20
T17	67	62	43	38	31
T18	71	41	18	17	39
T19	36	96	94	183	4

Les paramètres liés aux couleurs des étoffes (P_{11} , P_{12} , P_{13}) sont obtenus à partir des images numérisées. Pour une étoffe de couleur unie, nous prenons, pour chacune des 3 composantes indépendantes (rouge, vert, bleu), la valeur moyenne de 10 pixels aléatoirement choisis sur l'image numérisée. Pour une étoffe aux couleurs multiples, les paramètres de la couleur globale sont calculés par les équations suivantes :

$$P_{11} = \text{Rouge}/_{\text{global}} = p_1 * \text{Rouge}/_{\text{couleur1}} + p_2 * \text{Rouge}/_{\text{couleur2}} + \dots + p_i * \text{Rouge}/_{\text{couleur}_i} \quad (5-1)$$

$$P_{12} = \text{Vert}/_{\text{global}} = p_1 * \text{Vert}/_{\text{couleur1}} + p_2 * \text{Vert}/_{\text{couleur2}} + \dots + p_i * \text{Vert}/_{\text{couleur}_i} \quad (5-2)$$

$$P_{13} = \text{Bleu}/_{\text{global}} = p_1 * \text{Bleu}/_{\text{couleur1}} + p_2 * \text{Bleu}/_{\text{couleur2}} + \dots + p_i * \text{Bleu}/_{\text{couleur}_i} \quad (5-3)$$

où p_i est la proportion de l'aire dédiée à la couleur i rapportée à la surface totale de l'étoffe.

Les tombes des étoffes virtuelles se réalisent dans le logiciel de CAO en confection 3D. Nous capturons leurs représentations virtuelles par les images sous les angles de vue à 0°, 45°, 90°, 135° et en vue de dessus. Ces images serviront à la caractérisation de la perception humaine des étoffes durant la conduite de l'évaluation sensorielle.

5.2.2 Descripteurs sensoriels et échelles d'évaluation

La détermination des critères d'évaluation ou des descripteurs sensoriels est une étape cruciale pour caractériser la perception humaine sur les matières virtuelles. Pour générer les descripteurs sensoriels appropriés, une procédure normalisée est mise au point. Dans la pratique, les créateurs et les consommateurs ne maîtrisent pas tous les éléments de la perception sur les matières textiles en raison de leur complexité. Ainsi, une étude classique de génération de descripteurs sensoriels par la méthode de «brain storming» - «séance de créativité» (génération d'une liste exhaustive de descripteurs) n'est pas forcément efficace. De plus, de nombreux travaux existent déjà sur l'évaluation sensorielle du toucher et de l'apparence des textiles [113, 187]. Il s'avère qu'à la suite de ces travaux, nous sommes en mesure de nous appuyer sur une liste bien maîtrisée de termes disjoints capables de décrire précisément l'évaluation sensorielle des matériaux textiles. Cette liste disponible correspond aux échantillons sur lesquels porte notre étude. Ainsi en vertu de ces résultats déjà publiés, nous nous baserons sur un ensemble de termes au nombre d'une trentaine de paires de descripteurs sensoriels appropriés et décrivant plusieurs gammes représentatives de produits textiles. Ensuite, les descripteurs pertinents et adaptés aux échantillons textiles objets de l'étude sont sélectionnés par un panel d'experts, composé de six professionnels du textile, selon les critères ci-dessous :

- Les descripteurs sensoriels pertinents devront être maîtrisés par les créateurs et les consommateurs pour la signification qu'ils recouvrent et le moyen de les évaluer,
- Les descripteurs sensoriels pertinents devront être perçus au travers de représentations virtuelles. Par exemple, le mot «étirable» est facile à évaluer pour une matière physique. Cela devient plus délicat s'il n'y a pas de contact direct (évaluation visuelle uniquement),

- Les descripteurs retenus devront être significatifs, non-redondants et distincts entre eux par rapport à l'environnement virtuel. Par exemple, « lisse » et « glissant » ne sont pas tout à fait identiques pour les panélistes entraînés lorsqu'ils évaluent les matériaux physiques. Mais nous les fusionons en un seul descripteur car, dans l'environnement virtuel, leur différenciation devient imperceptible lors de l'observation des images.
- Les descripteurs comprenant des ambiguïtés et des incertitudes doivent être éliminés. Par exemple, les mots tels que « agréable », « sportif » ne sont pas choisis.

En suivant ces règles, 9 paires de descripteurs sensoriels sont sélectionnés. Ils décrivent les différents comportements des étoffes évaluées. La définition de chaque paire est indiquée dans le Tableau 5-2.

Tableau 5-2. Définitions des neuf descripteurs sensoriels pour une étoffe

Réf. Descripteur	Définition des descripteurs
D ₁	Pliable – Rigide Un textile « rigide » n'est pas facilement pliable. Il est dur et inflexible. Un textile « pliable » est au contraire souple et facile à plier et s'oppose à la sensation de « rigidité ».
D ₂	Doux-Rêche Un textile qui est « doux » en surface provoque un ressenti très lisse, fin et agréable au niveau de toucher. « Rêche » s'oppose à la sensation de « douceur », caractérisant la présence de particules dures et/ou d'aspérités en surface.
D ₃	Tombant-Non tombant Caractérise un textile capable d'épouser la forme de la main. Par exemple, l'échantillon est tenu entre le pouce et l'index de sorte qu'il se "drape" autour des doigts en direction du sol. Plus il suit la ligne des articulations, plus il est « tombant ».
D ₄	Lisse – Rugueux Il s'agit ici d'un jugement global de la surface. « Rugueux » caractérise une étoffe avec des aspérités ou des reliefs en surface qui s'accrochent lors d'un contact tangentiel avec la pulpe des doigts. Un textile présentant une surface lisse s'éloigne d'un textile plutôt rugueux (i.e. bosses, arêtes saillantes ou irrégularités) quand il est caressé par la main.
D ₅	Mince- Epais Un textile est dit « mince » lorsqu'il présente une faible épaisseur physique. « Epais » s'oppose à « mince ».
D ₆	Léger – Lourd Un textile qui est « léger » lorsqu'il accuse une faible masse surfacique. Dans le cas contraire, il sera qualifié de « Lourd ».
D ₇	Chaud – Frais Caractérise la sensation thermique perçue au contact de la main. Un textile est « chaud » en surface lorsqu'il propose une sensation confortable et agréable au niveau de la conduction thermique à son contact.
D ₈	Brillant – Mat Caractérise la capacité d'une étoffe à réfléchir la lumière. Un textile brillant a une perception visuelle éclatante avec une forte réflexion spéculaire. Le terme « Mat » s'oppose à « brillant ».
D ₉	Transparent – non transparent Capacité pour la lumière de traverser l'étoffe. Au contraire, un textile transparent est capable de transmettre la lumière et les objets placés derrière l'étoffe deviennent visibles.

Une échelle de 11 niveaux de 0 à 10 est utilisée durant notre expérience sensorielle. Chaque niveau est bien défini sémantiquement selon le Tableau 5-3. Par exemple, la paire de descripteurs opposés « pliable-rigide » est interprétée par : 0 - extrêmement pliable, 1 - très pliable, 2 - vraiment pliable, 3 - assez pliable, 4 – plus que moyennement (pliable), 5 – moyennement, 6 – plus que moyennement (rigide), 7 - assez rigide, 8 - vraiment rigide, 9 - très rigide, 10 - extrêmement rigide.

Tableau 5-3. Echelle d'évaluation et descriptions sémantiques

Niveau	0	1	2	3	4
Description	Extrêmement	Très	Vraiment	Assez	Plus que moyennement
	5	6	7	8	9
Moyennement	Plus que moyennement	Assez	Vraiment	Très	Extrêmement

5.2.3 Choix du panel sensoriel et son entraînement

Une fois que les descripteurs sensoriels et l'échelle d'évaluation sont bien définis, nous procédons à une évaluation sensorielle afin d'acquérir des données de ces descripteurs par rapport aux échantillons sélectionnés. Cette évaluation sensorielle s'effectue par un autre panel qui cette fois doit rassembler des membres ayant des compétences fines pour apprécier les différences parfois ténues sur des descripteurs qui nécessitent de la pratique ou tout du moins de l'entraînement. Nous avons retenu donc ici 12 créateurs ou professionnels (7 hommes et 5 femmes).

Avant l'évaluation sensorielle sur des échantillons virtuels, un entraînement des panélistes s'effectue, afin de se familiariser avec les descripteurs sensoriels proposés et partager la même sémantique, la procédure d'évaluation ainsi que l'échelle utilisée sur des référentiels physiques. Durant l'entraînement, au fur et à mesure du contact direct avec les matières, les associations entre les descripteurs tactiles et visuels peuvent être établies chez les panélistes. Ceci favorise l'évaluation des produits dans un environnement virtuel.

5.2.4 Réalisation des expériences sensorielles

Durant l'évaluation sensorielle, chaque test s'effectue individuellement par chaque panéliste. Tout d'abord, l'évaluateur est sollicité pour observer rapidement les images des 19 échantillons virtuels sur l'écran pour avoir un aperçu global. Cette étape permet aux évaluateurs de comprendre la nature de la collection de matières concernées, et de « pré-positionner » chaque étoffe virtuelle dans les différents grades de l'échelle pour chaque descripteur sensoriel.

Ensuite, chaque panéliste compare, deux à deux, les échantillons, afin de juger leurs écarts. Les notes d'évaluations sont ensuite enregistrées dans une feuille de réponse pour tous les échantillons et tous les descripteurs sensoriels. Durant l'évaluation, pour chaque panéliste, la modification des notes est autorisée.

Cette procédure se répète pour chacune des 9 paires de descripteurs sensoriels. Les résultats des évaluations sont reportés à l'ANNEXE IV.

5.2.5 Formalisation des données

Afin de mieux décrire les expériences sensorielles, nous donnons ci-dessous la formalisation des concepts utilisés.

$T = \{T_i | i=1, \dots, n\}$ est un ensemble d'échantillons (étoffes virtuelles) utilisé dans notre étude. Pour cette expérience, nous prendrons $n=19$.

$PL = \{pl_i | i=1, \dots, r\}$ est un ensemble de panélistes participant à l'évaluation sensorielle avec les descripteurs sensoriels prédéfinis. Dans notre expérience, nous prendrons $r=12$.

$D = \{D_i | i=1, \dots, p\}$ est un ensemble de paires de descripteurs sensoriels pertinents retenus par le panel d'experts pour décrire la perception humaine pour les étoffes virtuelles. Dans notre expérience, nous prendrons $p=9$.

Après l'expérience sensorielle, nous obtenons, pour chaque panéliste $pl_i (i \in \{1, \dots, r\})$, les notes d'évaluation du descripteur $D_k (k \leq p)$, correspondant à l'ensemble des n échantillons, et notés :

$$Eval_{D_k}(pl_i) = \begin{bmatrix} d_k(T_1, pl_i) \\ d_k(T_2, pl_i) \\ \vdots \\ d_k(T_n, pl_i) \end{bmatrix} \quad (5-4)$$

où $d_k(T_j, pl_i)$ est une valeur entre 0 et 10 pour l'échantillon T_j .

Pour chaque descripteur sensoriel D_k , nous calculons ensuite la moyenne des valeurs fournies par tous les panélistes afin d'obtenir une note finale. Les résultats d'évaluation sur D_k pour l'ensemble des échantillons sont représentés par le vecteur suivant :

$$Eval_{D_k} = \begin{bmatrix} d_k(T_1) \\ d_k(T_2) \\ \vdots \\ d_k(T_n) \end{bmatrix} \quad (5-5)$$

$P = \{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ est un ensemble de paramètres techniques (mécaniques et optiques) identifiés. Dans notre expérience, nous prendrons $m=14$ (cf. Chapitre 5 §5.2.1). Chaque paramètre $P_i (i \in \{1, \dots, m\})$ est caractérisé par les données d'apprentissage sur les échantillons de T, constituant un vecteur suivant :

$$Eval_{p_i} = \begin{bmatrix} p_i(T_1) \\ p_i(T_2) \\ \vdots \\ p_i(T_n) \end{bmatrix} \quad (5-6)$$

où $p_i(T_j)$ représente la valeur du paramètre P_i pour l'étoffe T_j .

Afin d'éliminer les effets d'échelle des vecteurs d'apprentissage des paramètres techniques et des descripteurs sensoriels, nous normalisons dans l'intervalle [0, 1] les données précédentes de la façon suivante :

$$d_i(T_j) := \frac{d_i(T_j) - \min_k \{d_k(T_j)\}}{\max_k \{d_k(T_j)\} - \min_k \{d_k(T_j)\}} \quad (5-7)$$

$$p_i(T_j) := \frac{p_i(T_j) - \min_k \{p_k(T_j)\}}{\max_k \{p_k(T_j)\} - \min_k \{p_k(T_j)\}} \quad (5-8)$$

5.3 Modèle 1 : modélisation de la relation entre les paramètres techniques des matières et les descripteurs sensoriels

Dans un environnement 3D, la perception du produit textile virtuel et son ambiance associée peuvent être facilement modifiées selon les préférences du client par ajustement des paramètres techniques dans le logiciel de CAO en confection 3D. Cet environnement peut être considéré comme un système d'aide à la décision intelligente (SIAD) [190]. À l'aide de ce système, un nouveau produit textile orienté vers les consommateurs peut se réaliser grâce aux interactions entre les créateurs, les développeurs de matières et les consommateurs. Dans ce système, un modèle mathématique quantitatif, caractérisant la relation entre les paramètres techniques et les descripteurs sensoriels, est mis en place pour optimiser ces interactions et générer les étoffes virtuelles les plus appropriées, correspondant à une perception humaine désirée.

La relation entre les paramètres techniques des étoffes (entrées du modèle) et les descripteurs sensoriels (sorties du modèle) peut être considéré comme un système complexe (c.f. Figure 5-1).

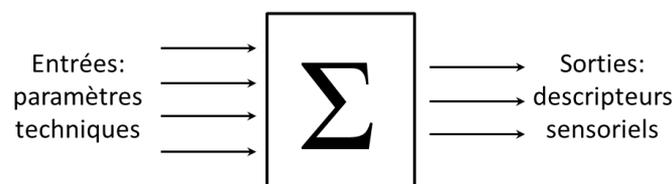


Figure 5-1. La relation complexe entre les paramètres techniques et les descripteurs sensoriels

Dans notre étude, les données d'apprentissage en entrée sont représentées par une matrice normalisée $Eval_p$ de dimension $n \times m$, correspondant aux m paramètres techniques de \mathbf{P} et aux n échantillons d'étoffe de \mathbf{T} :

$$Eval_p = \begin{bmatrix} p_1(T_1) & p_2(T_1) & \cdots & p_m(T_1) \\ p_1(T_2) & p_2(T_2) & \cdots & p_m(T_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1(T_n) & p_2(T_n) & \cdots & p_m(T_n) \end{bmatrix} \quad (5-9)$$

Pour simplifier la procédure de modélisation, les 9 sorties normalisées (D_1, D_2, \dots, D_m), obtenues à partir de l'expérience sensorielle conduite dans la Section 5.2, sont étudiées de façon individuelle.

Le modèle peut être représenté par une fonction f

$$D_k = f(P_1, P_2, \dots, P_m) \quad (5-10)$$

Dans notre étude, trois techniques de modélisation sont mises en place. Elles comprennent la régression linéaire, le réseau de neurones artificiels et l'arbre de décision flou avec l'algorithme ID3.

Compte-tenu du fait que la quantité de données acquises est très limitée, nous utilisons la méthode «Leave-One-Out» pour quantifier la performance du modèle proposé. Concrètement, parmi les données correspondant aux 19 échantillons de \mathbf{T} , 18 d'entre elles sont utilisées pour créer la base d'apprentissage et construire le modèle, et la donnée restante en permutation circulaire pour tester la performance du modèle, avec le calcul de l'Ecart Quadratique Moyen (EQM). L'EQM correspond à l'écart entre la sortie réelle (résultat de l'évaluation sensorielle) et la sortie prévue par le modèle. Cet écart varie dans l'intervalle $[0, 1]$ car toutes les données sont normalisées. Cette procédure se répète 19 fois pour boucler la permutation dans son entier. Une faible valeur de l'EQM implique une meilleure performance du modèle.

5.3.1 Modélisation par la régression linéaire

Supposons que la relation entre les paramètres techniques \mathbf{P} et le descripteur sensoriel D_k puisse s'exprimer au travers d'un modèle de régression linéaire :

$$D_k = a_0 + a_1 \cdot P_1 + \cdots + a_m \cdot P_m \quad (5-11)$$

où a_0, a_1, \dots, a_m sont des coefficients de la régression associés à chacun des facteurs.

Si nous utilisons la donnée correspondant à l'échantillon T_i pour le test, nous obtenons alors \widetilde{Eval}_p^i et $\widetilde{Eval}_{D_k}^i$ comme données d'apprentissage pour les entrées P_1, \dots, P_m et la sortie D_k :

$$\widetilde{Eval}_P^i = \begin{bmatrix} p_1(T_1) & p_2(T_1) & \dots & p_m(T_1) \\ p_1(T_2) & p_2(T_2) & \dots & p_m(T_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1(T_{i-1}) & p_2(T_{i-1}) & \dots & p_m(T_{i-1}) \\ p_1(T_{i+1}) & p_2(T_{i+1}) & \dots & p_m(T_{i+1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1(T_n) & p_2(T_n) & \dots & p_m(T_n) \end{bmatrix} \text{ et } \widetilde{Eval}_{D_k}^i = \begin{bmatrix} d_k(T_1) \\ d_k(T_2) \\ \vdots \\ d_k(T_{i-1}) \\ d_k(T_{i+1}) \\ \vdots \\ d_k(T_n) \end{bmatrix} \quad (5-12)$$

A partir des données d'apprentissage \widetilde{Eval}_P^i et $\widetilde{Eval}_{D_k}^i$, nous utilisons la méthode des moindres carrés pour identifier les coefficients a_0, a_1, \dots, a_m , et obtenons la sortie estimée du modèle de la façon suivante :

$$d_k(T_i)|_{estimé} = a_0 + p_1(T_i) * a_1 + \dots + p_m(T_i) * a_m \quad (5-13)$$

La valeur de l'EQM associée au test de l'échantillon T_i est calculée par l'équation suivante :

$$EQM_k(T_i) = ||d_k(T_i) - d_k(T_i)|_{estimé}|| \quad (5-14)$$

Cette procédure se répète 19 fois afin de tester la performance du modèle proposé sur les différents échantillons.

5.3.2 Modélisation par un réseau de neurones artificiels

Compte-tenu du fait que la quantité de données est très faible (19 échantillons) par rapport au nombre de variables d'entrée (14 paramètres), la modélisation avec un réseau de neurones à couches multiples entraîne de façon certaine un sur-apprentissage. Dans cette situation, nous devons à l'avance réduire le nombre de variables d'entrée par une méthode qui s'adapte bien à cela, à savoir une Analyse en Composantes Principales (ACP). A la suite, nous créons un modèle avec une structure relativement simple et en conformité avec le nombre de données d'apprentissage disponibles.

L'ACP est une méthode efficace pour réduire un espace de dimension élevée vers un sous-espace de plus faible dimension en minimisant la perte d'information. Le principe consiste à projeter les données de l'espace d'origine vers un sous-espace déterminé par les axes principaux en limitant les axes présentant un faible taux d'explication. Chaque composante principale est constituée d'une combinaison linéaire des variables originales.

Dans notre étude, par application de l'ACP aux données initiales sur 14 paramètres techniques et les 19 échantillons, nous faisons le choix de conserver les 3 premières composantes principales x_1, x_2 et x_3 , représentant au total 65,6% de l'information par rapport aux axes originaux. Ces 3 nouvelles variables sont alors utilisés pour créer le réseau de neurones artificiels avec une structure de type 3-2-1, soit 3 neurones dans la couche d'entrée, 2 neurones dans la couche cachée et 1 neurone dans la couche de sortie (c.f. Figure 5-2). Cette

structure de réseau garantit en outre de pouvoir prendre en considération des relations non-linéaires entre l'espace d'entrée et celui en sortie en faisant le choix de fonctions d'activation ad hoc pour les neurones.

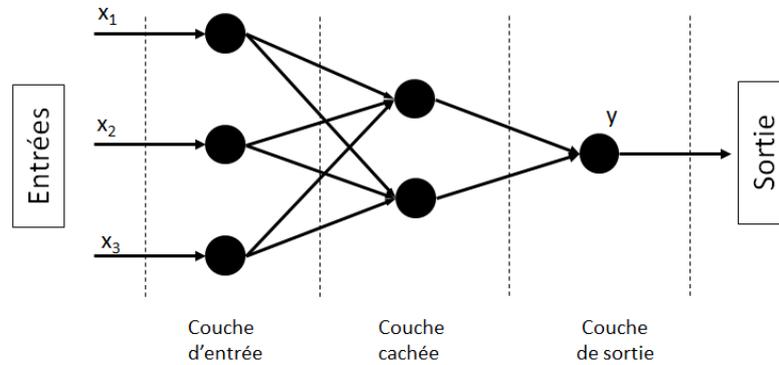


Figure 5-2. Structure du réseau de neurones artificiels

A l'aide de l'ACP, les données d'apprentissage d'entrée, et la donnée de test, sont convertis en un tableau de données à 3 dimensions, représenté par :

$$\widetilde{Eval}_p^i = \begin{bmatrix} x_1(T_1) & x_2(T_1) & x_3(T_1) \\ x_1(T_2) & x_2(T_2) & x_3(T_2) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \check{x}_1(T_{i-1}) & \check{x}_2(T_{i-1}) & \check{x}_3(T_{i-1}) \\ \check{x}_1(T_{i+1}) & \check{x}_2(T_{i+1}) & \check{x}_3(T_{i+1}) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1(T_n) & x_2(T_n) & x_3(T_n) \end{bmatrix} \quad (5-15)$$

Par analogie avec la procédure de modélisation sous la forme de régression linéaire, nous utilisons les données d'apprentissage \widetilde{Eval}_p^i et $\widetilde{Eval}_{D_k}^i$ pour construire le réseau de neurones.

Afin de produire des effets non-linéaires, nous prenons la fonction log-sigmoïde comme la fonction de transfert pour les trois couches. Cette fonction s'exprime par l'équation suivante :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (5-16)$$

La performance du modèle en réseau neuronal est également testé par la méthode du 'Leave-One-Out', précité précédemment.

5.3.3 Modélisation avec un arbre de décision flou par l'algorithme ID3

La procédure de modélisation mettant en œuvre l'arbre de décision flou ID3 se compose des trois étapes suivantes :

Etape 1: définition des fonctions d'appartenance

Compte-tenu du fait que les variables d'entrée P_i ($i \in \{1, \dots, m\}$) et la variable de sortie D_k sont des valeurs numériques normalisées, distribuées dans l'intervalle $[0, 1]$, nous le découpons dans un premier temps en 10 sous-intervalles puis définissons, de façon uniforme, les fonctions d'appartenance (c.f. Figure 5-3) pour chacun d'entre eux. Nous obtenons donc, pour chaque variable, 11 valeurs floues ou linguistiques, notées C_1 (centré sur 0), C_2 (centré sur 0,1), ..., C_{11} (centré sur 1).

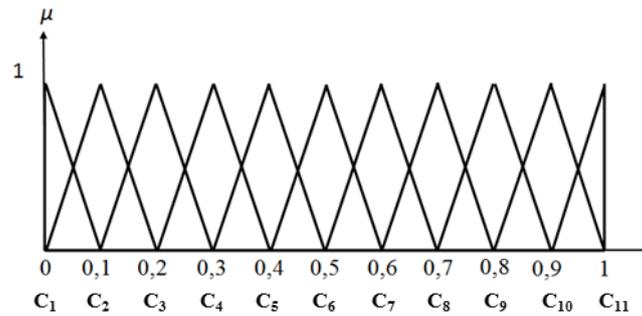


Figure 5-3. Définition des fonctions d'appartenance triangulaires pour les entrées et la sortie

Etape 2: Fuzzification des données

En s'appuyant sur les fonctions d'appartenance établies, chaque valeur numérique d'entrée $p_i(T_j)$ et de sortie $d_k(T_j)$ peut être convertie en valeur floue, notée :

$$p_i(T_j) \text{ ou } d_k(T_j) \rightarrow$$

$$(\mu(C_1), \mu(C_2), \mu(C_3), \mu(C_4), \mu(C_5), \mu(C_6), \mu(C_7), \mu(C_8), \mu(C_9), \mu(C_{10}), \mu(C_{11})) \quad (5-17)$$

Par exemple, la valeur 0,75 peut être convertie en valeur floue (0 0 0 0 0 0 0,5 0,5 0 0). C'est-à-dire qu'elle appartient à C_8 et C_9 en même temps avec un degré d'appartenance de 0,5 pour chaque sous-ensemble de valeur linguistique.

Etape 3 : Création de la structure de l'arbre de décision flou

L'algorithme ID3 permet de décider, à chaque nœud, quelle entrée (paramètre technique) sera sélectionnée pour construire une nouvelle branche selon les valeurs calculées de l'entropie $E(S)$ et du gain $G(S)$. La construction de nouvelles branches s'arrête si chaque nœud devient inséparable ou si la précision souhaitée est atteinte. Ces deux conditions d'arrêt sont exprimées par $\tau_{E(A,S)} = 0,1$ (le seuil pour l'entropie d'un nœud) et $\tau_{G(A,S)} = 0,1$ (le seuil pour le gain d'un nœud).

La Figure 5-4 montre un exemple de l'arbre de décision flou $ARBRE_1$, obtenu par l'algorithme ID3. Il est construit à partir des 14 paramètres $\{P_1, P_2 \dots P_{14}\}$ et de la sortie D_1 (pliable - rigide).

P ₅		0	P ₃	0	C=(0,04 0,56 0 0 0 0 0 0 0 0)
		0,1		P ₄	0
P ₅		0	P ₃	0,1	C=(0 0,05 0,05 0 0 0 0 0 0 0)
				0,2	C=(0 0,23 0,23 0 0 0 0 0 0 0)
P ₅		0	P ₃	0,3	C=(0 0 0 0 0,1 0,1 0 0 0 0)
				0,5	C=(0 0 0 0 0 0,1 0,1 0 0 0)
P ₅		0	P ₃	0,6	C=(0 0 0 0 0 0,1 0,1 0 0 0)
				0,2	C=(0 0,61 0,48 0 0 0,1 0,1 0 0 0)
P ₅		0	P ₃	0,3	C=(0 0 0,41 0,34 0 0 0 0 0 0)
				0,4	C=(0 0 0,2 0,2 0 0 0 0 0 0)
P ₅		0	P ₃	0,5	C=(0 0 0,04 0,06 0 0 0 0,27 0,62 0 0)
				0,6	P ₈
P ₅		0	P ₃	0,2	C=(0 0 0,04 0,53 0 0 0 0 0 0)
				0,3	C=(0 0 0,02 0,02 0 0 0 0 0 0)
P ₅		0	P ₃	0,8	C=(0 0,32 0,48 0 0 0 0 0 0 0)
				0,9	C=(0 0,13 0,13 0 0 0 0 0 0 0)
P ₅		0	P ₃	1	C=(0,8 0 0 0 0 0 0 0 0 0)
				0,1	P ₄
P ₅		0,1	P ₄	0,1	C=(0 0,14 0,25 0,57 0 0 0 0 0 0)
				0,2	P ₆
P ₅		0,1	P ₄	0,2	C=(0 0,12 0,12 0 0 0 0 0 0)
				0,9	C=(0 0 0 0 0,03 0,03 0 0 0)
P ₅		0,1	P ₄	1	C=(0 0 0 0 0,24 0,24 0 0 0)
				0,3	C=(0 0 0 0 0,61 0,39 0 0 0)
P ₅		0,1	P ₄	0,5	C=(0 0 0 0 0 0,1 0,54 0 0 0,2)
				0,6	C=(0 0 0 0 0 0,1 0,44 0 0 0,2)
P ₅		0,1	P ₄	0,8	C=(0,16 0 0 0 0 0 0 0 0)
				0,9	C=(0,04 0 0 0 0 0 0 0 0)
P ₅		0,1	P ₄	1	C=(0 0 0 0 0 0 0,04 0,04 0 0)
				0,2	P ₄
P ₅		0,2	P ₄	0,1	C=(0 0 0,06 0,06 0 0 0,26 0,6 0 0)
				0,2	C=(0 0 0 0 0 0,24 0,24 0 0)
P ₅		0,2	P ₄	0,5	C=(0 0 0 0 0 0 0,03 0,03 0 0)
				0,6	C=(0 0 0 0 0 0 0,5 0,5 0 0)
P ₅		0,2	P ₄	0,7	C=(0 0 0 0 0 0 0,22 0,22 0 0)
				0,8	C=(0 0 0 0 0 0 0,3 0,62 0 0)
P ₅		0,2	P ₄	1	C=(0 0 0 0 0 0 0 0 0,96)
				0,3	P ₄

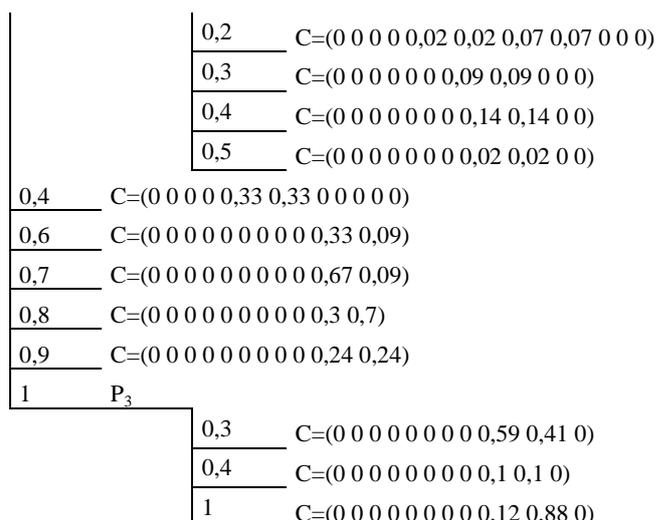


Figure 5-4. Arbre de décision flou « $ARBRE_1$ » caractérisant la relation entre les paramètres techniques et le descripteur D_1 (pliable/rigide)

Dans cet exemple, nous constatons que P_5 (flexion dans le sens chaîne) est le premier paramètre sélectionné car le gain calculé pour P_5 est plus grand par rapport aux autres paramètres. Ensuite, l'arbre continue à se développer selon les différentes conditions. Par exemple, si P_5 (le paramètre au niveau 1) est 0 ou 1, alors P_3 (cisaillement) sera pris comme un nœud de niveau 2 et l'arbre continue à se diviser. Si P_5 est égale à 0,1 ou 0,2 ou 0,3, P_4 (flexion dans le sens trame) sera pris comme un nœud au niveau 2 et l'arbre continue à se subdiviser. Si P_5 est égale à 0,4 ou 0,6 ou 0,7 ou 0,8 ou 0,9, nous obtenons dès lors les feuilles, chacune correspondant à un résultat de classification précis, et la division de l'arbre se termine.

Toutes les feuilles peuvent s'exprimer par une série de règles de la forme **SI...ALORS...** Un exemple de règle serait : **SI** P_5 est égale à 0, P_3 est égale à 0,1 **ET** P_4 est égale à 0,2, **ALORS** la valeur du descripteur pliable-rigide est $(0\ 0,23\ 0,23\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)$, signifiant qu'elle appartient à C_2 (0,1) avec un degré d'appartenance de 0,23, et à C_3 (0,2) avec un degré d'appartenance de 0,23. Les degrés d'appartenance pour les autres valeurs linguistiques sont nuls.

De la même manière, les structures des arbres de décision flous pour les autres descripteurs sensoriels D_2, \dots, D_9 , notés $\{ARBRE_2, \dots, ARBRE_9\}$, sont indiqués dans l'ANNEXE V.

Etape 4 : Agrégation dans un arbre de décision flou

Supposons qu'il existe t chemins dans l'arbre de décision flou $ARBRE_1$ pour les paramètres techniques d'une étoffe T_x , nous extrayons les règles floues comme suit :

RA^τ : **SI** $\{p_1(T_x) \text{ EST } v_1\}$ **ET...** **ET** $\{p_m(T_x) \text{ EST } v_m\}$, **ALORS** le résultat du descripteur D_k **EST** $(\mu^\tau(C_1), \mu^\tau(C_2), \dots, \mu^\tau(C_{11}))$ avec $\tau \in \{1, 2, \dots, t\}$

où $p_1(T_x) \dots p_m(T_x)$ sont les paramètres techniques pour l'étoffe, T_x ; $v_1 \dots v_m$ représentent les valeurs séparant les nœuds de l'arbre $ARBRE_l$ en différentes branches. C_i est une valeur linguistique (classe) alors que $\mu^\tau(C_i)$ représente le degré d'appartenance à class C_i pour le chemin τ , obtenu par l'algorithme de l'arbre de décision flou ID3.

Par rapport à l'arbre de décision classique qui donne directement un résultat de classe, l'arbre de décision flou ID3 génère, pour chaque feuille, un ensemble de degrés d'appartenance associés aux classes ou valeurs linguistiques prédéfinies. Ainsi, la procédure d'agrégation est de combiner toutes les feuilles, associées aux degrés d'appartenance calculés à partir des paramètres techniques de l'étoffe T_x .

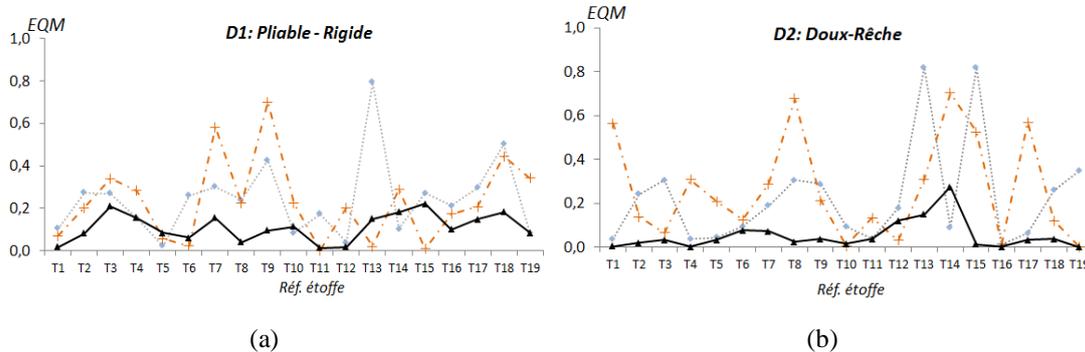
Puis la méthode de Mamdani [170] est utilisée pour agréger tous les chemins concernés. Le résultat de l'agrégation pour prédire la valeur floue du descripteur D_k peut être décrit par

$$D_k(T_x) = (\mu(C_1), \mu(C_2), \dots, \mu(C_{11})) \text{ avec } \sum_{i=1}^{11} \mu(C_i) = 1 \quad (5-18)$$

Enfin nous utilisons la méthode du centre de gravité présentée dans le Chapitre 2, pour effectuer une défuzzification (sortie estimée).

5.3.4 Comparaison et discussion des 3 approches de modélisation

Avec les 3 techniques présentées dans les sections précédentes, nous construisons 3 modèles pour chaque descripteur. La méthode «Leave-One-Out» teste les performances de chacun d'entre eux au travers de la représentation des valeurs EQM. La Figure 5-5 donne les résultats de comparaisons pour chaque descripteur sensoriel.



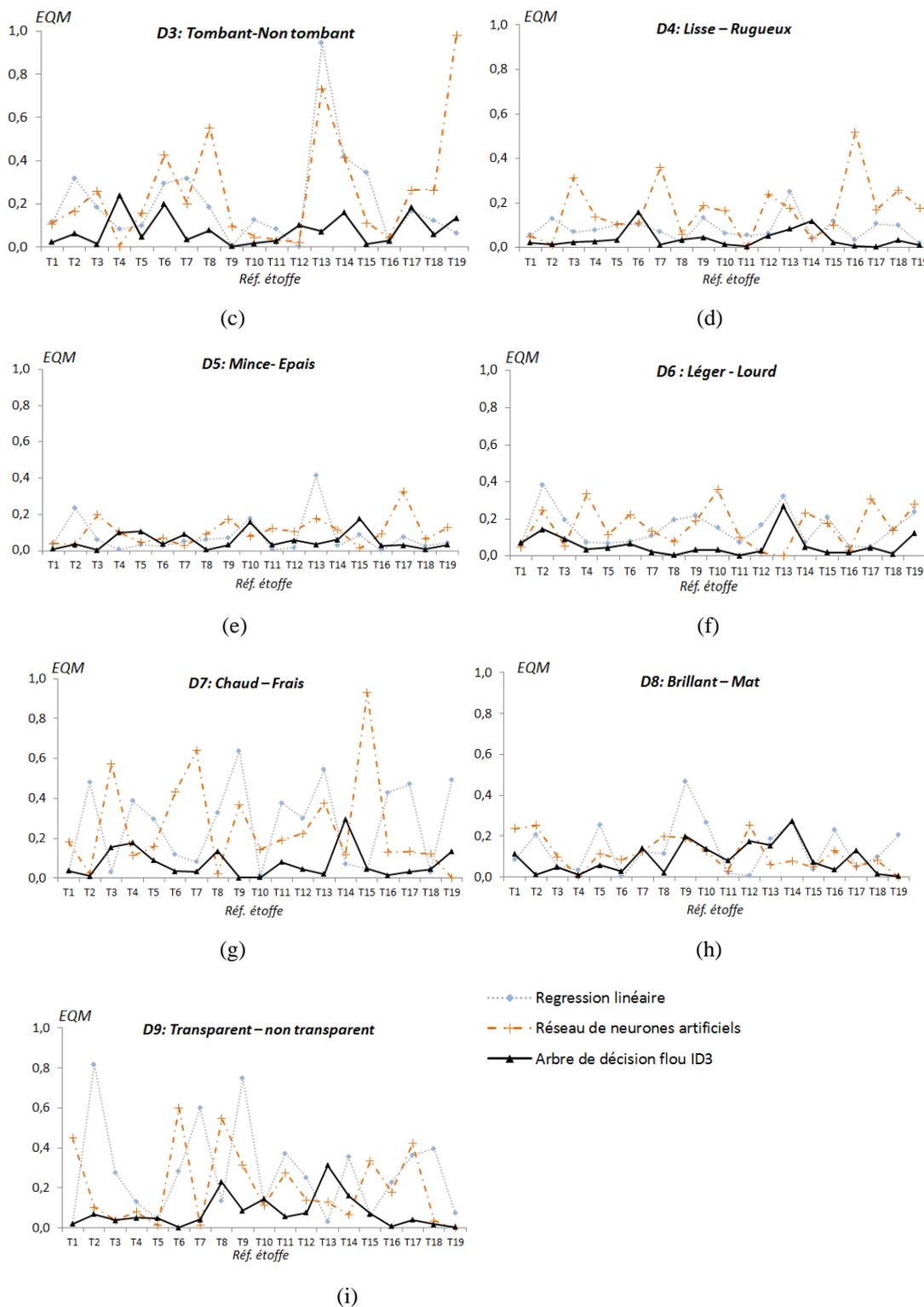


Figure 5-5. Comparaison des performances des modèles pour les différents descripteurs sensoriels : a) pliable-rigide ; b) doux-rêche ; c) tombant-non tombant ; d) lisse-rugueux ; e) mince-épais ; f) léger-lourd ; g) chaud-frais ; h) brillant-mat ; i) transparent-non transparent

Nous pouvons constater que la performance du modèle de la régression linéaire est insatisfaisante. Pour chaque descripteur, les valeurs de l'EQM sont assez grandes et très instables. Par exemple, dans la Figure 5-5a, seulement 6 points prennent des valeurs EQM

inférieures à 0,2, pour 10 autres points cela varie entre 0,2 et 0,4, et encore pour 3 points les valeurs sont supérieures à 0,4. Selon ces résultats, nous pouvons conclure qu'un modèle linéaire n'est pas adapté à la caractérisation de la relation entre les paramètres techniques et les descripteurs sensoriels.

Quant au réseau de neurones artificiels, bien qu'il ait été appliqué, avec succès, à la modélisation de nombreuses relations complexes et non linéaires, la performance des résultats obtenus n'est pas satisfaisante non plus, car ils ne sont ni stables ni précis. Ce problème peut être lié aux deux raisons suivantes : 1) La perte d'information après le traitement de l'ACP. Les trois premières composantes principales contiennent seulement 65,6% de l'information originale, insuffisant pour créer un modèle de prédiction assez précis. 2) Durant la modélisation, les poids initiaux des neurones sont générés de façon aléatoire. Ainsi, la procédure d'apprentissage peut converger vers un optimum local, éloigné de l'optimum global. Une procédure de sélection des poids des neurones saurait éventuellement résoudre ce problème, mais elle nécessite un grand nombre de données d'apprentissage et la contrainte industrielle d'un nombre toujours limité d'échantillons ne favorise pas cette possibilité.

Par rapport aux deux techniques précédentes, l'arbre de décision flou ID3 montre une meilleure performance de prédiction. La valeur moyenne globale de l'EQM pour tous les tests (tous les échantillons et tous les descripteurs sensoriels) est de 0,07 (c.f. Figure 5-6), tandis que l'on atteint 0,19 et 0,20 respectivement pour la régression linéaire et le réseau de neurones artificiels. De plus, l'écart type global de l'EQM est également de 0,07 pour l'arbre de décision flou ID3 tandis que 0,16 et 0,17 sont respectivement atteints pour les deux premiers modèles. Concrètement, dans la plupart des tests de performance, les valeurs de l'EQM sont inférieures à 0,2, signifiant que la sortie estimée par l'arbre de décision flou ID3 est assez proche de la valeur réelle du descripteur sensoriel.

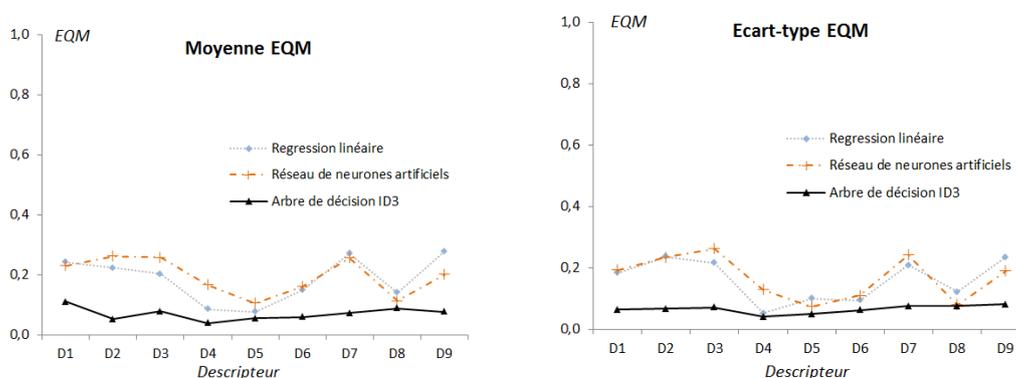


Figure 5-6. Comparaison des performances globales des 3 modèles

Par ailleurs, une ANOVA au niveau de 0,05, nous permet de constater que, pour la majorité des descripteurs sensoriels, l'arbre de décision flou ID3 est nettement plus performant que les deux autres méthodes (c.f. Tableau 5-4).

Tableau 5-4. Résultat de l'ANOVA sur les performances des trois techniques

D1 : Pliable - Rigide						
	RL*	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,24	0,23	0,11	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,18	0,19	0,07	oui	non	non
D2 : Doux - Rêche						
	RL	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,22	0,26	0,05	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,24	0,23	0,07	non	oui	non
D3 : Tombant – Non tombant						
	RL	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,2	0,26	0,08	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,22	0,26	0,07	non	oui	non
D4 : Lisse - Rugueux						
	RL	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,09	0,17	0,04	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,05	0,13	0,04	non	oui	oui
D5 : Mince - Epais						
	RL	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,08	0,11	0,06	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,1	0,07	0,05	non	non	non
D6 : Léger – Lord						
	RL	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,15	0,16	0,06	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,1	0,11	0,06	oui	oui	non
D7 : Chaud - Frais						
	RL	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,27	0,26	0,07	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,21	0,24	0,08	oui	oui	non
D8 : Brillant - Mat						
	RL	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,14	0,11	0,09	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,12	0,18	0,08	non	non	non
D9 : Transparent – non transparent						
	RL	RNA	ADF	Significatif		
Moyenne	0,28	0,2	0,08	ADF-RL	ADF-RNA	RL-RNA
Ecart-type	0,23	0,19	0,08	oui	non	non

* RL-régression linéaire, RNA-réseau de neurones artificiels, ADF- arbre de décision flou ID3

Pour notre cas d'étude, les avantages de l'arbre de décision flou ID3 ont été validés par l'analyse des résultats précédents. Il est capable de modéliser des relations complexes et non linéaires avec une robustesse importante et une précision relativement élevée. Il s'adapte particulièrement à des situations où la quantité de données d'apprentissage est trop faible, et est efficace pour résoudre le problème de sur-apprentissage. De plus, lors de l'application de cette méthode, l'étude de cohérences entre les variables d'entrées (paramètres techniques) ne devient pas nécessaire. Ceci permet de réduire largement la complexité du problème traité. En outre, la structure de l'arbre de décision possède une bonne capacité d'interprétation et de flexibilité, car le modèle peut s'exprimer par un ensemble de règles simples et compréhensibles de type SI...ALORS.

Nos modèles finaux seront créés à l'aide de l'arbre de décision flou ID3 et par intégration de l'ensemble des 19 données d'apprentissage. Chaque modèle créé correspondra à un descripteur sensoriel spécifique. Ces modèles sont utilisés seuls ou en combinaison pour modifier la perception humaine de la matière selon les préférences sensorielles du client. Les détails sont fournis dans la section suivante.

5.4 Exemple d'application

Dans le processus de création d'un vêtement dans un environnement virtuel, le créateur ou le consommateur souhaite généralement modifier la perception initiale du produit afin d'obtenir des effets spécifiques personnalisés. Par utilisation du modèle établi et retenu précédemment, nous pouvons modifier la perception humaine d'une étoffe par ajustement, dans le logiciel de CAO en confection 3D, des paramètres techniques associés.

La Figure 5-7a présente un vêtement réel de la collection de costumes de « cérémonie », fournie par une entreprise industrielle. Son prototype virtuel est réalisé dans le logiciel de CAO en confection 3D (c.f. Figure 5-7b), par intégration des paramètres techniques des étoffes T1 (corps, manches) et T4 (col, poignet etc.). Le processus de co-création appliqué est suffisamment performant pour que la perception globale du vêtement virtuel corresponde de très près à celle du produit physique.

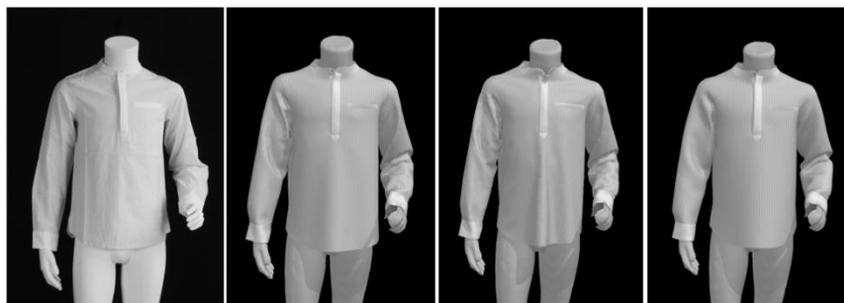


Figure 5-7. Exemple de co-création pour un vêtement de la collection de costumes de « cérémonie »: a) vêtement réel ; b) prototype virtuel ; c) vêtement plus pliable ; d) vêtement plus rigide

Dans le texte suivant, nous nous concentrons uniquement sur l'étoffe T1 pour ajuster la perception du vêtement car T1 détermine la majorité de la perception du comportement des étoffes pour juger de leur tomber. Selon le résultat de l'expérience sensorielle III, la valeur normalisée du descripteur sensoriel « pliable/rigide » est de 0,38. Si le créateur devait souhaiter que ce vêtement apparaisse plus pliable avec une valeur d'environ C_2 (0,1), il a juste besoin de chercher la règle floue pertinente dans l'arbre de décision correspondant (ARBRE₁, c.f. Figure 5-4). Dans cet arbre, parmi toutes les feuilles, nous identifions celle pour laquelle

le degré d'appartenance est le plus élevé pour le sous-ensemble $C_2(0,1)$. De cette manière, le chemin partant de la racine jusqu'à cette feuille est considéré comme la règle floue pertinente. Pour cet exemple précis, nous obtiendrions :

SI P_5 (flexion dans le sens de trame) à 0 (valeur après normalisation), P_3 (cisaillement) à 0,1, *ET* P_4 (flexion dans le sens de chaîne) à 0, *ALORS* la valeur de pliable/rigide est 0,12, calculé à partir de la classe $C=(0,0,72,0,15,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)$.

Cette règle permet d'ajuster les paramètres techniques associés afin de créer un nouveau vêtement avec la perception souhaitée (Figure 5-7c).

Au contraire, si le créateur souhaite que le vêtement apparaisse plus rigide avec une valeur de « pliable/rigide » autour de 0,9, il devra chercher une règle floue correspondant au degré d'appartenance le plus élevé sur $C_{10}(0,9)$ parmi toutes les feuilles. La règle floue identifiée est :

SI P_5 (flexion dans le sens de chaîne) à 1, *ET* P_3 (cisaillement) à 0, *ALORS* la valeur de pliable/rigide est 0,89, calculé à partir de la classe $C=(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,12,0,88,0)$.

Selon cette règle, un nouveau vêtement avec la perception désirée est créé dans la Figure 5-7d.

En pratique, la solution pour ajuster un descripteur sensoriel n'est généralement pas unique. Plusieurs combinaisons distinctes des paramètres techniques des étoffes sont en mesure d'apporter des perceptions similaires. Dans ce cas, nous proposons de sélectionner la solution pour laquelle l'écart par rapport aux paramètres techniques du départ est le plus faible possible. Ceci permet de nous assurer de conserver au maximum la perception originale pour tous les autres descripteurs sensoriels.

Si le créateur ou le consommateur devait souhaiter modifier la perception sur plusieurs descripteurs sensoriels en même temps, il y aurait lieu d'extraire toutes les règles pertinentes à partir des arbres de décision correspondant à ces descripteurs, afin de déterminer une zone commune d'évolution des paramètres techniques.

5.5 Bilan

Dans ce chapitre, nous avons étudié la relation entre les paramètres techniques de l'étoffe et la perception humaine, décrite par les descripteurs sensoriels, afin de réaliser la fonction de « réglage de la perception humaine sur la matière » à partir de la plateforme de co-création proposée en fin du Chapitre 1.

Pour ce but, 19 étoffes virtuelles représentatives, générées dans le Chapitre 4, ont été utilisées comme autant de données d'apprentissage. Nous avons, d'abord, sélectionné les

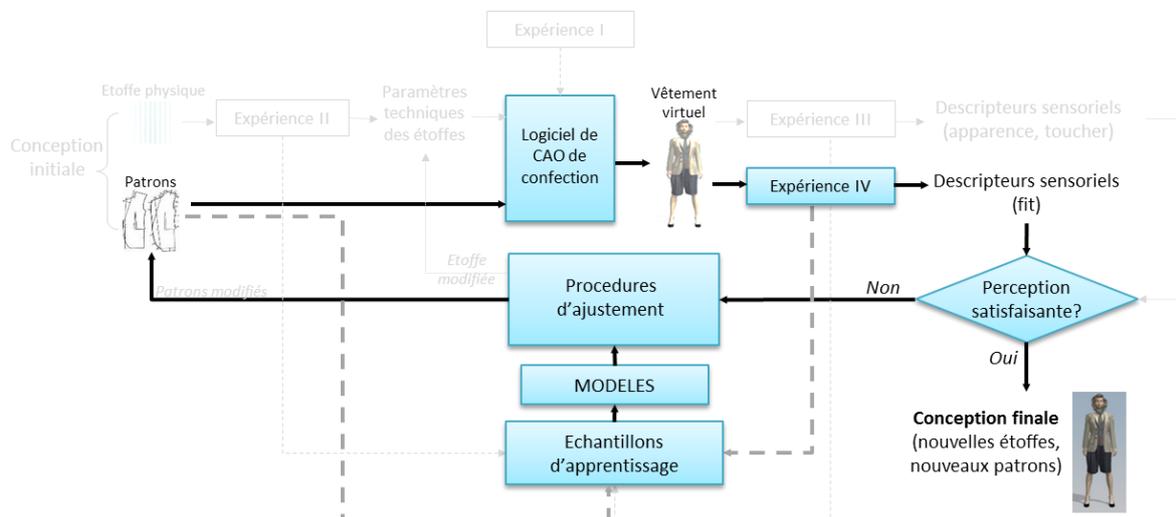
descripteurs sensoriels pertinents décrivant l'apparence et le toucher des matières textiles. Ensuite, une expérience sensorielle (Expérience III) a été réalisée avec un panel sensoriel entraîné afin de caractériser quantitativement la perception humaine des échantillons selon les descripteurs sensoriels normalisés.

En nous appuyant sur les données d'apprentissage acquises sur ces mêmes échantillons, incluant les paramètres techniques des étoffes (entrées) et les descripteurs sensoriels (sorties), nous avons proposé une technique de modélisation la mieux appropriée afin de caractériser précisément la relation complexe qui les lie. Ayant comparé les performances des trois modèles testés (régression linéaire, réseau de neurones artificiels et arbre de décision flou ID3), nous constatons que le dernier modèle est le meilleur en terme d'efficacité de robustesse et de flexibilité. De plus, l'arbre de décision flou ID3 possède la capacité importante d'interprétation des résultats obtenus et peut s'appliquer même avec une faible quantité de données d'apprentissage.

L'intégration du modèle utilisant l'algorithme d'arbre de décision flou ID3 dans la plateforme de co-création peut effectivement aider les créateurs à régler les paramètres techniques des étoffes virtuelles selon les préférences sensorielles attendues pour les clients. De cette manière, les consommateurs peuvent fortement s'impliquer dans le processus de création des produits et identifier aisément l'étoffe la plus appropriée en interactions avec les créateurs et les développeurs de matières.

CHAPITRE 6 MODELISATION DE LA RELATION ENTRE LES PARAMETRES DES PATRONS ET LA PERCEPTION DU FIT D'UN VETEMENT VIRTUEL

Ce chapitre vise à créer un modèle quantitatif caractérisant la relation entre la perception du fit d'un vêtement virtuel et les paramètres des patrons correspondants. Ce modèle permet de modifier les patrons selon les préférences du client au niveau du fit. Pour cela, les patrons de toutes les tailles d'un vêtement sont d'abord étudiés afin d'en extraire les paramètres pertinents. Ensuite, nous effectuons une expérience sensorielle pour caractériser quantitativement la perception du fit des vêtements virtuels à partir d'un ensemble de descripteurs sensoriels. Nous créons à la suite un modèle linéaire par un apprentissage des données sur les vêtements et le corps humain et d'évaluations de descripteurs sensoriels liés au fit. Ce dernier modèle permet aux consommateurs de prédire directement la perception du vêtement pour une nouvelle taille spécifique sans qu'il soit besoin d'un essayage complémentaire et de générer ainsi de nouveaux patrons personnalisés adaptés à la perception du fit désiré. Quelques exemples sont fournis à la fin de ce chapitre pour illustrer l'objet de l'étude.



6.1 Contexte de l'étude

Les vêtements n'ont pas pour uniques fonctions que celles de nous protéger de l'environnement extérieur ou notre pudeur. Ils ont aussi un rôle social et sont les vecteurs de l'image que nous souhaitons suggérer dans nos relations aux autres. Un vêtement est constitué

de surfaces complexes en 2D enveloppant le corps en 3D du porteur. La qualité et la valeur d'un vêtement dépendent non seulement des matières textiles employées, mais aussi de la combinaison de ces pièces entre elles (la coupe, l'assemblage, ...), c'est-à-dire le fit du vêtement sur le porteur.

Le fit d'un vêtement est un critère clé de qualité pour les consommateurs et donc pour les entreprises de l'habillement. Mais c'est un défi majeur pour les ventes à distance par multimédia (ordinateurs, tablettes, smartphones, ...). Dans la pratique, de mauvais fit sont la cause d'un fort taux de retour de produits conduisant à une perte de bénéfices et de temps ainsi qu'à une insatisfaction et une frustration du client pour la marque concernée. Selon les travaux existants, les causes principales d'un mauvais fit peuvent se résumer ci-dessous [185]:

- Les normes incorrectes de mesures anthropométriques et les règles de gradation incohérentes
- Les défauts causés par une mise en œuvre inadaptée des patrons
- Les incompréhensions pour le fit d'un vêtement entre l'industrie et le consommateur
- Les erreurs commises pendant la phase de production industrielle

Aujourd'hui, de nombreuses solutions ont été proposées pour tenter de résoudre ces problèmes grâce au progrès des technologies de l'information [191]. La plupart des logiciels de CAO en confection, tels que Lectra, Optitex et Gerber, permettent de réaliser les tâches liées à la gradation de manière automatique, rapide et précise. Bien que chaque système possède une interface différente des autres, les principes de base de la gradation automatique sont analogues aux méthodes appliquées manuellement. Les modélistes interprètent les barèmes de mensurations pour les différentes tailles du vêtement au travers d'un ensemble de règles, puis appliquent ces mêmes règles aux divers points de la pièce du vêtement traité. Les patrons personnalisés sauraient donc suivre le processus de production classique en étant considéré comme une « taille supplémentaire » [29].

Néanmoins, il existe peu de travaux sur la mise en relation entre la perception du fit d'un vêtement virtuel et les patrons associés. En fait, la relation entre l'aisance du vêtement virtuel sur le corps humain et la perception du fit n'est jamais clairement exploitée. Il existe peu d'outils permettant de prévoir le fit d'un vêtement virtuel sur le porteur. De plus, il n'existe pas de moyen interactif permettant de modifier directement les patrons selon les préférences du consommateur.

Dans ce contexte, la création d'un modèle quantitatif caractérisant la relation entre les paramètres des patrons et la perception du fit d'un vêtement virtuel prend une dimension importante.

6.2 Caractérisation des patrons gradués de vêtement

6.2.1 Définition de la gradation et des points clés d'un patron

La gradation d'un patron se définit comme une opération qui consiste à agrandir ou à réduire un patron de base afin de générer plusieurs tailles [27]. De façon classique, lors de la création d'un vêtement, le modéliste crée d'abord les patrons de base pour une taille d'édifié, par exemple la taille *M*. Ainsi détermine-t-il les formes géométriques de toutes les pièces du vêtement pour cette taille. Ensuite, les patrons pour les autres tailles sont déduits par l'application de règles de gradation. Ces règles consistent à faire varier les coordonnées des points caractéristiques de chaque pièce en fonction de la taille visée.

Généralement, les règles de gradation sont élaborées à partir de la connaissance empirique du modéliste. Ce dernier interprète les barèmes de mensurations pour les différentes tailles du vêtement et applique les règles de gradation aux divers points caractéristiques de la pièce du vêtement. Dans la pratique, il existe une grande quantité de règles de gradation pour les différents types de vêtements. La difficulté pour appliquer une telle méthode réside dans le choix de la règle la plus appropriée pour chaque point caractéristique de la pièce du vêtement et pour une taille spécifique. Ainsi, l'établissement de ces règles de gradation et l'application de celles-ci aux vêtements est une opération gourmande en temps.

Dans la pratique, les règles de gradation pour chaque point caractéristique de la pièce du vêtement ne sont pas tout à fait indépendantes. En fait, les déplacements des points caractéristiques sont strictement liés à certains «points clés». Par exemple, pour un style de vêtement donné, les tours de col, d'épaules et de bassin varient, de façon proportionnelle, en relation avec le tour de poitrine. Les points au niveau de la poitrine peuvent être considérés comme les points clés. Dans ce contexte, la gradation d'un patron peut être convertie en variations ou déplacements des coordonnées des points clés. Les déplacements des coordonnées des autres points caractéristiques peuvent être générés selon leurs corrélations linéaires avec ces points clés afin de maintenir le style original du vêtement.

6.2.2 Détermination des points clés du patron

En général, les points clés des différents types de vêtements sont plus ou moins identiques, car ils caractérisent souvent les mesures principales d'un vêtement. Par exemple, le tour de poitrine et la hauteur du vêtement sont les deux critères principaux lors du choix d'une taille de chemise.

Par rapport à la méthode empirique, l'identification des points clés de chaque patron peut se réaliser par l'étude du coefficient de corrélation de Pearson [192] pour les points caractéristiques autour de la silhouette périphérique. La méthode peut être décrite comme suit :

Pour un vêtement spécifique, supposons $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ l'ensemble des n points caractéristiques sur un patron de base, $V = \{v_1, v, \dots, v_k, \dots, v_m\}$ l'ensemble des m tailles existantes où v_k représente la taille de base. Ainsi, pour chaque point caractéristique P_i ($i \in \{1, \dots, n\}$) avec les coordonnées (x_i, y_i) , les différentes tailles, à l'exception de v_k , peuvent être considérées comme une série de déplacements depuis la taille de base v_k vers les autres $m-1$ points engendrés dont les coordonnées sont les suivantes : $(x_i + dx_i(v_1), y_i + dy_i(v_1)), \dots, (x_i + dx_i(v_{k-1}), y_i + dy_i(v_{k-1})), (x_i + dx_i(v_{k+1}), y_i + dy_i(v_{k+1})), \dots, (x_i + dx_i(v_m), y_i + dy_i(v_m))$ (c.f. Figure 6-1). Un déplacement en x ou y , soit $dx_i(v_l)$ ou $dy_i(v_l)$, ($l \in \{1, \dots, k-1, k+1, \dots, m\}$), peut être une valeur positive ou négative.

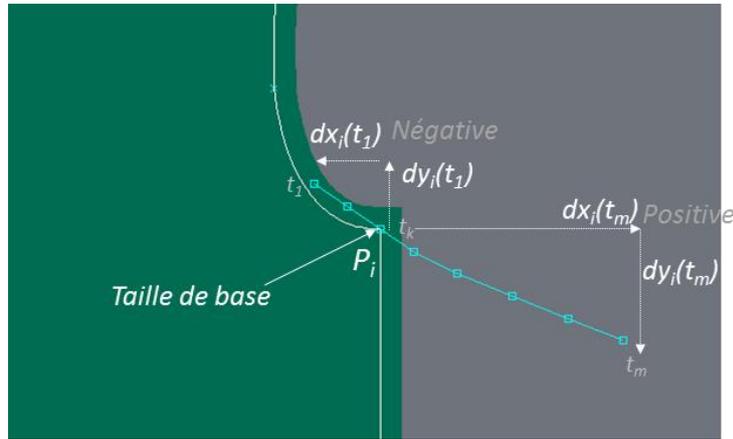


Figure 6-1. Définition du déplacement d'un point caractéristique pour une nouvelle taille

Ensuite, nous calculons, pour deux points caractéristiques quelconques P_j et P_k , le coefficient de corrélation de Pearson entre les deux vecteurs, formés respectivement par les déplacements des coordonnées des points engendrés depuis P_j et P_k vers toutes les tailles (v_1 à v_m). Ce coefficient s'exprime par l'équation suivante :

$$cor_x(j, k) = \frac{\sum_{i=1}^m (dx_j(v_i) - \overline{dx_j})(dx_k(v_i) - \overline{dx_k})}{\sqrt{[\sum_{i=1}^m (dx_j(v_i) - \overline{dx_j})^2][\sum_{i=1}^m (dx_k(v_i) - \overline{dx_k})^2]}} \quad (6-1)$$

$$cor_y(j, k) = \frac{\sum_{i=1}^m (dy_j(v_i) - \overline{dy_j})(dy_k(v_i) - \overline{dy_k})}{\sqrt{[\sum_{i=1}^m (dy_j(v_i) - \overline{dy_j})^2][\sum_{i=1}^m (dy_k(v_i) - \overline{dy_k})^2]}} \quad (6-2)$$

où $j, k \in \{1 \dots n\}$, $\overline{dx_j}$ et $\overline{dy_j}$ sont respectivement les moyennes arithmétiques de $[dx_j(v_1), \dots, dx_j(v_m)]^T$ et $[dy_j(v_1), \dots, dy_j(v_m)]^T$

Ainsi, nous obtenons deux matrices de coefficients de corrélation COR_x et COR_y :

$$COR_x = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ cor_x(1,2) & 1 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ cor_x(1,n) & cor_x(2,n) & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (6-3)$$

$$COR_y = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ cor_y(1,2) & 1 & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ cor_y(1,n) & cor_y(2,n) & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (6-4)$$

Pour chaque élément de ces deux matrices, si $\|cor_x(j,k)\| > \tau$ ou $\|cor_y(j,k)\| > \tau$ ($\tau=0.95$ dans notre étude), alors nous considérons que les points caractéristiques correspondants P_j et P_k sont très corrélés dans le sens x ou y . Ainsi, la gradation du point P_j , soient les déplacements depuis ce point vers les différentes tailles, peut s'exprimer par une combinaison linéaire de celle du point P_k dans le sens x ou y . Alors, nous pouvons estimer les coordonnées du point P_j à partir de celles du point P_k selon les équations 6-5 et 6-6.

$$dx_j = a_{j0} + a_{j1} \cdot dx_k \quad (6-5)$$

$$dy_j = b_{j0} + b_{j1} \cdot dy_k \quad (6-6)$$

où $a_{j0}, a_{j1}, b_{j0}, b_{j1}$ sont les coefficients identifiés par la régression linéaire.

De cette manière, les déplacements de certains points caractéristiques pour les différentes tailles peuvent être réécrits par des combinaisons linéaires de certains autres, si les corrélations entre eux sont inférieures à τ . Ces derniers points sont considérés comme les points clés.

6.2.3 Exemples d'application

Un T-shirt ayant un style basique est choisi pour illustrer la procédure de gradation des patrons. Les tailles considérées sont XXS, XS, S, M, L, XL, XXL et XXXL. Dans cette étude, la taille S correspond au patron de base.

Le T-shirt choisi se compose de 4 parties : une pièce pour le devant, une pièce pour le dos et deux pièces pour les manches. La silhouette de la pièce de devant est presque identique à la pièce dos sauf au niveau de la courbe du col. Les deux manches sont symétriques. Pour simplifier le calcul, nous étudions, dans le texte suivant, uniquement la pièce de dos et une pièce de manche.

15 points caractéristiques sur le contour de ces deux patrons sont choisis. Parmi eux, deux points sont utilisés comme points d'alignement. Ainsi, nous étudions essentiellement les 13 points caractéristiques (c.f. Figure 6-2).

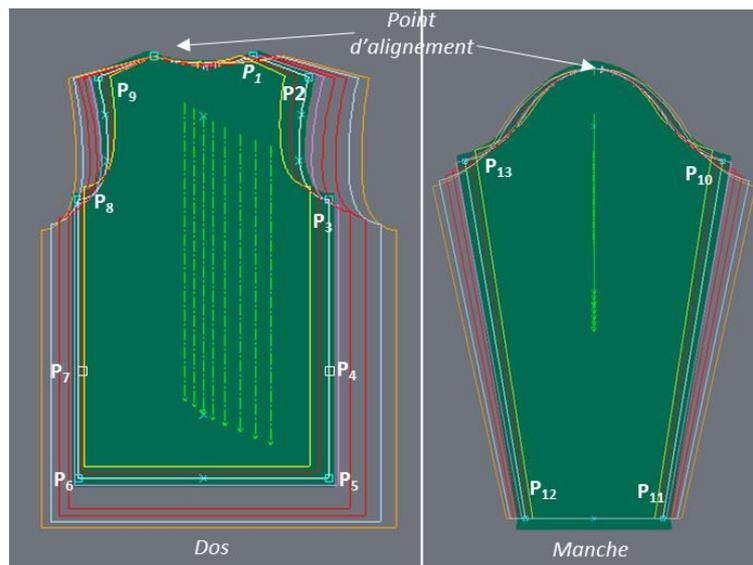


Figure 6-2. Deux patrons de T-shirt et les points caractéristiques

Leurs déplacements depuis les points caractéristiques de la taille de base, fournis par notre partenaire industriel, sont indiqués dans le Tableau 6-5.

Tableau 6-5. Les déplacements des points caractéristiques par rapport au patron de base

Déplacement dans le sens-x (C_x) (unité: mm)													
	dx_1	dx_2	dx_3	dx_4	dx_5	dx_6	dx_7	dx_8	dx_9	dx_{10}	dx_{11}	dx_{12}	dx_{13}
XXS	-20	-40,1	-30	-30	-30	10	10	10	20	-13,6	-10,2	9,9	13,4
XS	-10	-20,0	-15	-15	-15	5	5	5	10	-6,8	-5,1	4,9	6,7
S*	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
M	10	23,8	15	15	15	-5	-5	-5	-13	11,6	5,14	-5,1	-11,6
L	20	42,6	35	35	35	-15	-15	-15	-22,6	16,8	10,05	-10,2	-16,9
XL	30	61,1	60	60	60	-30	-30	-30	-31,1	25,5	14,74	-15,2	-25,7
XXL	40	79,6	85	85	85	-45	-45	-45	-39,6	34,1	19,44	-20,3	-34,5
XXXL	50	98,1	110	110	110	-60	-60	-60	-48,1	42,8	24,16	-25,3	-43,3
Déplacement dans le sens-y (C_y) (unité: mm)													
	dy_1	dy_2	dy_3	dy_4	dy_5	dy_6	dy_7	dy_8	dy_9	dy_{10}	dy_{11}	dy_{12}	dy_{13}
XXS	0	1	20,7	20,7	20,7	20,7	20,7	20,7	1	14,5	-0,4	-0,4	14,5
XS	0	0,5	10,3	10,3	10,3	10,3	10,3	10,3	0,5	7,2	-0,2	-0,2	7,5
S*	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
M	0	-0,8	-10,3	-10,3	-10,3	-10,3	-10,3	-10,3	-0,8	-1,4	0	-0,1	-1,4
L	0	-1	-20,5	-20,5	-20,5	-20,5	-20,5	-20,5	-1	-11,4	-0,2	-0,2	-11,4
XL	0	-1,4	-30,7	-30,7	-30,7	-30,7	-30,7	-30,7	-1,4	-19,3	-0,4	-0,4	-19,3
XXL	0	-1,8	-40,8	-40,8	-40,8	-40,8	-40,8	-40,8	-1,8	-27,1	-0,7	-0,7	-27,1
XXXL	0	-2	-51	-51	-51	-51	-51	-51	-2,2	-35	-1	-1	-35

* patron de base

Ensuite, nous calculons respectivement les coefficients de corrélation de Pearson pour ces 13 points caractéristiques dans les sens x et y . Le résultat est indiqué dans le Tableau 6-6.

Tableau 6-6. Coefficient de corrélation de Pearson pour les points caractéristiques

Sens-x (COR _x)													
	dx_1	dx_2	dx_3	dx_4	dx_5	dx_6	dx_7	dx_8	dx_9	dx_{10}	dx_{11}	dx_{12}	dx_{13}
dx_1	1												
dx_2	1	1											
dx_3	0,99	0,99	1										
dx_4	0,99	0,99	1	1									
dx_5	0,99	0,99	1	1	1								
dx_6	-0,97	-0,96	-0,99	-0,99	-0,99	1							
dx_7	-0,97	-0,96	-0,99	-0,99	-0,99	1	1						
dx_8	-0,97	-0,96	-0,99	-0,99	-0,99	1	1	1					
dx_9	-1	-1	-0,98	-0,98	-0,98	0,95	0,95	0,95	1				
dx_{10}	1	1	0,99	0,99	0,99	-0,97	-0,97	-0,97	-1	1			
dx_{11}	1	1	0,99	0,99	0,99	-0,97	-0,97	-0,97	-1	1	1		
dx_{12}	-1	-1	-0,99	-0,99	-0,99	0,97	0,97	0,97	1	-1	-1	1	
dx_{13}	-1	-1	-0,99	-0,99	-0,99	0,97	0,97	0,97	1	-1	-1	1	1
Sens-y (COR _y)													
	dy_1	dy_2	dy_3	dy_4	dy_5	dy_6	dy_7	dy_8	dy_9	dy_{10}	dy_{11}	dy_{12}	dy_{13}
dy_1	NaN												
dy_2	NaN	1											
dy_3	NaN	0,986	1										
dy_4	NaN	0,964	0,981	1									
dy_5	NaN	0,964	0,981	1	1								
dy_6	NaN	0,964	0,981	1	1	1							
dy_7	NaN	0,964	0,981	1	1	1	1						
dy_8	NaN	0,986	1	0,981	0,981	0,981	0,981	1					
dy_9	NaN	0,999	0,991	0,966	0,966	0,966	0,966	0,991	1				
dy_{10}	NaN	0,962	0,993	0,979	0,979	0,979	0,979	0,993	0,970	1			
dy_{11}	NaN	0,584	0,691	0,699	0,699	0,699	0,699	0,691	0,609	0,736	1		
dy_{12}	NaN	0,589	0,694	0,700	0,700	0,700	0,700	0,694	0,613	0,738	1	1	
dy_{13}	NaN	0,962	0,993	0,979	0,979	0,979	0,979	0,993	0,970	1	0,736	0,738	1

Nous trouvons que les 13 points sont fortement corrélés entre eux dans le sens x car leurs coefficients de corrélation sont tous supérieurs au seuil prédéfini τ ($\tau = 0,95$). Dans le sens y , les déplacements dy_2, \dots, dy_{10} et dy_{11} sont corrélés entre eux et dy_{11} et dy_{12} sont également corrélés entre eux. Ainsi, les 22 variables ($dx_1, \dots, dx_{13}, dy_1, \dots, dy_{13}$) des 13 points peuvent être réduites à 3 variables (dx_3, dy_5 et dy_{11}). Ces 3 variables non-redondantes peuvent être considérées comme les points clés. Les évolutions d'un point caractéristique quelconque P_k en x et en y , soit dx_k et dy_k , peuvent donc s'exprimer par une combinaison linéaire des déplacements du point clé P_c en x et y , notés dx_c et dy_c , soit

$$dx_k = a_0 + a_1 \cdot dx_c \text{ et } dy_k = b_0 + b_1 \cdot dy_c \quad (6-7)$$

Où a_0, a_1, b_0, b_1 sont les coefficients de cette combinaison linéaire

Dans la pratique, il existe également des corrélations linéaires entre les déplacements de certains points caractéristiques en x et de certains autres en y . Par exemple, parmi les 3 points clés identifiés précédemment, dx_3 et dy_5 sont fortement corrélés linéairement entre eux avec un coefficient de 0,98. Ainsi, dy_5 peut aussi s'exprimer comme une fonction de dx_3 . Toutes les corrélations linéaires découvertes précédemment seront utilisées, dans la Section 6.4, pour générer une nouvelle gradation du vêtement pour un style donné

Tableau 6-7. Relations linéaires entre les points caractéristiques et les points clés

Sens-x : point clé dx_3		Sens-y : point clé dy_5, dy_{11}	
dx_1	$dx_1 = 0,493 dx_3 - 1,012$	dy_1	0
dx_2	$dx_2 = 0,975 dx_3 - 1,013$	dy_2	$dy_2 = 0,027 dy_5 + 0,112$
dx_4	$dx_4 = dx_3$	dy_3	$dy_3 = 0,617 dy_5 + 3,401$
dx_5	$dx_5 = dx_3$	dy_4	$dy_4 = dy_5$
dx_6	$dx_6 = -0,507 dx_3 - 1,012$	dy_6	$dy_6 = dy_5$
dx_7	$dx_7 = -0,507 dx_3 - 1,012$	dy_7	$dy_7 = dy_5$
dx_8	$dx_8 = -0,507 dx_3 - 1,012$	dy_8	$dy_8 = 0,617 dy_5 + 3,401$
dx_9	$dx_9 = -0,482 dx_3 + 0,002$	dy_9	$dy_9 = 0,028 dy_5 + 0,115$
dx_{10}	$dx_{10} = 0,401 dx_3 + 0,801$	dy_{10}	$dy_{10} = 0,423 dy_5 + 3,73$
dx_{11}	$dx_{11} = 0,242 dx_3 - 0,595$	dy_{12}	$dy_{12} = 0,993 dy_{11} - 0,006$
dx_{12}	$dx_{12} = -0,249 dx_3 + 0,419$	dy_{13}	$dy_{13} = 0,423 dy_5 + 3,73$
dx_{13}	$dx_{13} = -0,403 dx_3 - 0,889$		
		$dy_5 = -0,7862 dx_3 - 4,7562$	

6.2.4 Les lignes caractéristiques et les mensurations d'un vêtement 3D

Afin de caractériser un patron spécifique, les modélistes créent plusieurs lignes caractéristiques en reliant des points caractéristiques dans les sens x et y, selon la forme du patron. La longueur d'une ligne caractéristique correspond uniquement à une mensuration du vêtement 3D, déduite à partir de la mensuration du corps humain pour la même position et le style du vêtement désiré. La méthode est présentée ci-dessous.

Sur les deux patrons du T-shirt, nous créons 8 lignes caractéristiques entre les points caractéristiques, notés $\{l_1, \dots, l_8\}$. Ces lignes sont indiquées dans la Figure 6-3.

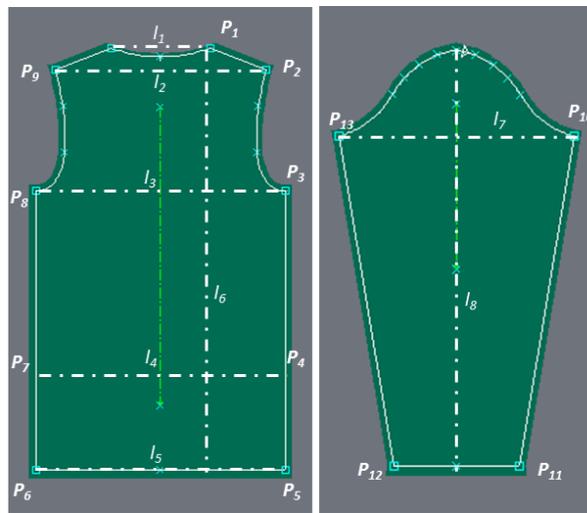


Figure 6-3. Définitions des mesures pour les patrons

De plus, chaque ligne caractéristique l_i est définie par deux points caractéristiques, qui se trouvent à ses extrémités, notés P_j et P_k . Durant la modification d'un patron quelconque, si la variation de la ligne caractéristique l_i , notée Δl_i , est dans le sens x, elle est déterminée par les déplacements des points P_j et P_k en x, notés Δx_j et Δx_k (c.f. Figure 6-4). De la même manière, si Δl_i est dans le sens y, elle est alors déterminée par les déplacements des points P_j et P_k en y, notés Δy_j et Δy_k .

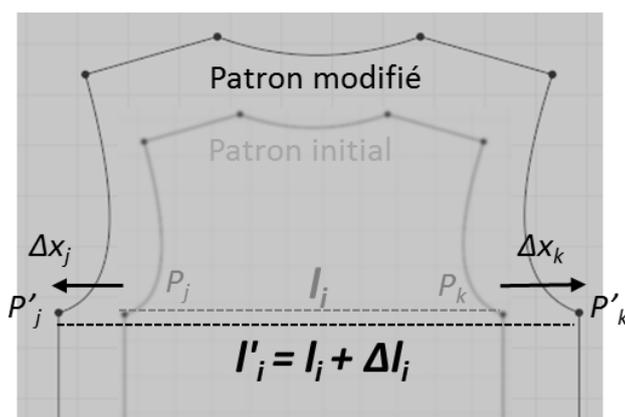


Figure 6-4. Variation de la ligne caractéristique et les déplacements des points caractéristiques en x

Concrètement, le principe précédent s'exprime par les relations suivantes :

$$\begin{cases} \Delta x_j - \Delta x_k = \Delta l_i, \text{ si la variation est dans le sens } x \\ \Delta y_j - \Delta y_k = \Delta l_i, \text{ si la variation est dans le sens } y \end{cases} \quad (6-8)$$

Selon la discussion précédente, une ligne caractéristique l_i sur un patron 2D correspond uniquement à une mensuration du vêtement 3D, noté mv_i . La relation entre eux peut s'exprimer selon l'équation 6-9.

$$mv_i = c \cdot l_i \quad (6-9)$$

où le coefficient c est déterminé par les connaissances expertes en confection.

Le Tableau 6-8 montre les mensurations du vêtement 3D pour différentes tailles, et les équations reliant ces mensurations aux lignes caractéristiques correspondantes. Ces équations peuvent varier en fonction de différentes conceptions de patrons.

Tableau 6-8. Mensurations du vêtement 3D et leurs relations avec les lignes caractéristiques

Mensuration du vêtement 3D mv_i	Mensuration du vêtement 3D des différentes tailles								Relation avec la ligne caractéristique l_i
	XXS	XS	S	M	L	XL	XXL	XXXL	
Tour de col (mv_1)	286,7	307,4	328,1	348,8	368,6	388	407,5	427,3	$mv_1=2 \cdot l_1$
Tour d'épaule (mv_2)	571,5	631,7	691,8	767	822,4	876,4	930,4	984,4	$mv_2=2 \cdot l_2$
Tour de poitrine (mv_3)	740	780	820	860	920	1000	1080	1160	$mv_3=2 \cdot l_3$
Tour de taille (mv_4)	740	780	820	860	920	1000	1080	1160	$mv_4=2 \cdot l_4$
Tour de bassin (mv_5)	740	780	820	860	920	1000	1080	1160	$mv_5=2 \cdot l_5$
Hauteur de torse (mv_6)	674,9	685,3	695,6	706	746,2	756,3	766,5	776,7	$mv_6=l_6$
Tour de biceps (mv_7)	396,6	416,1	435,7	456,4	477,6	502,7	528	553,4	$mv_7=l_7$
Longueur bras (mv_8)	600	600	600	600	600	600	600	600	$mv_8=l_8$

6.3 Evaluation sensorielle des vêtements virtuels (expérience sensorielle IV)

La problématique du fit d'un vêtement est aussi liée à l'aisance entre le vêtement et le porteur. Concrètement, l'aisance est représentée par l'ensemble des écarts entre les mensurations du porteur et du vêtement en création. En général, deux méthodes sont disponibles pour étudier le fit d'un vêtement sur le corps humain : 1) Nous fixons le morphotype du mannequin en faisant varier la taille du vêtement. 2) Nous fixons la taille du vêtement en faisant varier le morphotype du mannequin. Dans notre étude, nous utilisons la première méthode [185].

Dans cette section, 8 vêtements de différentes tailles et de même style sont montés, dans le logiciel de CAO en confection 3D, sur un mannequin standard. Une évaluation sensorielle est alors conduite sur ces vêtements virtuels afin de caractériser leur fit.

6.3.1 Choix des morphotypes des mannequins

Dans notre étude, un mannequin féminin standard est utilisé comme support des vêtements virtuels. La Figure 6-5 donne les mensurations anthropométriques du mannequin.

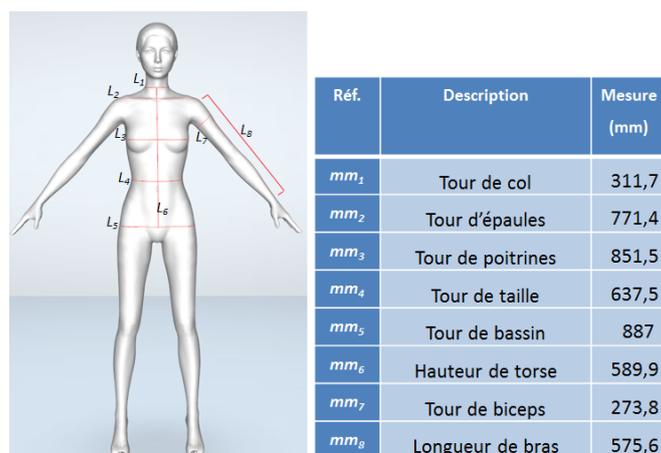


Figure 6-5. Mensurations anthropométriques du mannequin

6.3.2 Collection des échantillons de vêtements

L'essayage virtuel s'effectue pour toutes les 8 tailles du T-shirt. (c.f. Figure 6-6). Le mannequin, le style du vêtement et les paramètres techniques de la matière utilisés sont exactement identiques pour tous les T-shirts. La seule différence porte sur la taille du vêtement.

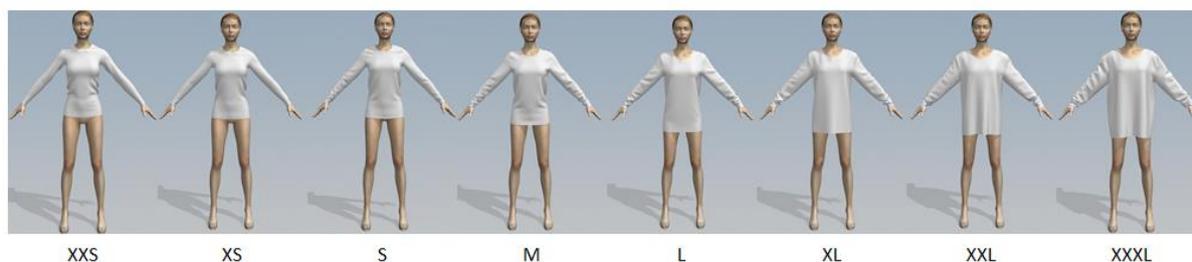


Figure 6-6. 8 différentes tailles de T-shirt pour un même mannequin

Ensuite, ces vêtements virtuels sont représentés selon les deux modes : statique et dynamique. Dans le scénario statique, le mannequin est en pose «T » et les représentations des vêtements virtuels sont capturés sous la forme d'images avec des angles de vue à 0° , 90° et 180° (c.f. Figure 6-7a). Dans le scénario dynamique, le mannequin réalise une série de mouvements, comprenant l'étirement des bras, la flexion de la hanche, etc. Le comportement dynamique des vêtements est capturé sous forme de vidéos (c.f. Figure 6-7b).



Figure 6-7. Représentations virtuelles du vêtement au porter pour les modes statique (a) et dynamique (b)

Les images et les vidéos de tous les vêtements seront utilisées pour l'évaluation sensorielle du fit dans la section suivante.

6.3.3 Sélection des critères sensoriels du fit et de l'échelle d'évaluation

Le fit du vêtement est un problème très complexe. Il a été défini de manière très diversifiée selon les objectifs de l'étude [185]. Les sens conférés au fit sont très variés, comprenant non seulement le style du vêtement et la qualité de la matière utilisée, mais aussi l'utilisation finale du vêtement et les préférences du consommateur. Par exemple, pour un costume, la notion du fit se focalise sur l'équilibre entre le bien-être et la forme. La forme doit être capable de répondre aux besoins esthétiques du porteur. Par contre, pour un T-shirt, la notion du fit est plutôt orientée vers le bien-être.

Dans ce contexte, nous prenons 9 critères/descripteurs sensoriels pour évaluer le fit des T-shirts par rapport aux différentes positions du corps humain, dans les scénarii statique et dynamique (c.f. Tableau 6-9).

Tableau 6-9. Descripteurs sensoriels du fit

Réf.	Description du descripteur sensoriel
D ₁	Largeur d'encolure
D ₂	Largeur d'épaules
D ₃	Contact au niveau de la poitrine
D ₄	Contact au niveau de la taille
D ₅	Longueur de vêtement
D ₆	Longueur de manche
D ₇	Restriction de mouvements des bras
D ₈	Restriction de mouvements du torse
D ₉	Fit global

Parallèlement, une échelle de 9 niveaux, variant de -4 à 4, est utilisée pour chaque descripteur sensoriel. Le signe «-» signifie que le vêtement est trop serré/petit/limité alors que «+» ira dans le sens opposé (trop ample/large). 0 signifie un fit parfait sur le porteur. Chaque niveau de l'échelle est défini sémantiquement (c.f. Tableau 6-10).

Tableau 6-10. Echelle d'évaluation et ses descriptions sémantiquement.

Niveau	-4	-3	-2	-1
Description	Extrêmement serré	Très serré	Assez serré	Un peu serré
0	1	2	3	4
Parfait	Un peu ample	Assez ample	Très ample	Extrêmement ample

6.3.4 Réalisation de l'expérience sensorielle

Une séance d'évaluation sensorielle s'organise afin d'évaluer le fit des vêtements virtuels sur le porteur. Dans ce but, un panel sensoriel entraîné composé de 7 consommateurs (3 hommes et 4 femmes), est invité à participer à cette expérience.

D'abord, les panélistes reçoivent un entraînement, afin de leur faire comprendre la notion de chaque descripteur sensoriel et l'échelle d'évaluation définie. Pendant la procédure d'entraînement, certaines images des T-shirts réels (autre que les vêtements à évaluer), possédant des différents problèmes du fit, sont montrés aux panelistes.

Chaque panéliste commence l'évaluation par un aperçu global des 8 T-shirts, affichés sur l'écran. Cette étape permet aux panélistes d'avoir une idée générale sur les vêtements à évaluer, et de «pré-positionner» chaque vêtement virtuel sur l'échelle pour chaque descripteur. Ensuite, le panéliste est libre de comparer, peser et juger les différences entre deux produits quelconques parmi ces 8 T-shirts. Les résultats des évaluations sont reportés sur une feuille de réponse pour chaque vêtement.

6.3.5 Formalisation des données

Soit $MM=\{mm_i|i=1, \dots, s\}$ l'ensemble des mensurations du corps humain, décrit dans la Section 6.3.1. Nous avons $s=8$.

Soit $V=\{v_i|i=1, \dots, m\}$ l'ensemble des vêtements virtuels de différentes tailles (XXS, XS, S, M, L, XL, XXL, XXXL). Nous avons donc ici $m=8$.

Soit $MV=\{mv_i|i=1, \dots, s\}$ l'ensemble des mensurations du vêtement 3D, décrit dans la Section 6.3.2, correspondant exactement aux mensurations de MM . Le vecteur $mv_i = [(mv_i(v_1), \dots, mv_i(v_m))]^T$ correspond à une mensuration spécifique i pour toutes les m tailles.

Soit $L=\{l_i|i=1, \dots, s\}$, l'ensemble des lignes caractéristiques sur les patrons. Chaque l_i correspond uniquement à chaque mv_i dans MV .

Soit $P=\{P_i|i=1, \dots, n\}$ l'ensemble des n points caractéristiques sur les patrons. Dans notre étude, nous avons $n=13$.

Soit $DM=\{dm_i|i=1, \dots, s\}$ l'ensemble des écarts entre les mensurations du corps humain et celles des vêtements. Le vecteur $dm_i = [dm_i(v_1), \dots, dm_i(v_m)]^T$ correspond aux écarts, par rapport à la mensuration spécifique i , pour toutes les m tailles. Il se calcule par :

$$dm_i = mv_i - mm_i \quad (6-10)$$

Soit $PL=\{pl_i|i=1, \dots, r\}$ l'ensemble des panélistes participant à l'évaluation sensorielle. Nous avons ici $r=7$.

Soit $D=\{D_i|i=1, \dots, p\}$ l'ensemble des descripteurs sensoriels décrivant la perception du fit d'un vêtement sur le corps humain. Nous avons $p=9$.

Ayant effectué l'expérience sensorielle sur la perception du fit, nous obtenons les notes d'évaluation pour chaque descripteur sensoriel $D_k (k \in \{1 \dots p\})$ et pour l'ensemble des m vêtements. Elles sont notées comme ci-dessous :

$$Eval_{D_k} = \{d_k(v_j)\}, j \in \{1 \dots m\} \quad (6-11)$$

$d_k(v_j)$ est la note moyenne d'évaluation pour le vêtement v_j et le descripteur D_k . Prenant ses valeurs dans l'intervalle $[-4, 4]$, elle est calculée par l'équation suivante :

$$d_k(v_j) = \frac{1}{r} \cdot \sum_{i=1}^r d_k(v_j, pl_i), j \in \{1 \dots m\} \quad (6-12)$$

où $d_k(v_j, pl_i)$ est une note d'évaluation retournée par le panéliste $pl_i (i \in \{1, \dots, r\})$ associé à la taille v_j .

6.4 Mod èle 2 : Mod éisation de la relation entre la perception sensorielle du fit d'un vêtement virtuel et les paramètres des patrons

Le fit du vêtement sur le porteur est en fait une adaptation entre le volume du corps humain, représenté par les mensurations anthropométriques, et le volume du vêtement 3D, représenté par les patrons 2D. Pour un porteur spécifique, la perception du fit d'un vêtement peut donc être ajustée par modification des patrons. Pour cela, nous développons, dans cette section, un modèle quantitatif caractérisant la relation entre les descripteurs sensoriels du fit d'un vêtement et les paramètres des patrons. Par l'usage de ce modèle, le consommateur est ainsi capable de prévoir la perception du fit d'un vêtement virtuel par rapport à son morphotype spécifique. De plus, ce modèle permet de générer des nouveaux patrons personnalisés en fonction d'une perception du fit désirée par le consommateur.

6.4.1 Création du modèle

Le fit d'un vêtement peut s'exprimer par l'écart entre le corps et le vêtement 3D. Cet écart peut être calculé à partir des mesures des patrons et des mensurations du porteur. Ainsi, la relation entre les paramètres des patrons et les descripteurs sensoriels du fit peut se transformer en une relation entre les écarts du vêtement 3D par rapport au corps humain, soit $\{dm_1, \dots, dm_s\}$ (les entrées), et ces descripteurs sensoriels D_1, \dots, D_p (les sorties) (c.f. Figure 6-8).

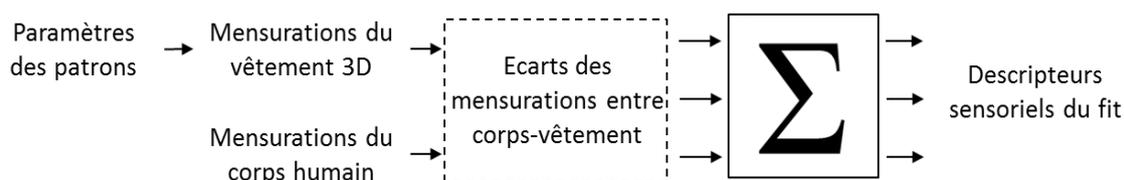


Figure 6-8. Relation entre la conception des patrons et les descripteurs sensoriels

Dans la procédure de modélisation, nous sélectionnons, d'abord, les entrées pertinentes pour chaque sortie selon la connaissance des experts. Dans la pratique, pour un descripteur sensoriel spécifique, le nombre de mensurations pertinentes est toujours très faible. Par exemple, le descripteur «contact au niveau de la taille» est strictement lié à l'écart autour de la taille et très éloigné de celui autour du col ou encore des bras. Ensuite, en nous appuyant sur les entrées pertinentes sélectionnées, nous créons, pour chaque descripteur sensoriel, un sous-modèle. Enfin, nous combinons les p sous-modèles créés pour tous les p descripteurs

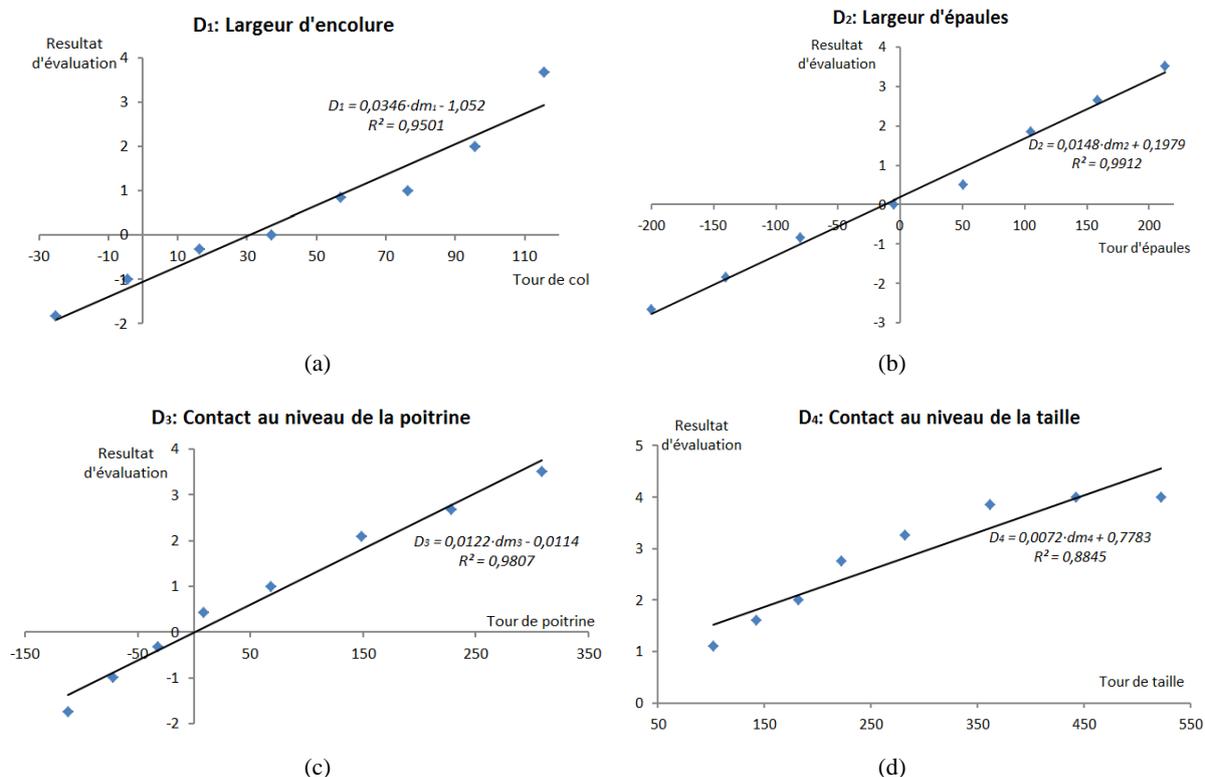
sensoriels, afin de déterminer les paramètres des nouveaux patrons (déplacements des points caractéristiques depuis les patrons initiaux), adaptés à la perception du fit désiré.

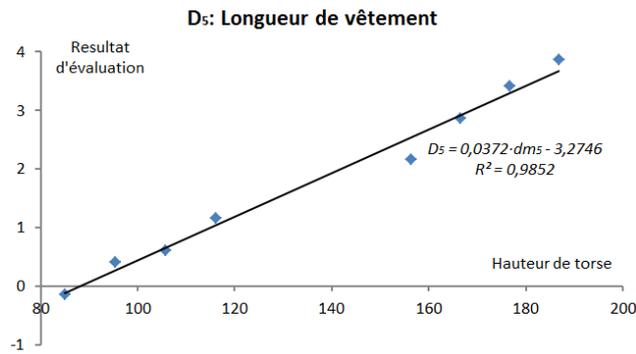
La sélection des entrées pour les descripteurs sensoriels se réalise par les experts de confection. Le résultat est indiqué dans le Tableau 6-11.

Tableau 6-11. Sélection des entrées pour chaque descripteur sensoriel

Descripteur sensoriel (sortie)	Mensuration du vêtement 3D sélectionnés (entrées)
D_1 largeur d'encolure	dm_1 (tour de col)
D_2 largeur d'épaules	dm_2 (tour d'épaules)
D_3 contact au niveau de poitrine	dm_3 (tour de poitrine)
D_4 contact au niveau de taille	dm_4 (tour de taille)
D_5 longueur de vêtement	dm_6 (hauteur de torse)
D_6 longueur de manche	dm_2 (tour d'épaules), dm_8 (longueur de bras)
D_7 restriction de mouvements de bras	dm_2 (tour d'épaules), dm_7 (tour de biceps), dm_8 (longueur de bras),
D_8 restriction de mouvements de torse	dm_2 (tour d'épaules), dm_3 (tour de poitrine), dm_4 (tour de taille)
D_9 fit global	dm_1 (tour de col), dm_2 (tour d'épaules), dm_3 (tour de poitrine), dm_4 (tour de taille), dm_5 (tour de bassin), dm_6 (hauteur de torse), dm_7 (tour de biceps), dm_8 (longueur de bras)

Compte-tenu des nombreuses relations linéaires identifiées entre les points caractéristiques pour différentes tailles, nous formulons l'hypothèse que la relation entre les entrées et la sortie de chaque sous modèle est également linéaire et utilisons donc la régression linéaire pour réaliser cette modélisation. Les sous modèles identifiés pour les descripteurs D_1, \dots, D_5 sont représentés dans la Figure 6-9.





(e)

Figure 6-9. Résultats des modèles linéaires obtenus : (a) D_1 largeur d'encolure, (b) D_2 largeur d'épaules, (c) D_3 contact au niveau de la poitrine, (d) D_4 contact au niveau de la taille, (e) D_5 longueur du vêtement

La majorité des résultats précédents (D_1 , D_2 , D_3 , D_5) permettent de valider l'hypothèse de linéarité car les coefficients de détermination R^2 sont tous très élevés ($>0,95$). Pourtant, dans le modèle pour D_4 , la valeur de R^2 est relativement faible (0,88). Ce phénomène est plutôt lié à la limitation de l'échelle d'évaluation [-4, 4]. Par exemple, pour les deux vêtements v_7 et v_8 , correspondant aux tailles XXL et XXXL, les valeurs du descripteur D_4 , soient $d_4(v_7)$ et $d_4(v_8)$, sont toutes les deux 4, correspondant à la valeur maximale de l'échelle. En réalité le fit de v_7 et v_8 par rapport à D_4 est beaucoup plus ample par rapport au vêtement v_6 dont la valeur de D_4 est égale à 3,85. En fait, l'hypothèse de linéarité ne peut pas être validée si les évaluations se trouvent aux bornes de l'échelle (extrêmement ample ou extrêmement serré). Dans cette situation, nous pouvons améliorer la qualité du modèle en éliminant les données proches des bornes. Dans l'exemple précédent, nous prenons uniquement les 6 données valables, correspondant aux tailles (XXS, XS, S, M, L, XL), et éliminons les deux tailles trop amples qui manifestement ne conviennent pas. Le résultat obtenu devient alors plus raisonnable et l'hypothèse de linéarité peut être validée (c.f. Figure 6-10).

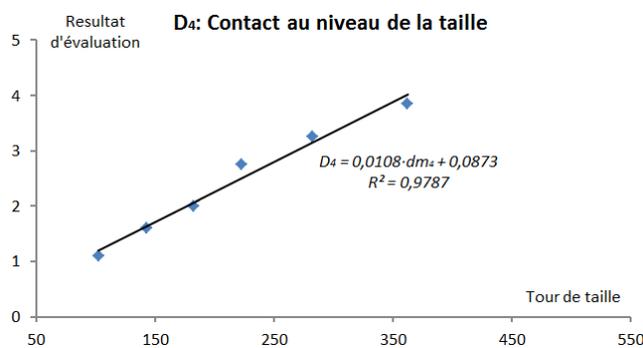


Figure 6-10. Modèle linéaire en ne conservant que 6 données valables pour D_4

En ce qui concerne les descripteurs D_6 , D_7 et D_8 , comme ils sont tous liés à plusieurs mensurations, nous utilisons, d'abord, la régression linéaire multiple pour la modélisation. Ensuite, nous effectuons le test de nullité [126] sur chaque coefficient obtenu avec un seuil de signification de 5%. Si le coefficient n'est pas significatif, nous supprimons le paramètre concerné et reconduisons une nouvelle fois la régression avec les paramètres restants. Les résultats des modèles obtenus sont indiqués dans la Figure 6-11.

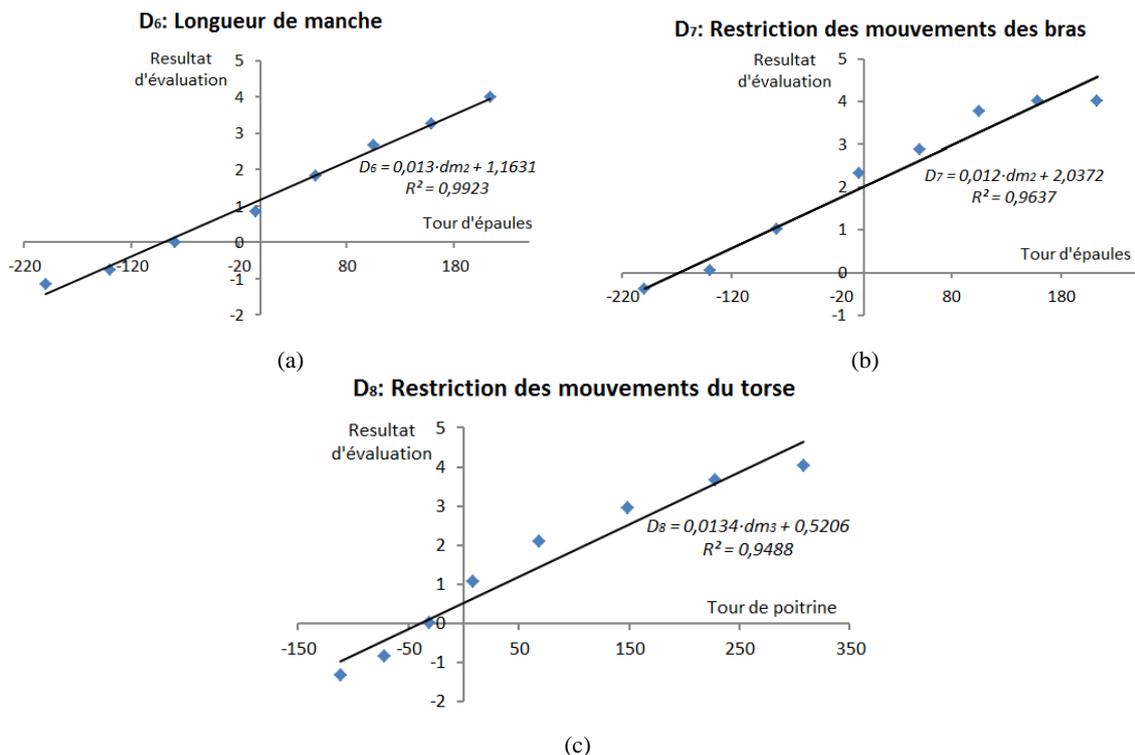


Figure 6-11. Performance des modèles de régression linéaire pour les descripteurs D_6 , D_7 et D_8 : (a) D_7 longueur de manche, (b) D_8 restriction de mouvements de bras, (c) D_9 Restriction de mouvements de torse

Dans la modélisation du descripteur D_9 , la régression linéaire ne peut pas être appliquée directement car le nombre de données est trop faible par rapport au nombre de variables (entrées). Dans ce contexte, l'ACP (Analyse en Composantes Principales) est d'abord utilisée afin de réduire le nombre de dimensions pour les entrées. Le résultat montre que la première composante principale porte 98,8% de l'information originale. Ainsi, la modalisation par régression linéaire peut se réaliser uniquement par rapport à la première composante principale, notée cp_1 . Nous avons

$$D_9 = 0,7919 \cdot cp_1 + 10,95 \quad (6-13)$$

Dans notre étude, nous obtenons :

$$cp_1 = \begin{bmatrix} (dm_1 - 49,09) * 0,02 \\ (dm_2 - 13,07) * 0,01 \\ (dm_3 - 68,5) * 0,01 \\ (dm_4 - 282,5) * 0,01 \\ (dm_5 - 33) * 0,01 \\ (dm_6 - 136,03) * 0,03 \\ (dm_7 - 196,99) * 0,02 \\ (dm_8 - 24,4) * 1 \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} 0,38 \\ 0,38 \\ 0,38 \\ 0,38 \\ 0,38 \\ 0,37 \\ 0,38 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6-14)$$

La performance de ce modèle est donnée dans la Figure 6-12.

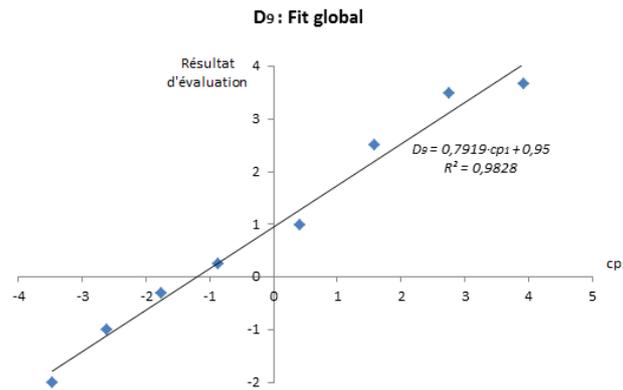


Figure 6-12. Performance du modèle de la régression linéaire pour le descripteur D_9

6.4.2 Prédiction de la perception sensorielle du fit d'un vêtement virtuel à partir d'une gradation du patron et des mensurations du corps humain

Avec l'usage des modèles créés pour tous les descripteurs sensoriels, nous pouvons prévoir la perception du fit du vêtement virtuel sur le porteur. Lors de la réception d'une nouvelle donnée, comprenant une nouvelle gradation, exprimée par un ensemble de mensurations du vêtement 3D $MV = \{mv_1, \dots, mv_s\}$, et un nouveau porteur avec un ensemble des mensurations aux mêmes positions $MM = \{mm_1, \dots, mm_s\}$, nous calculons $DM = \{dm_1, \dots, dm_s\}$, soit l'ensemble des écarts entre les mensurations de MM et celles de MV (équation 6-10). Ensuite, nous introduisons les résultats de calcul dans les p sous-modèles afin de prévoir la perception du fit pour chaque descripteur sensoriel D_k ($k \in \{1, \dots, p\}$) (c.f. Figure 6-13).

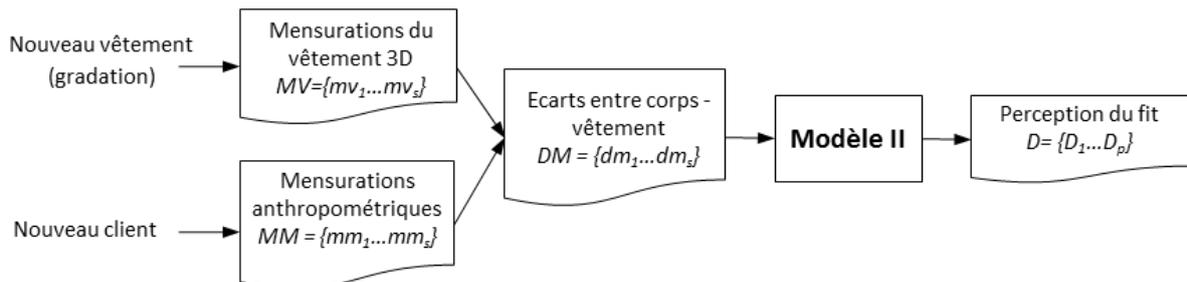


Figure 6-13. Prédiction du fit d'un nouveau vêtement (nouvelle gradation)

Par exemple, pour un nouvelle gradation du vêtement 3D avec les mensurations des patrons $MV=\{368,6, 822,4, 920, 920, 920, 746,2, 477, 600\}$, et un nouveau client (c.f. Figure 6-14) dont les mensurations seraient $MM=\{338, 786, 930, 905, 930, 590, 274, 576\}$, nous avons $DM=\{30,6, 36,4, -10, 15, -10, 156,2, 203, 24\}$, par application de l'équation 6-10.



Figure 6-14. Un nouveau porteur et le fit du vêtement virtuel sur son corps

Ensuite, nous intégrerons la valeur de $dm_1(30,6)$ dans le sous-modèle correspondant $D_1=0,0346*dm_1-1,052$, et obtenons $D_1=0,04$. De la même manière, nous obtenons les valeurs prévues pour les autres descripteurs : $D_2=0,74$, $D_3=-0,13$, $D_4=0,12$, $D_5=2,25$, $D_6=1,6363$, $D_7=0,25$, $D_8=-0,24$, $D_9=0,18$.

Ces résultats correspondent à une prévision totale de la perception du fit du vêtement sur ce porteur :

- largeur d'encolure D_1 : parfait,
- largeur d'épaules D_2 : entre parfait et un peu plus ample,
- contact au niveau de la poitrine D_3 : entre parfait et un peu plus serré,
- contact au niveau de la taille D_4 : entre parfait et un peu plus ample,
- longueur de vêtement D_5 : entre assez long et très long,
- longueur de manche D_6 : entre un peu long et assez long,
- restriction de mouvements de bras D_7 : entre parfait et un peu plus ample,
- restriction de mouvements de torse D_8 : entre un peu plus serré et parfait
- fit global D_9 : entre parfait et un peu plus ample

6.4.3 Modification des patrons

Les modèles précédents permettent également de modifier les patrons existants à partir des résultats d'évaluation du fit du vêtement virtuel sur le porteur, afin d'obtenir les nouveaux

patrons personnalisés ou adaptés. La procédure générale est décrite comme suit (c.f. Figure 6-15).

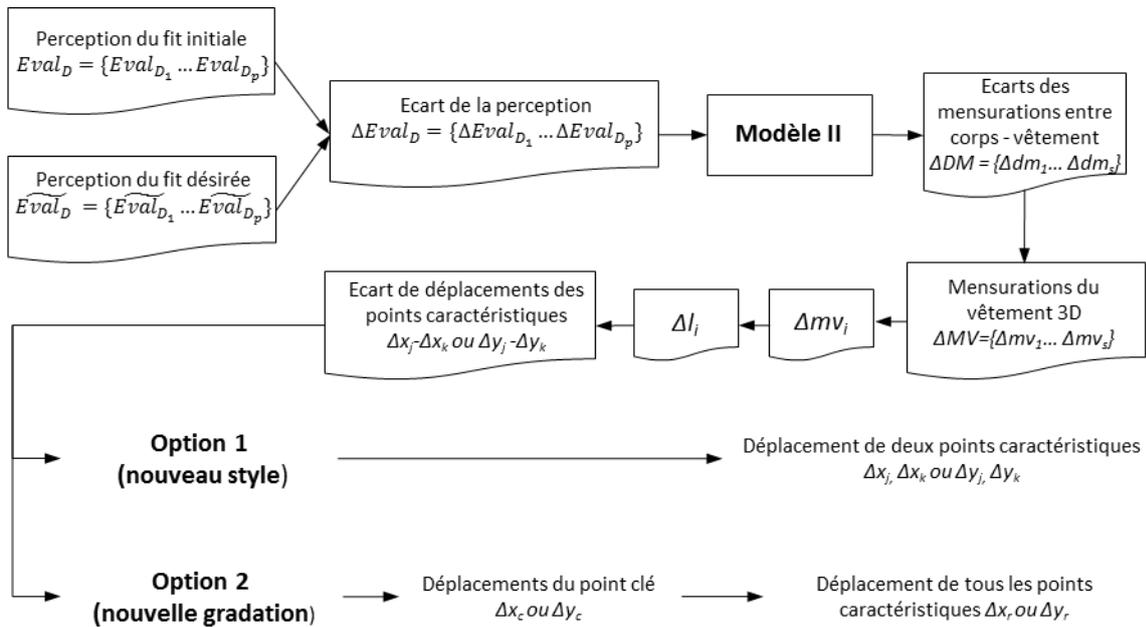


Figure 6-15. Génération d'un patron adapté à un porteur spécifique à partir de la prévision du fit d'un vêtement existant

Nous calculons, d'abord, les écarts entre la perception du fit d'un vêtement existant $Eval_D = \{Eval_{D_1}, \dots, Eval_{D_q}\}$ et la perception désirée $\widetilde{Eval}_D = \{\widetilde{Eval}_{D_1}, \dots, \widetilde{Eval}_{D_q}\}$. Ces écarts sont regroupés dans un ensemble, noté $\Delta Eval_D = \{\Delta Eval_{D_1}, \dots, \Delta Eval_{D_q}\}$. En nous appuyant sur les sous modèles créés, nous pouvons obtenir, pour un porteur spécifique, les variations des écarts entre les mensurations de son corps et celles du vêtement, notés $\Delta DM = \{\Delta dm_1, \dots, \Delta dm_s\}$. Supposons que les mensurations anthropométriques du porteur ne changent pas, ΔDM est égal à l'ensemble des variations des mensurations du vêtement 3D, noté $\Delta MV = \{\Delta mv_1, \dots, \Delta mv_s\}$. Soit :

$$\Delta DM = \Delta MV \quad (6-15)$$

Pour chaque élément de ΔMV , soit $\Delta mv_i (i \in \{1, \dots, s\})$, correspondant à la mensuration mv_i , nous calculons la variation de la ligne caractéristique Δl_i par :

$$\Delta l_i = \Delta mv_i / c \quad (6-16)$$

où c est le coefficient de calcul, défini dans le Tableau 6-4

Selon la relation entre la variation de la ligne caractéristique Δl_i et les déplacements des deux points caractéristiques P_j et P_k , déjà discuté dans la Section 6.2.4, nous obtenons alors l'équation 6-17 en combinant les équations 6-8 et 6-16.

$$\begin{cases} \Delta x_j - \Delta x_k = \Delta m v_i / c, \text{ si la variation est dans le sens } x \\ \Delta y_j - \Delta y_k = \Delta m v_i / c, \text{ si la variation est dans le sens } y \end{cases} \quad (6-17)$$

Il existe deux options pour modifier les patrons actuels. 1) Le consommateur souhaite modifier un peu le style du vêtement afin d'avoir un fit parfait sur chaque partie du corps (nouveau style) mais cela risque d'atténuer les effets de la marque liés au style. 2) Le consommateur préfère garder le style du vêtement et souhaite une nouvelle gradation la mieux adaptée à sa taille possible.

Option 1 : Création d'un nouveau style

Dans cette option, pour chaque modification de mensuration du vêtement $\Delta m v_i$, nous déplaçons uniquement les deux points concernés P_j et P_k , de manière simultanée et symétrique, dans les deux sens opposés, et les autres points caractéristiques restent à leur position initiale, soit :

$$\begin{cases} \Delta x_k = -\Delta x_j = \Delta m v_i / (2 \cdot c), \text{ si la variation est dans le sens } x \\ \Delta y_k = -\Delta y_j = \Delta m v_i / (2 \cdot c), \text{ si la variation est dans le sens } y \end{cases}$$

et

$$\begin{cases} \Delta x_r = 0 \\ \Delta y_r = 0 \end{cases} \quad j, k, r \in \{1, \dots, n\}, r \neq j \neq k \quad (6-18)$$

Par exemple, nous prenons le vêtement et le mannequin de la Figure 6-14. Supposons que la perception estimée du vêtement soit :

$$\{Eval_{D_1}: 0, Eval_{D_2}: 0,74, Eval_{D_3}: -0,13, Eval_{D_4}: 0,12, Eval_{D_5}: 2,25, Eval_{D_6}: 1,64, Eval_{D_7}: 0,25, Eval_{D_8}: -0,24, Eval_{D_9}: 0,18\}$$

Si le consommateur souhaite une perception du fit améliorée selon plusieurs descripteurs sensoriels :

$$Eval_{D_2}: 0,74 \rightarrow \widetilde{Eval}_{D_2}: 0$$

$$Eval_{D_5}: 2,25 \rightarrow \widetilde{Eval}_{D_5}: 0$$

$$Eval_{D_6}: 1,64 \rightarrow \widetilde{Eval}_{D_6}: 0$$

Alors nous modifions, d'abord, les patrons du vêtement sur le descripteur sensoriel D_2 . Selon le sous modèle concerné $D_2 = 0,0148 \cdot dm_2 + 0,1979$, nous calculons la variation de la mensuration du vêtement $\Delta m v_2$ par :

$$\Delta m v_2 = \Delta dm_2 = \frac{\Delta Eval_{D_2}}{0,0148} = \frac{\widetilde{Eval}_{D_2} - Eval_{D_2}}{0,0148} = \frac{0 - 0,74}{0,0148} = -50$$

Ensuite, nous calculons Δl_2 à partir de la relation entre la mensuration du vêtement 3D et la ligne caractéristique, indiqué dans le Tableau 6-8 :

$$\Delta l_2 = \frac{\Delta dm_2}{2} = \frac{-50}{2} = -25 \text{ (récroissement du patron)}$$

Cette variation sera prise en compte par déplacements simultanés et symétriques des deux points caractéristiques associés P_2 et P_9 (c.f. Figure 6-3) vers l'intérieur du patron dans le sens x . Ces déplacements symétriques sont exprimés respectivement par Δx_2 et Δx_9 , dont chacun correspond à la moitié de Δl_2 . Soit :

$$\Delta x_2 = \frac{\Delta l_2}{2} = -12,5, \text{ et } \Delta x_9 = -\frac{\Delta l_2}{2} = 12,5$$

Les autres points caractéristiques restent à leur position initiale.

De cette manière, nous calculons les déplacements des points caractéristiques pour les autres descripteurs D_5 et D_6 , afin d'obtenir un patron désiré et personnalisé. Le nouveau vêtement présentant un style nouveau est montré à la Figure 6-16b.

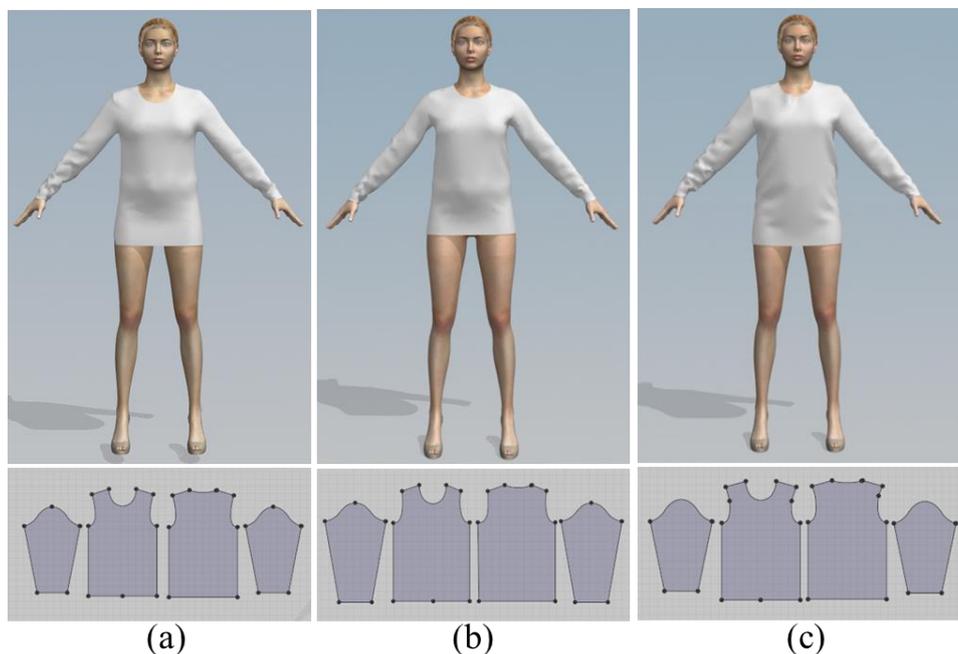


Figure 6-16. Comparaison des vêtements et des patrons associés. (a) vêtement initial ; (b) nouveau vêtement (nouveau style) ; (c) nouveau vêtement (nouvelle gradation)

Option 2 : Création d'une nouvelle gradation

Dans cette option, nous modifions les patrons en respectant les corrélations linéaires entre les points caractéristiques et les points clés, afin de conserver les formes initiales des patrons. Concrètement, nous traduisons les déplacements de P_j et P_k ($\Delta x_j, \Delta x_k$ ou $\Delta y_j, \Delta y_k$), par celui du point clé P_c (Δx_c ou Δy_c) dans l'équation 6-17, par utilisation de l'équation 6-7, et calculons ensuite les valeurs de celui-ci.

Ensuite, nous appliquons Δx_c ou Δy_c à tous les points caractéristiques en utilisant leurs relations (équation 6-7), afin de calculer les déplacements de tous les points caractéristiques, soit Δx_r ou Δy_r ($r \in \{1, \dots, n\}$). Enfin, nous obtenons les nouveaux patrons désirés et personnalisés tout en conservant le style du vêtement. En fait, la forme de chaque

patron modifié reste identique à la forme initiale car les points caractéristiques sont élargis ou rétrécis dans les mêmes proportions.

Particulièrement, dans l'option 2, si la modification d'un descripteur sensoriel est prise en compte dans le nouveau vêtement, les autres descripteurs sensoriels changent également car tous les patrons varient de façon proportionnelle. C'est une contrainte imposée par rapport au respect du style original du vêtement.

Nous reprenons l'exemple de la Figure 6-14. Si le consommateur souhaite une nouvelle perception sur le descripteur D_3 en transformant la valeur concernée de -0,13 à 0,5, nous calculons, d'abord, la variation de l'écart de la mensuration entre le porteur et le vêtement 3D concerné, soit Δdm_3 :

$$\Delta dm_3 = \Delta Eval_{D_3} / 0,0122 = 51,64$$

par utilisation du sous-modèle $D_3 = 0,0122 \cdot dm_3 - 0,0144$

En fait, Δdm_3 est égal à Δmv_3 (la variation de la mensuration du vêtement concerné) car les mensurations du porteurs restent toujours identiques. Selon l'équation 6-16, Δmv_3 correspond à la variation de la ligne caractéristique Δl_3 , et leur relation est indiquée dans le Tableau 6-4. Nous avons donc :

$$\Delta dm_3 = \Delta mv_3 = 2 \cdot \Delta l_3 = 51,64$$

Ensuite, Δl_3 est représentée par les déplacements des deux points caractéristiques associés P_3 et P_8 (c.f. Figure 6-3) dans le sens x , soit Δx_3 et Δx_8 . Selon les relations entre les points caractéristiques et les points clés indiqués dans le Tableau 6-3, Δx_8 dépend de Δx_3 , considéré comme point clé. La relation identifiée entre eux dans le sens x s'exprime par $\Delta x_8 = -0,507 \cdot \Delta x_3 - 1,012$. Dans cette situation, nous établissons une relation suivante :

$$\begin{aligned} \Delta dm_3 &= 2\Delta l_3 = 2 \cdot (\Delta x_3 - \Delta x_8) = 2 \cdot (\Delta x_3 - (-0,507 \cdot \Delta x_3 - 1,012)) \\ &= 2 \cdot (1,507 \cdot \Delta x_3 + 1,012) = 51,64 \end{aligned}$$

et nous obtenons $\Delta x_3 = 14,5$

Puis nous appliquons Δx_3 à tous les autres points caractéristiques selon les équations du Tableau 6-7 afin d'obtenir leurs valeurs de déplacements. Nous avons donc :

$$\Delta x_1=6,18, \Delta x_2=13,12\dots,$$

$$\Delta y_4=-16,15, \Delta y_1=0, \Delta y_2=-0,32\dots$$

Le vêtement avec un nouveau patron personnalisé est montré dans la Figure 6-16c. Il s'agit d'une nouvelle gradation pour un même style.

En résumé par comparaison des trois vêtements dans la Figure 6-16, nous constatons que le vêtement du milieu (Figure 6-16b), obtenu à l'option 1, s'adapte mieux au morphotype

du porteur par rapport au vêtement initial à gauche (Figure 6-16a). Les améliorations du fit sont significatives pour le tour d'épaules, la longueur du vêtement et la longueur des manches, correspondant respectivement aux descripteurs D_2 , D_5 et D_6 . Pourtant, les formes des nouveaux patrons sont un peu différentes par rapport aux patrons initiaux. C'est-à-dire que nous avons modifié légèrement le style de ce vêtement. Par ailleurs, le vêtement à droite (Figure 6-16c), obtenu à l'option 2, est plus ample par rapport au vêtement initial. La modification du fit autour de la poitrine, correspondant au descripteur D_3 , donne un effet d'ampleur global au nouveau vêtement. Les nouveaux patrons obtenus respectent exactement les formes initiales. Autrement dit, le style du vêtement n'est pas modifié. Dans ce cas, les nouveaux patrons sont considérés comme une nouvelle gradation d'un même vêtement.

6.5 Bilan

La perception d'un vêtement virtuel dépend des matières textiles et de la conception des patrons associés. L'influence des paramètres techniques des matières a été étudiée dans le Chapitre 5. Dans ce chapitre, nous nous focalisons sur la relation entre les paramètres des patrons et la perception du fit, afin de contrôler la perception humaine sur le vêtement virtuel.

Dans ce but et pour illustrer notre approche, nous avons étudié les caractéristiques des patrons de 8 différentes tailles, incluant les points caractéristiques et les lignes caractéristiques. La silhouette principale des patrons a été caractérisée par l'ensemble des points caractéristiques, pour lesquels les points clés sont les plus importants car ils déterminent, durant les variations de la gradation, les autres points, très corrélés linéairement avec eux. De plus, à partir des lignes caractéristiques, nous obtenons les mensurations principales des vêtements 3D pour un T-shirt, utilisées pour calculer les écarts des mensurations entre le corps humain et le vêtement en 3D.

Ensuite, nous avons effectué une expérience sensorielle sur les T-shirts virtuel de 8 tailles, montés sur un mannequin standard et générés dans un logiciel de CAO en confection 3D, afin d'obtenir les données sensorielles sur la perception du fit par rapport aux différentes tailles.

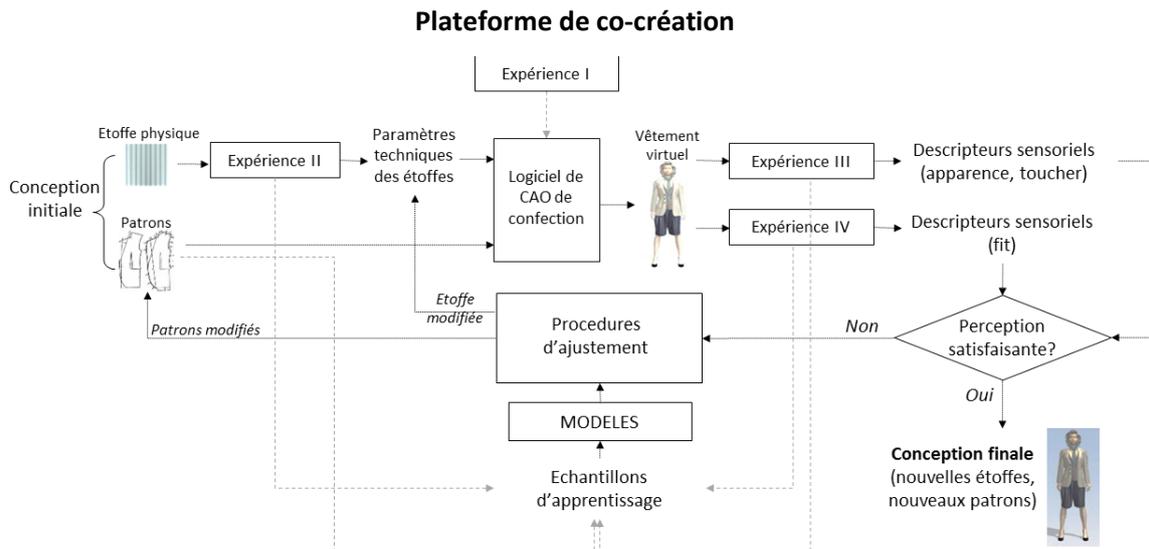
A partir des données acquises, les modèles caractérisant les relations entre les descripteurs sensoriels et les écarts des mensurations des vêtements par rapport au corps du porteur, ont été mis en place à l'aide de la régression linéaire. De part ces modèles créés, un consommateur est désormais capable de prévoir la perception du fit d'un vêtement virtuel à partir des mensurations de son propre corps et des patrons du vêtement. De plus, un nouveau patron personnalisé ou un nouveau style personnalisé du vêtement peut être généré selon les

préférences désirées du consommateur sur le vêtement virtuel. Les exemples d'application ont été fournis à la fin de ce chapitre.

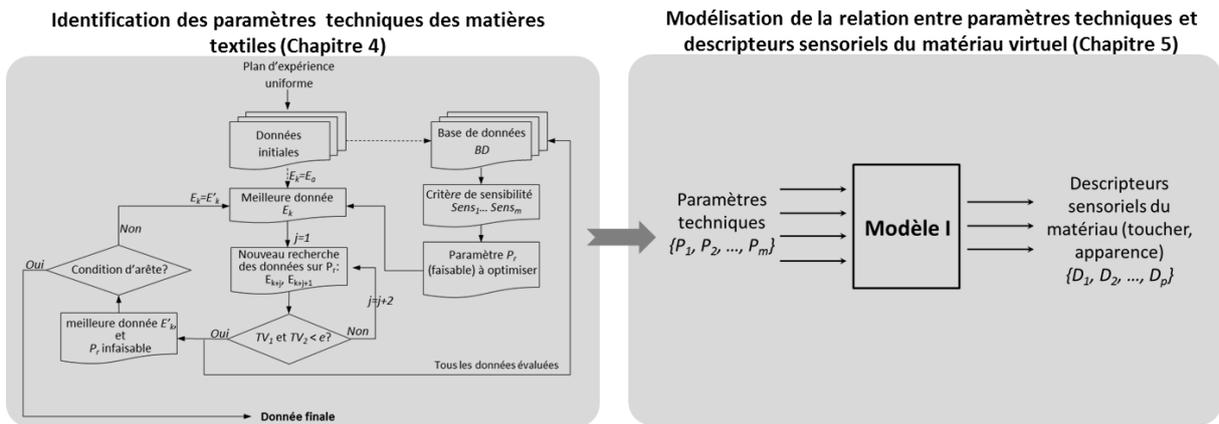
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Dans un contexte économique où les concurrences internationales sont exacerbées, la customisation, ou personnalisation de masse des produits devient aujourd'hui une stratégie très importante des entreprises pour améliorer la valeur perçue de leurs produits. Cependant, en suivant le schéma classique de production actuelle, une procédure de mise œuvre d'un vêtement sur-mesure/customisé est si longue, sujette à de si nombreux aller-retours que le coût du matériau ne serait plus compétitif. Certaines marques proposent des plateformes de customisations de leurs produits en ligne, mais ces dernières restent le plus souvent très limitées et n'offrent le plus souvent que la possibilité de modifier les couleurs ou les motifs. Les dimensions sensorielles des produits, incluant en particulier l'apparence et le toucher des matières tout autant que le bien-être du vêtement (ajustement de la taille à la morphologie du corps, confort, ...) sont rarement proposés. C'est la raison pour laquelle à ce jour les expériences de customisation ne sont pas pleinement satisfaisantes. Pour tendre vers ce but, les entreprises doivent trouver des outils adaptés, repenser l'organisation interne de leur processus de création, compter sur le développement de nouvelles compétences ou encore créer de nouvelles missions afin d'accroître la qualité et l'expérience de customisation et ce dans des délais très courts.

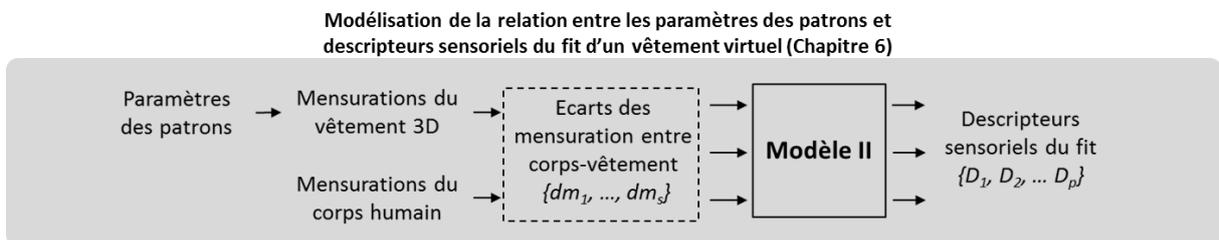
Cette thèse rassemble un ensemble de méthodes basées sur des calculs avancés pour construire une nouvelle plateforme de «co-création» (Figure ci-dessous). Cette nouvelle plateforme proposée comprend essentiellement deux fonctions. Premièrement, elle permet de mettre en place une cabine virtuelle d'essayage du vêtement, incluant une nouvelle expérience sensorielle dans une boutique physique ou sur tout autre support multimédia. Elle intègre à la fois le mécanisme de CAO en confection 3D tout autant qu'elle offre l'intégration, le contrôle et l'optimisation de la représentation virtuelle de la perception telle qu'elle a été imaginée/conçue par les services de création des entreprises à destination des consommateurs. Deuxièmement, cette plateforme comprend un processus de co-création, permettant aux commerçants, aux créateurs et aux clients d'acquiescer conjointement une nouvelle expérience sur le développement de vêtements customisés à forte valeur ajoutée avec une bonne maîtrise des coûts. Ce processus de co-création non seulement se focalise sur les couleurs et le motif des vêtements, mais aussi s'adresse à la perception sensorielle (visuelle et tactile) des matières utilisées et à la création des patrons customisés pour obtenir un meilleur confort et un bien-être du vêtement.



Co-création : matériau



Co-création : patronage



Pour construire cette plateforme, la première étape consiste à sélectionner un logiciel de CAO en confection 3D bien adapté en termes de rendu, permettant de générer une représentation virtuelle du vêtement fidèle par rapport au vêtement réel. Au Chapitre 3, une série de vêtements virtuels ont été créés sur différents mannequins prédéfinis, par plusieurs logiciels de CAO en confection 3D reconnus. Puis nous avons effectué une

expérience sensorielle (Expérience I) pour évaluer quantitativement les écarts perceptifs entre les vêtements réels et virtuels. Par application d'une ANOVA aux données sensorielles acquises, le logiciel le plus performant a finalement sélectionné pour notre plateforme de co-création. Ainsi, un processus de prototypage virtuel s'est développé sur le logiciel sélectionné à l'aide des matières premières et des cahiers des charges fournis par notre partenaire industriel. Le but consistait à tester la faisabilité du prototypage virtuel et d'évaluer sa différence par rapport au prototypage réel dans un contexte purement industriel. Le résultat montre que le prototypage virtuel est efficace et, particulièrement moins coûteux en terme de temps et de coût.

Pendant la création du vêtement virtuel dans un logiciel de CAO en confection, l'identification des paramètres techniques de la matière, incluant les paramètres mécaniques et optiques, est souvent un gros verrou pour l'utilisateur car les systèmes de mesures utilisés actuellement, tels que les chaînes de métrologie textile KES et FAST, ne sont pas toujours disponibles et surtout retournent des valeurs numériques précises de paramètres difficiles à traduire pour rendu virtuel. C'est la raison pour laquelle, dans le Chapitre 4, nous avons proposé d'utiliser un test sensoriel, associé à un plan d'expériences optimisé utilisant «l'apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité», afin d'acquérir les paramètres techniques des matières de manière simple, rapide et efficace. Cette méthode est très significative pour des transactions des textiles en ligne. Le principe de cette méthode consiste à réaliser une recherche initiale dans l'espace global des paramètres à l'aide d'un plan uniforme classique avec un faible nombre d'essais. Ensuite, au voisinage du point optimal, une recherche affinée s'effectue sur le paramètre le plus pertinent par ordre décroissant des critères de sensibilité calculés. Ces critères sont estimés à partir des données du degré de similarité entre les produits réel et virtuel, retenues par le biais d'une expérience sensorielle (Expérience II). Avec cette méthode, nous avons généré un ensemble d'étoffes virtuelles pour lesquelles les représentations sont très proches des étoffes réelles. Parallèlement, à titre de comparaison en termes de performance, 3 autres plans d'expériences ont été conduits, incluant les plans orthogonal, uniforme et un nouveau muni d'un automate d'apprentissage. Le résultat de la comparaison a montré que le paramétrage, utilisant l'apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité converge plus rapidement vers la solution quasi-optimale que les 3 autres méthodes. Ainsi, cette technique est préconisée pour la création des vêtements virtuels dans les études qui ont suivi.

Pour la création de vêtements, la perception humaine, quantitativement décrite par les descripteurs sensoriels, peut être considérée comme des critères de communication entre le

service dédié à la création au sein d'une entreprise et les consommateurs. Dans ce contexte, il est nécessaire de mettre en œuvre un outil simple à manipuler et permettant de modifier la perception humaine du vêtement virtuel par un ajustement des paramètres techniques des patrons et des matières. Pour ce faire dans le chapitre 5, nous avons tout d'abord extrait un ensemble de descripteurs sensoriels normalisés qui décrivent le toucher et l'apparence des matières. Ensuite, les étoffes virtuelles générées au chapitre 4, ont été quantitativement évaluées sur ces descripteurs par une nouvelle expérience sensorielle (Expérience III). En s'appuyant sur les données en entrée (les paramètres techniques des étoffes) et les données en sortie (les descripteurs sensoriels), nous avons établi 3 types de modèles mettant en œuvre et comparant différentes techniques comme la régression linéaire, les réseaux de neurones artificiels et l'arbre de décision flou ID3. Suite aux analyses comparatives des performances des modèles, la technique l'arbre de décision flou ID3 est celle qui a montré la meilleure efficacité ainsi qu'une plus grande robustesse. Sur la base des modèles créés par l'arbre de décision flou ID3, la perception humaine des étoffes virtuelles peut désormais être modifiée en fonction des préférences du client sur un voire plusieurs descripteurs sensoriels. Cette démarche est particulièrement intéressante pour sélectionner les matières les plus appropriées lors de la création d'un vêtement.

Dans le chapitre 6, nous nous sommes concentrés sur un autre élément en lien avec la création : le patronage des vêtements. De fait, la forme d'un patron, ainsi que sa gradation, influencent directement l'ajustement du vêtement sur le porteur. L'aisance d'un vêtement, représentée par les écarts entre les mensurations du corps humain et celle du vêtement, est souvent utilisée pour étudier ou quantifier le fit. Dans notre étude, l'aisance du vêtement a été employée comme une variable « intermédiaire » pour modéliser le fit du vêtement et les paramètres des patrons associés. Les paramètres d'un patron sont constitués des points caractéristiques et des lignes caractéristiques. Afin de caractériser quantitativement le fit du vêtement par les descripteurs sensoriels, nous avons réalisé une expérience sensorielle (Expérience IV) pour les différentes tailles (gradations) du vêtement virtuel sur un mannequin standard. Puis, en s'appuyant sur les données d'entrées (les écarts entre les mensurations du vêtement et du porteur) et les données de sorties (descripteurs sensoriels du fit), un modèle a été établi par régression linéaire. Ce modèle peut être appliqué selon deux aspects. Premièrement, il peut être intégré dans un système de recommandation pour prévoir le fit d'un vêtement. Deuxièmement, à l'aide du modèle, une nouvelle gradation ou un nouveau style, peut être créé selon une préférence personnalisée du client sur le fit. Dans cette situation, un

vêtement sur-mesure peut se réaliser en ligne ou plus prosaïquement proposer une taille adaptée à la morphologie du corps du client.

En raison de la durée limitée d'un travail de thèse, il reste encore de nombreux champs d'investigation à explorer pour l'aboutissement d'une plateforme de co-création. Majoritairement trois pistes sujettes à des investigations se font jour, à savoir

- La méthode d'apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité pour identification des paramètres techniques (chapitre 4) peut être utilisée pour créer une tissuthèque virtuelle utile aux entreprises textiles. Cette méthode peut être efficace au démarrage de la construction de la base de données de matériaux récurrents dans le processus de création. Au fur et à mesure du développement de la base de données, il faudra certainement développer une méthode moins spécifique pour exploiter les données acquises, afin d'identifier les paramètres techniques pertinents de manière automatique. Les outils de «data mining» peuvent s'avérer efficaces pour tenter d'apporter des réponses.
- Le nombre d'échantillons impliqués dans la modélisation des relations entre les paramètres techniques et les descripteurs sensoriels (chapitre 5) est trop limité. La complexité et la nature de ces relations ne peuvent pas être complètement exploitées, faute de données d'apprentissage significatives. Un modèle plus complet, moins spécifique requerrait plus de données d'apprentissage, correspondant à une collection d'échantillons les plus diversifiés possibles. De plus, la combinaison, de façon complémentaire, de la connaissance professionnelle, fournie par les experts et des données d'apprentissage, est une orientation privilégiée pour développer un modèle plus précis et plus robuste.
- L'étude de la relation entre les patrons et la perception du fit s'appuie sur les données d'un T-shirt de base (chapitre 6). Pour un vêtement comprenant des patrons plus complexes comme les costumes par exemple, la démarche de modélisation serait plus compliquée car les points caractéristiques sont plus indépendants et moins corrélés linéairement. Pour autant, le principe général que nous avons établi est toujours valable. En fait, le travail conduit à ce stade est juste une première étape vers le processus de co-création pour les vêtements customisés, adaptés à des préférences et attentes spécifiques du client. De nombreuses pistes de recherche, telles que le développement de nouveaux systèmes de recommandation pour les créateurs, peuvent être exploitées à partir des principes et des méthodes développés au cours de cette thèse.

La plateforme de co-cr éation propos ée dans ces travaux a é é majoritairement pens ée en terme technique, pour les outils numériques/logiciels et les méthodes à mettre en œuvre et les différentes évaluations à conduire. Déclinée au sein d'une entreprise, le choix de l'implantation d'une telle plateforme entra înerait des conséquences en termes de ressources humaines et de compétences nouvelles ou inexploitées à intégrer. L'organisation des services internes, tout autant que les relations entre les acteurs de la cha îne, se verraient dans le m ême temps modifi és (nouvelles propri étés industrielles, cahier des charges techniques enrichis, ...).

BIBLIOGRAPHIE

1. SESSI, *Tableau de bord de l'emploi industriel*, 2008, ministère de l'Economie, de l'industrie et de l'Emploi.
2. Ammar, G. and Roux, N., *La revue des l'ires. Délocalisation et nouveau modèle économique : le cas du secteur textile-habillement*2009.
3. Davis, S.M., *Future perfect*1987: Addison-Wesley.
4. Kotler, P., *Philip Kotler. Strategy & Leadership*, 1989. **17(5)**: p. 10-47.
5. Hart, C., *Mass Customization: Conceptual Underpinnings, Opportunities and Limits*. International Journal of Service Industry Management, 1995. **6(2)**: p. 36-45.
6. Piller, F.T. and M.M. Tseng, *Handbook of Research in Mass Customization and Personalization: Strategies and concepts*2010: World Scientific.
7. Walcher, D. and F.T. Piller, *The Customization 500: An International Benchmark Study on Mass Customization and Personalization in Consumer E-commerce*2012: FHS, School of Design + Product Management.
8. Flynn, A. and Vencat, E.F., *Custom Nation: Why Customization Is the Future of Business and How to Profit From It*2013: BenBella Books.
9. Europe, E., *Europe B2C Ecommerce Report 2013*, 2013.
10. yStats GmbH & Co. KG, *Global Clothing B2C E-Commerce Report 2013*, 2013: Global. p. 177.
11. Cordier, F., Lee, W. S., Seo H., and Magnenat-Thalmann N., *Virtual-Try-On on the Web*, in *Virtual Reality International Conference 2011* 2001: Laval, France.
12. Just-style.com, *Sizing a headache for glogalizing apparel industry*, www.Just-style.com, Editor 2010.
13. Fuchs, P., *Les Interfaces de la r éalit é virtuelle*1996: Le Corum.
14. Ohlhorst, F.J., *Big Data Analytics: Turning Big Data into Big Money*2012: Wiley.
15. Wan, Y., *Comparison-shopping Services and Agent Designs*2009: IGI Global.
16. Chittaro, L. and Ranon, R., *Adding Adaptive Features to Virtual Reality Interfaces for E-commerce*. Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems. Lecture Notes in Computer Science, 2000: p. 86-91.
17. Verna, D., *T é-Op ération et R éalit é Virtuelle: assistance à l'op érateur par mod éisation cognitive de ses intentions*, in *D épartement Informatique et R éseaux* 2000, l'École Nationale Sup érieure des T écommunications de Paris.

18. Fretwell, L., *Cisco StyleMe™ Virtual Fashion Mirror How New Consumer Behaviors Are Enabling Retailers To Revitalize Their Stores by Combining the Virtual and Physical Worlds* 2011, Cisco IBSG.
19. Tao, X. and Bruniaux, P., *Toward advanced three-dimensional modeling of garment prototype from draping technique*. International Journal of Clothing Science and Technology, 2013. **25(4)**: p. 266-283.
20. Fontana, M., Rizzi, C. and Cugini, U., *3D virtual apparel design for industrial applications*. Computer-Aided Design, 2005. **37(6)**: p. 609-622.
21. Chen, X., Zeng, X., Koehl, L., Tao, X., and Boulenguez-Phippen J., *Optimization of Human Perception on Virtual Garments by Modeling the Relation between Fabric Properties and Sensory Descriptors Using Intelligent Techniques*. Communications in Computer and Information Science, 2014. **443**: p. 606-615.
22. Luo, G.Z. and Yuen, M.M.F., *Reactive 2D/3D garment pattern design modification*. Computer-Aided Design, 2005. **37**: p. 623-630.
23. Stappers, P.J., Van Rijna, H., Kistemakerc, S.C., Henninkc, A.E., Sleeswijk Vissera, F., *Designing for other people's strengths and motivations: Three cases using context, visions, and experiential prototypes*. Advanced Engineering Informatics, 2009. **23(2)**: p. 174-183.
24. Lim, H., Istook, C. and Cassill N.L., *Advanced Mass Customization in Apparel*. Journal of Textile and Apparel Technology and Management, 2009. **6(1)**: p. 1-12.
25. Hannelore, E., Elke, G., Hermann, H., Marianne, H., Roland, K., Renate, K., Dieter, M., Andrea, M., Werner, R., *Clothing Technology: from Fiber to Fashion* 1999: Verlag Europa-Lehrmittel Nourney. 316.
26. Kang, T.J. and Min, K.S., *Optimized garment pattern generation based on three-dimensional anthropometric measurement*. Int J Cloth Sci Technol, 2000. **12(4)**: p. 240-254.
27. Gilewska, T., *Le mod éisme de mode: Tome 1, Coupe à plat, les bases* 2008: Eyrolles.
28. Ausma, V. and Inga, D., *Applications of Virtual Reality* 2012: InTech.
29. Istook, C.L., *Enabling mass customisation: computer-driven alteration methods*. Int J Cloth Sci Technol, 2002. **14(1)**: p. 61-76.
30. Heisey, F., *Three-dimensional pattern drafting, Part I. Projection*. Text Res J, 1990. **60(11)** p. 690-696.
31. Lectra. *Lectra Syst ème*. [cited 2014; Available from: <http://www.lectra.com>].

32. Gerber. *Gerber Technology*. [cited 2014; Available from: <http://www.gerbertechnology.com>.
33. PAD. *PAD System Technologies*. [cited 2014; Available from: <http://www.padsystem.com>.
34. OptiTex. [cited 2014; Available from: <http://www.optitex.com>.
35. Liu, Y.J., Zhang, D.L. and Yuen, M.M.F., *A survey on CAD methods in 3D garment design*. *Computers in Industry*, 2010. **61**(6): p. 576-593.
36. Fan, J., *Assessing the quality of garment appearance*. *J Asia Text Apparel*, 1998: p. 88-90.
37. Fontanaa, M., Rizzib, C. and Cugini, U., *3D virtual apparel design for industrial applications*. *Computer-Aided Design*, 2005. **37**: p. 609-622.
38. Sato, R., *Asahi chemical apparel system with high performance software*, in *JNT1990*. p. 96-100.
39. Ito, I., Kawauchi, K. and Odagaki C., *Three-dimensional computer system for automatic pattern making and simulation*. *J Text Mach Soc Japan*, 1992. **38**(3) p. 68-77.
40. Hinds, B.K. and McCartney, J., *Interactive garment design*. *The Visual Computer*, 1990. **6**(2): p. 53-61.
41. Wang, C.C.L., Y. Wang, and M.M.F. Yuen, *Feature based 3D garment design through 2D sketches*. *Computer Aided Design*, 2002. **35**: p. 659-672.
42. Okabe, H., et al., *Three-dimensional apparel CAD system*. *Computer Graph*, 1992. **26**(2): p. 105-110.
43. McCartney, J., Hinds, B.K., Seow B.L. and Gong D., *Dedicated 3D CAD for garment modelling*. *Journal Materials Processing Technology*, 2000. **107**: p. 31-36.
44. Weil, J., *The synthesis of cloth objects*. *Computer Graphics Proceedings*, 1990. **86**: p. 49-54.
45. Decaudin, P., Julius. D., Wither, J., Boissieux, L., Sheffer, A., Cani, M., *Virtual garments: a fully geometric approach for clothing design*. *Eurographics*, 2006: p. 625-634.
46. Fu, J., Joneja, A. and Tang K., *Modeling wrinkles on smooth surfaces for footwear design*. *Computer-Aided Design* 2005. **37** (8) p. 815-823.
47. Agui, T., Nagao, Y. and Nakajma, M., *An expression method of cylindrical cloth objects, an expression of folds of a sleeve using computer graphic*. *Trans Soc Electron Inf Commun* 1990. **J73-D-II**(7): p. 1095-7.

48. Hinds, B.K. and McCartney J., *Pattern development for 3D surfaces*. Comput Aided Design, 1991. **23(8)**: p. 583-592.
49. Provot, X., *Deformation constraint in a mass-spring model to describe rigid cloth behavior*. Proceedings of Graphics Interface, 1995: p. 147-154.
50. Fan, J., Wang, Q., Chen, S., Yuen, M.M.F. and Chan, C.C., *A spring-mass model-based approach for warping cloth patterns on 3D objects*. Journal of Visualization and Computer Animation, 1998. **9 (4)** p. 215-227.
51. Breen, D.E., House, D.H. and Getto, P.H. , *A physically-based particle model of woven cloth*. Visual Computer 1992. **8 (5-6)**: p. 264-277.
52. Breen, D.E., House, D.H. and Wozny M.J., *Predicting the drape of woven cloth using interacting particles*, in ACM1994: SIGGRAPH.
53. Eberhardt, B., Weber, A. and Strasser W., *A fast, flexible, particle-system model for cloth draping*. IEEE Computer Graphics and Applications 1996: p. 52-59.
54. Aono, M., *A wrinkle propagation model for cloth*. Computer Graphics International, 1996: p. 95-115.
55. Eischen, J.W., Deng, S. and Clapp, T.G., *Finite-element modeling and control of flexible fabric parts*. IEEE Computer Graphics and Applications, 1996: p. 71-80.
56. Terzopoulos, D., Platt, J.C. and Barr, H., *Elastically deformable models*, in ACM1987: SIGGRAPH p. 205-214.
57. Hadap, S., Bangerter, E., Volino, P. and Magnenat-Thalmann, N., *Animating wrinkles on clothes*. Proceedings of IEEE Visualization 1999: p. 175-182.
58. Kunii, T.L. and Gotoda, H., *Singularity theoretical modeling and animation of garment wrinkle formation processes*. Visual Computer, 1990. **6(6)**: p. 326-336.
59. Volino, P. and Magnenat-Thalmann, N., *Implementing fast cloth simulation with collision response*. Computer Graphics International, 2000: p. 257-266.
60. Browzwear. cited 2014; Available from: <http://www.browzwear.com>.
61. Clo3D. cited 2014; Available from: <http://www.Clo3D.com>, accessed October 2013.
62. Trimirror. cited 2014; Available from: www.trimirror.com.
63. Chow, J.C.K., Chow, J.C.K., Ang, K.D., Lichti, D.D. and Teskey, W.F., *Performance analysis of a low-cost triangulation-based 3D camera: Microsoft Kinect system in International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 2012*: Melbourne, Australia.

64. Cho, Y., Okada, N., Park, H., Takarera, M., Inui, S. and Shimizu, Y., *An interactive body model for individual pattern making*. International Journal of Clothing Science and Technology, 2005. **17**(2): p. 91-99.
65. H. Seo and Magnenat-Thalmann, N., *An automatic modeling of human bodies from sizing parameters*, in *ACM SIGGRAPH 2003 Symposium on Interactive 3D Graphics 2003*: California, USA. p. 19-26.
66. Kawabata, S., *The development of the objective measurement of fabric handle*. Journal of the Textile Machinery Society of Japan, 1982. **8**: p. 31-59.
67. Alley, V.L. and McHatton, A.D., *A proposed quantitative measure of fabric handle and the relative characterisation of some aerospace materials by handle moduli*. US: Air force geophysics laboratory special report., 1976.
68. Choudhury, A.K.R., *6 - Colour measurement instruments*, in *Principles of Colour and Appearance Measurement*, A.K.R. Choudhury, Editor 2014, Woodhead Publishing. p. 221-269.
69. Hardeberg, J.Y., *Desktop scanning to sRGB*, in *Color imaging : device-independent color, color hardcopy, and graphic arts 1999*: San Jose CA, USA. p. 47-57.
70. Johnson, T., *Methods for characterizing colour scanners and digital cameras*. Displays, 1996. **16**(4): p. 183-191.
71. *NF EN ISO 2813*, in *Peintures et vernis -- Détermination de la réflexion spéculaire de feuillets de peinture non métallisés à 20 degrés, 60 degrés et 85 degrés* 1994.
72. *NF EN 1164*, in *Plumes et duvets - Méthodes d'essais - Détermination de la turbidité d'un extrait aqueux*. 1998.
73. Pine, B.J. and Gilmore, J.H., *The Experience Economy* 2011: Harvard Business Review Press.
74. Mesulam, M.M., *From sensation to cognition*. Brain, 1998. **121**: p. 1013-1052.
75. Delacour, J., *Une introduction aux neurosciences cognitives* 1998: De Boeck Université
76. Mather, G., *Essentials of Sensation and Perception* 2014: Taylor & Francis.
77. Young, M., *Dressed to commune, dressed to kill: changing police imagery in England and Wales*. Appearance and power, ed. K.K.P. Johnson and S.J. Lennon 1999, Oxford: Berg Publishers.
78. Rudd, N.A. and Lennon, S.J., *Body image: Linking aesthetics and social psychology of appearance*. Cloth Text Res J, 2001. **19**(3): p. 120-133.

79. Kety, S.S., *Genetics of neurological and psychiatric disorders* 1983: Raven Press.
80. Thompson, M.A. and Gray, J.J., *Development and Validation of a New Body-Image Assessment Scale*. *Journal of Personality Assessment*, 1995. **64(2)**: p. 258-269.
81. Gardner, R.M., Stark, K., Jackson, N.A. and Friedman, B.N., *Development and validation of two new scales for assessment of body image*. *Percept Motor Skill*, 1999. **89(3)**: p. 981-993.
82. Markee, N.L., Carey, I.L.S. and Pedersen, E.L., *Body cathexis and clothed body cathexis: Is there a difference?* *Percept Motor Skill*, 1990. **70(3)**: p. 1239-1244.
83. Wang, Y., Li, S. and Mao, J., *Computer Image Processing and Recognition Technology* 2001, Beijing, China: Higher Education Press.
84. Xue, Z., *Study on relations between visual and haptic perceptions of textile products*, 2012, l'universit éLille 1. p. 198.
85. Aschoeke, A., and Bittlin, T., *Cognitive Psychology and Cognitive Neuroscience*. Wikibooks contributors, 2012.
86. Magnenat-Thalmann, N., Volino, P., Bonanni, U., Summers, I. R., Bergamasco, M., Salsedo F. and Wolter, F.E., *From Physics-based Simulation to the Touching of Textiles: The HAPTEX Project* *The International Journal of Virtual Reality*, 2007. **6(3)**: p. 35-44.
87. Anderson, J.R. and Bower, G.H., *Human associative memory* 1980, New Jersey, U.S.: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
88. Ali, S.I. and Begum, S., *Fabric softeners and softness perception*. *Ergonomics*, 1994. **37(5)**: p. 801-806.
89. Hu, J. and Chen, W., *A psychophysical model for objective fabric hand evaluation: an application of Steven's law*. *Journal of the Textile Institute*, 1993. **84(3)**: p. 354-363.
90. Allerkamp, D., *Tactile Perception of Textiles in a Virtual-Reality System* 2010: Springer Verlag.
91. Cho, G., Cho, J., Kim, C. and Ha, J., *Physiological and Subjective Evaluation of the rustling sounds of polyester warp knitted fabrics*. *Textile Research Journal*, 2005. **75(4)**: p. 312-318.
92. Na, Y. and Cho, G., *Variations in sensibility to fabric frictional sound by fiber type and subject*. *Textile Research Journal*, 2003. **73(9)**: p. 837-842.
93. Herz, R.S., *Are odors the best cues to memory? A cross-modal comparison of associative memory stimuli*. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1998. **855**: p. 670-674.

94. Cain, G., *The American way of designing* 1950: Fairchild Publications.
95. Erwin, M.D., *Clothing for Moderns, By Mabel D. Erwin* 1957: Macmillan.
96. Efrat, S., *The development of a method of generating patterns for clothing that conform to the shape of the human body*, in *School of Textile and Knitwear Technology* 1982, Leicester Polytechnic. p. 234-235.
97. Shen, L. and Huck, J., *Bodice pattern development using somatographic and physical data*. *Int J Cloth Sci Technol*, 1993. **5(1)**: p. 6-16.
98. Frost, K., *Consumer's perception of fit and comfort of pants* 1988, Washington State University: Pullman.
99. Gers ĩk, J., *Development of the system for qualitative prediction of clothing appearance quality*. *Int J Cloth Sci Technol*, 2002. **14(3/4)**: p. 169-180.
100. Raeve, A.D., Cool, J., Smedt, M.D. and Bossaer, H., *Mass Customization, Business Model for the Future of Fashion Industry*, in *3rd Global Fashion International Conference* 2012: Madrid, Spain. p. 1-17.
101. Dijksterhuis, G.B., *Multivariate data analysis in sensory and consumer science, 1st edition* 1997, Trumbull, Connecticut, USA: Food & Nutrition Press Inc.
102. Stone, H. and Sidel, J.L., *Sensory evaluation practice, 1st édition* 1993, San Diego, CA: Academic Press, Inc.
103. Koehl, L., Zeng, X., Zhou, B. and Ding, Y., *Intelligent sensory evaluation of industrial products for exploiting consumer's preference*. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2008. **77(5-6)**: p. 522-530.
104. VILLARINO, B.J., *Social, economic and cultural dimensions of sensory evaluation and its possible applications to the various disciplines of home economics in the Philippines*. *Journal of Sensory Studies*, 2009. **24(4)**: p. 601-620.
105. Giboreau, A., Navarro, S., Faye, P. and Dumortier, J., *Sensory evaluation of automotive fabrics : the contribution of categorization tasks and non verbal information to set-up a descriptive method of tactile properties*. *Food Quality and Preference*, 2001. **12**: p. 311-322.
106. Bacle, I., Meges, S. Lauze, C. and Dupuy, P., *Sensory analysis of four medical spa spring waters containing various mineral concentrations*. *International Journal of Dermatology*, 2001. **38(10)**: p. 784-786.
107. Philippe, F., Schacher, L., Adolphe, D.C. et Dacremont, C., *Tactile feeling: Sensory analysis applied to textile goods*. *Textile Research Journal*, 2004. **74(12)**: p. 1066-1072.

108. Lefebvre, A. and Bassereau, J.F., *10^{ème} Séminaire CONFERE2003*: Belfort, France. p. 3-11.
109. Stone, H., Bleibaum, R., and Thomas, H.A., *Sensory Evaluation Practices2012*: Elsevier Science.
110. *NF ISO 5492*, in « *Analyse sensorielle - Vocabulaire* »1992.
111. *NF ISO 5496*, in « *Analyse sensorielle – Méthodologie –Initiation et entraînement des sujets à la détection et à la reconnaissance des odeurs* »2006.
112. *XP V09-500*, in « *Analyse sensorielle – Méthodologie –Directives générales pour la réalisation d'épreuves hédoniques en laboratoire d'évaluation sensorielle ou en salle en conditions contrôlées impliquant des consommateurs* »2000.
113. Zhu, Y., *Contribution à l'évaluation et à la modélisation du bien-être des matériaux textiles habillement par l'utilisation des techniques de calcul avancé* 2010, Université Lille1. p. 247.
114. Ssha, I., *Evaluation sensorielle, manuel méthodologique, 2^e éd.*1998, Paris: Lavoisier. 352.
115. Blumenthal, D., *Contribution à la caractérisation de produits complexes non anonymes - Application à l'évaluation du confort de l'habitacle avant des véhicules automobiles*, in *Ecole nationale supérieure des industries agricoles et alimentaires*2001: Massy.
116. Zeng, X., Ruan, D. and Koehl, L., *Intelligent sensory evaluation: Concepts, implementations, and applications*. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2008. **77**(5–6): p. 443-452.
117. Weisberg, S., *Applied Linear Regression*2013: Wiley.
118. Jolliffe, I.T., *Principal Component Analysis*2002: Springer.
119. Gower, J.C., *Generalized procrustes analysis*. *Psychometrika*, 1975. **40**(1): p. 33-51.
120. Dien, S.L., *Hierarchical multiple factor analysis: application to the comparison of sensory profiles*. *Food Quality and Preference*, 2003. **14** (5-6): p. 397-403.
121. Sugeno, M. and Takagi, T., *Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control*. *IEEE Trans Syst Man Cybern*, 1985. **15**: p. 116-132.
122. Zadeh, L.A., *Fuzzy sets*. *Information and Control*, 1965. **8**: p. 338-353.
123. Haykin, S.O., *Neural Networks and Learning Machines*2011: Pearson Education.
124. Lamata, M.T., *Aggregation in decision-making with belief structures*, ed. A.a.F.o.I.I. B. Bouchon-Meunier. Vol. 106-117. 1998: Physica-Verlag.
125. Quinlan, J.R., *Induction on Decision Trees*. *Machine Learning*, 1986. **1**: p. 81-106.

126. Berk, R.A., *Statistical Learning from a Regression Perspective* 2008: Springer.
127. Haupt, R.L. and Haupt, S.E., *Practical Genetic Algorithms* 2004: Wiley.
128. Ruan, D., *Intelligent Hybrid Systems: Fuzzy Logic, Neural Networks, and Genetic Algorithms* 1997: Springer US.
129. Zeng, X., Koehl, L., Sanouna, M., Buenob, M.A. and Rennerb, M., *Integration of human knowledge and measured data for optimization of fabric hand*. International Journal of General Systems, 2004. **33**(2-1): p. 243-258.
130. Cardello, A.V. and Winterhalter, C., *Predicting the handle and comfort of military clothing fabrics from sensory and instrumental data; development and application of new psychophysical method*. Textile Research Journal, 2003. **73**(3): p. 221-237.
131. Gladstone, K., Graupp, H. and Avizzano, C., *Assessing the utility of dual finger haptic interaction with 3D virtual environments for blind people*, in *International Conference Series on Disability, Virtual Reality and Associated Technologies* 2002: Italy.
132. Kawabata, S., *Fabric quality desubjectivised*. Text Asia, 2000. **31**(7): p. 30-32.
133. Potluri, P., Porat, I. and Atkinson, J., *Towards automated testing of fabrics*. Int J Cloth Sci Technol, 1995. **7**(2/3): p. 11.
134. ASTM, *Standard Practice for Evaluation of Men's and Boys' Home Launderable Woven Dress Shirts and Sport Shirts*, 1989, ASTM International.
135. AATCC, *Appearance of Apparel and Other Textile End Products after Repeated Home Laundering*, 1996, American Association of Textile Chemists & Colorists.
136. Zhu, Y. and Zeng, X., *A general methodology for analyzing fashion oriented textile products using sensory evaluation*. Food quality and preference, 2010. **21**: p. 1068-1076.
137. Kaplan, S. and Okur, A., *Thermal comfort performance of sports garments with objective and subjective measurements*. Indian Journal of Fiber & Textile Reserach 2012. **37**: p. 46-54.
138. Voisin, A. and Levrat, E., *Sensory Evaluation Driven Methodology for Measurement System Design*. Intelligent Sensory Evaluation, 2004: p. 235-254.
139. ASTM, *Standard Practices for Qualitatively Evaluating the COMFORT, Fit, Function and Integrity of Chemical Protective Suit Ensembles*, 2004, ASTM International.
140. AFNOR, *Textiles hosiery articles - determination of the dimensions of stretched stockings, tights and other hosiery articles*, 1995.
141. Huck, J., Maganga, O. and Kim, Y., *Protective overalls: Evaluation of clothing design and fit*. Int J Cloth Sci Technol, 1997. **9**(1): p. 45-61.

142. Yu, W.M., Yeung, K.W. and Lam, Y.L., *Assessment of Garment Fit*. in *Proceedings of the HKITA & CTES Conference on Hand-in-hand Marching into 21st Century*. 1998.
143. Christensen, R., *Analysis of Variance, Design, and Regression: Applied Statistical Methods*1996: Taylor & Francis.
144. Brecher, C., *Advances in Production Technology*: Springer International Publishing, Cham.
145. Nisbet, R., Elder, J. and Miner, G., *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications*2009: Elsevier Science.
146. Armstrong, R.A., Slade, S.V. and Eperjesi, F., *An introduction to analysis of variance (ANOVA) with special reference to data from clinical experiments in optometry*. *Ophthalmic and Physiological Optics*, 2000. **20(3)**: p. 235-241.
147. Tufféry, S., *Data mining et statistique d'écisionnelle: L'intelligence des donn ées*2010: Editions Technip.
148. Goupy, J. and Creighton, L., *Introduction aux plans d'exp ériences - 5e éd.: Toutes les techniques n écessaires à la conduite d'une étude*2013: Dunod.
149. Goupy, J., *Les plans d'exp ériences*. MODULAD, 2006. **34**: p. 74-116.
150. Rao, C.R., *Factorial experiments derivable from combinatorial arrangement of arrays*. *J. R. Statist.*, 1947. **9**: p. 128-139.
151. Taguchi, G., Konishi, S. and Institute, A.S., *Orthogonal arrays and linear graphs*1987: American Supplier Institute.
152. Hedayat, A.S., Sloane, N.J.A. and Stufken, J., *Orthogonal Arrays: Theory and Applications*1999: Springer New York.
153. Bush, K., *Orthogonal arrays of index unity*. *Annals of Mathematical Statistics*, 1952. **23(3)**: p. 426-434.
154. Dawson, E. and Mahmoodian, E., *Orthogonal arrays and ordered threshold schemes*. *Australasian Journal of Combinatorics*, 1993. **8**: p. 27-44.
155. Kunert, J. and Stufken, J., *Optimal crossover designs in a model with self and mixed carryover effects*. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 2002. **97**: p. 898-906.
156. Tang, B., *Orthogonal array-based Latin hypercubes*. *J. Am. Statist. Assoc.*, 1993. **8**: p. 1392-1397.
157. Fang, K.-T., Shiu, W.-C. and Pan, J.-X., *Uniform Designs Based on Latin Squares*. *Statistica Sinica*, 1999. **9**: p. 905-912.

158. Fang, K.T., Li, R. and Sudjianto, A., *Design and Modeling for Computer Experiments*2005: Taylor & Francis.
159. McKay, M.D., Beckman, R.J. and Conever, W.J., *A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code.* Technometrics, 1979. **21**: p. 239-245.
160. Fang, K.T. and Wang, Y., *Number-Theoretic Methods in Statistics*1993: Taylor & Francis.
161. Shannon, C.E. and McCarthy, J., *Automata Studies: Annals of Mathematics Studies. Number 34*1956: Princeton University Press.
162. Fr écon, L. and Kazar, O., *Manuel d'intelligence artificielle*2009: Presses polytechniques et universitaires romandes.
163. Narendra, K.S. and Thathachar, M., *Learning Automata - A Survey.* IEEE Trans. Syst., Man, Cybern, 1974. **vol. SMC-14**: p. 323-334.
164. Narendra, K.S. and Thathachar, M.A.L., *Learning Automata: An Introduction*2013: Dover Publications.
165. Ünsal, C., *Intelligent navigation of autonomous vehicles in an automated highway system: learning methods and interacting vehicles approach*, 1997, Virginia Polytechnic Institute and State University: Blacksburg.
166. Suzuki, K., *Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications*2011: InTech.
167. Gurney, K., *An Introduction to Neural Networks*2003: Taylor & Francis.
168. Krenker, A., Kos, A., and Bešter, J., *Introduction to the Artificial Neural Networks*2011: INTECH Open Access Publisher.
169. Chevrie, F. and Guely, F., *Cahier technique n °191: La logique floue*, 1998, Schneider Electric. p. 32.
170. Mamdani, E.H. and Assilian, S., *An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller.* International Journal of Man-Machine Studies, 1975. **7**: p. 1-13.
171. Sugeno, M. and Takagi, T., *Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control.* IEEE Trans Syst Man Cybern, 1985. **15**(116-132).
172. Buckley, J.J. and Eslami, E., *An Introduction to Fuzzy Logic and Fuzzy Sets*2002: Physica-Verlag HD.
173. Wang, L., *Contribution to development of an intelligent system for supporting personalized fashion design*, 2012, Universit éde Lille 1. p. 159.

174. Deng, X., Zeng, X., Vromon, P. and Koehl L., *Selection of relevant variables for industrial process modeling by combining experimental data sensitivity and human knowledge*. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010. **23(8)**: p. 1368-1379.
175. Morgan, J. and Sonquist, J.A., *Problems in the Analysis of Survey Data, and a Proposal*. Journal of the American Statistical Association, 1963. **58**: p. 415-435.
176. Morgan, J. and Messenger, R., *A Sequential Analysis Program for the Analysis of Nominal Scale Dependent Variables*. Survey Research Center, U of Michigan, 1973.
177. Kass, G., *An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data*. Applied Statistics, 1980. **29(2)**: p. 119-127.
178. Breiman, L., Friedman, J., Stone, C.J. and Olshen, R.A., *Classification and Regression Tree*. California: Wadsworth International, 1984.
179. Quinlan, R., *Discovering rules by induction from large collections of examples*. D. Michie ed., Expert Systems in the Microelectronic age, 1979: p. 1979.
180. Quinlan, J.R., *C4.5: Programs for Machine Learning*1993: Morgan Kaufmann Publishers.
181. Janikow, C.Z., *Fuzzy Decision Trees*. Issues and Methods, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 1998. **28**: p. 1-14.
182. Bartczuk, Ł. and Rutkowska, D., *A New Version of the Fuzzy-ID3 Algorithm*, in *Artificial Intelligence and Soft Computing – ICAISC 2006*, L. Rutkowski, et al., Editors. 2006, Springer Berlin Heidelberg. p. 1060-1070.
183. Chang, R.L.P. and Pavlidis, T., *Fuzzy Decision Tree Algorithms*. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1977. **7**: p. 29-35.
184. Levashenko, V. and Martincova, P., *Fuzzy Decision Tree for Parallel Processing Support*. Journal of Information, Control and Management Systems, 2005. **3**.
185. Fan, J., Yu, W. and Hunter, L., *Clothing Appearance and Fit*2004: Woodhead Publishing.
186. NFG07-109, *Essais des étoffes - Méthode de détermination du drap d'un tissu ou d'un tricot.*, 1980.
187. XUE, Z., *Study on relations between visual and haptic perceptions of textile products*, 2012, Université de Lille 1. p. 198.
188. Deng, X., Zeng, X., Vromon, P. and Koehl L., *Selection of relevant variables for industrial process modeling by combining experimental data sensitivity and human*

- knowledge. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2010. 23(8): p. 1368-1379.
189. Volino, P. and Thalmann, N.M., *Virtual clothing theory and practices* 2000: Ed. Springer-Verlag.
190. Power, D.J., *Decision Support Systems: A Historical Overview*, in *Handbook on Decision Support Systems* 2008, Springer Berlin Heidelberg. p. 121-140.
191. DesMarteau, K., *CAD: Let the fit revolution begin*. *Bobbin*, 2000. 42(2): p. 42-56.
192. Anderson, J.R. and Bower, G.H., *Human associative memory*. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates, Inc. 1980.

Annexe I Paramètres techniques des matières pour les 3 vêtements dans les logiciels de CAO en confection 3D

	Paramètres techniques		Unité	Vêtement A	Vêtement B	Vêtement C	
Modaris 3D fit v6							
1	Traction	LT (linéarité de la courbe traction - allongement)	chaîne	-	0,506	0,403	0,63
2			trame		0,469	0,368	0,686
3		WT (énergie d'extension pour 5N/cm n)	chaîne	N/m	40,72	29,89	60,68
4			trame		237,18	152,04	198,97
5		EMT (extension à 5N/cm)	chaîne	%	32,84	30,597	39,293
6			trame		206,653	168,913	118,35
7	Cisaillement	G (rigidité de cisaillement)	chaîne	N/m/°	0,46	0,41	1,32
8			trame		0,52	0,38	1,13
9		2HG (hystérésis de cisaillement à 0,5°)	chaîne	N/m	1,47	1,2	2,8
10			trame		2,51	2,05	2,04
11	Flexion	B (rigidité de flexion)	endroit	1e-6N m	4,79	8,25	19,57
12			envers		1,89	1,47	21,08
13	Frottement	MIU (coefficient de frottement)	endroit	-	0,2	0,3	0,2
14			envers		0,2	0,3	0,2
15	Mass surfacique			kg/m ²	0,24	0,22	0,33
16	Epaisseur			cm	0,12	0,11	0,16
17	Brillance (valeur relative)			-	0	0	0
Optitex v10							
1	Traction	Traction	chaîne	gf/cm	304,51	326,83	254,5
2			trame		48,39	59,20	84,50
3		Allongement	chaîne	%	32,84	30,597	39,293
4			trame		206,653	168,913	118,35
5	Cisaillement	Hystérésis de cisaillement à 0,5°	chaîne	gf/cm/°	1,47	1,2	2,8
6			trame		2,51	2,05	2,04
7	Rigidité de flexion			gf cm	3,34	4,86	20,33
8	Mass surfacique			g/m ²	240	220	330
9	Epaisseur			cm	0,12	0,11	0,16
10	Brillance (valeur relative)			-	0	0	0
Clo3D v2011							
1	Traction (valeur relative)	chaîne	-	33	22	37	
2		trame	-	26	28	43	
3	Cisaillement (valeur relative)			-	24	10	16
4	Flexion (valeur relative)	chaîne	-	26	16	47	
5		trame	-	13	21	14	
6	Ratio de buckling (valeur relative)			-	82	59	74
7	Raideur de buckling (valeur relative)			-	68	41	13
8	Mass surfacique			kg/m ²	0,24	0,22	0,33
9	Epaisseur			mm	1,2	1,1	1,6
10	Brillance (valeur relative)			-	0	0	0

Annexe II Enquête sur l'évaluation des performances des logiciels de CAO en confection 3D

Nous vous remercions de bien vouloir compléter cette enquête dans laquelle vous êtes invité à répondre aux questions concernant les perceptions des vêtements virtuels, générés par 3 logiciels de CAO en confection 3D, par rapport aux celles des vêtements réels.

La procédure d'évaluation est la suivante :

Pour chaque vêtement, regardez bien ses photos réelles et virtuelles, puis donnez une note de 0 à 4 à chaque descripteur, afin de caractériser la différence perceptive entre le vêtement réel et le vêtement virtuel (0 – identique, 1 – proche, 2 – moyennement, 3 – différent, 4 – très différent).

Par exemple :

*Si vous pensez le vêtement généré par le logiciel « Modaris 3D Fit » et **proche** du vêtement réel, vous pouvez noter **1**.*

	Chemise de nuit 3447		
	Mod	Opt	Clo
Forme du vêtement	1		

* Mod – Modaris 3D fit v6, Opt – Optitex v10, Clo – Clo3D 2011

Partie I : scénario 1 et scénario 2

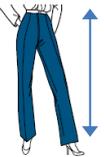
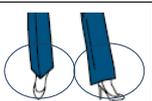
Dans ces deux scénarios, vous allez voir quelques photos et vidéos sur les comparaisons entre les vêtements réels et virtuels. Les vêtements virtuels générés des 3 logiciels de CAO en confection 3D sont réalisés sur le **même mannequin**. Regardez bien la différence entre les photos ou vidéos du réel et du virtuel, puis notez de 0-4 à chaque critère d'évaluation.

<i>Scénario 1 : simulation du vêtement en statique: comparaison entre les PHOTOS</i>									
	Chemise de nuit			Chemise + Caleçon			Chasuble		
	Mod	Opt	Clo	Mod	Opt	Clo	Mod	Opt	Clo
Forme du vêtement									
Texture/motif de la matière									
Couleur de la matière									
Brillant/ombre de la matière									
Nombre de plis du vêtement									
Taille et distribution de plis									
Fit/contact avec le corps									
<i>Scénario 2 : simulation en dynamique: comparaison entre les VIDEOS</i>									
	Chemise de nuit		Chemise + Caleçon		Chasuble				
	Opt	Clo	Opt	Clo	Opt	Clo			
Oscillation de la matière									
Rebondissement de la matière									
Perception du toucher de la matière									
Fit/contact avec le corps									

Partie II : scénario 3 et scénario 4

Dans chaque scénario de cette partie, un vêtement virtuel est réalisé sur 3 **différents mannequins** avec différentes morphologies du corps humain. Regardez bien le fit (contact avec le corps, la taille du vêtement) sur la chaque partie du corps, et puis notez de 0-4 à chaque critère d'évaluation.

		Mannequin 1			Mannequin 2			Mannequin 3		
		Mod	Opt	Clo	Mod	Opt	Clo	Mod	Opt	Clo
Forme générale de la chemise										
Longueur de la chemise										
Longueur des bras										
Largeur des épaules										
Contact avec la poitrine										
Contact avec la taille										
Contact avec le bassin										
Nombre et taille des plis, et ses distributions en bas										

Scénario 4 : le fit du vêtement (un tenu : une chemise + un caleçon)											
		Mannequin 1			Mannequin 2			Mannequin 3			
		Mod	Opt	Clo	Mod	Opt	Clo	Mod	Opt	Clo	
Forme générale du vêtement											
Longueur de la chemise											
Longueur des bras											
Largeur des épaules											
Le contact avec la poitrine											
Le contact avec la taille											
Le contact avec le bassin											
Longueur du pantalon											
Contact avec les jambes											
Nombre et taille des plis, et ses distributions à l'ouverture de jambe											

Annexe III Résultats des moyennes de degrés de similarité pour les 4 plans d'expériences sensorielles

R.é. échantillon	Degré de similarité	Plan Orthogonal	Plan Uniforme	Automate d'apprentissage	Apprentissage actif par suivi des critères de sensibilité
Nombre d'essais		27	26	25	25
T1	Statique	1	1	0,8	0,4
	Dynamique	2	1,7	1,7	1,3
T2	Statique	1,3	1	0,8	0,5
	Dynamique	1,4	1,8	1,8	1
T3	Statique	1,5	1	1	0,6
	Dynamique	2	2,5	2	1,2
T4	Statique	1,6	1,3	1	1
	Dynamique	2	2,3	1,3	0,8
T5	Statique	1	1,3	1	0,7
	Dynamique	1,7	1,7	1,7	1,1
T6	Statique	1	1	0,5	0,5
	Dynamique	1,7	1,5	1	1
T7	Statique	2,3	1,7	1,5	0,7
	Dynamique	2,3	2,3	1,5	0,8
T8	Statique	0,7	0,7	0,7	0,5
	Dynamique	1,5	1,5	1,5	1
T9	Statique	1	1,3	0,8	0,6
	Dynamique	2	2	1,3	1,2
T10	Statique	2	1,3	1	0,8
	Dynamique	2	2,5	1,6	1,4
T11	Statique	1,7	1,3	1,3	0,4
	Dynamique	1,5	1,5	1,5	0,8
T12	Statique	0,7	1	0,7	0,6
	Dynamique	1,7	2	1,3	1,7
T13	Statique	1,7	1,7	1	0,6
	Dynamique	2	2,3	1,8	1,8
T14	Statique	1	1,3	1,3	0,4
	Dynamique	1	1,3	1	1
T15	Statique	2	1,7	1,4	1
	Dynamique	1,7	2	1,5	1,4
T16	Statique	1,3	1	0,8	0,6
	Dynamique	1,7	2	1	0,8
T17	Statique	1,3	1,3	1	0,8
	Dynamique	2	2,2	1,6	1,7
T18	Statique	1	1,3	1	0,7
	Dynamique	2,3	2	2	1
T19	Statique	0,7	0,7	0,6	0,4
	Dynamique	1	1	0,8	0,9

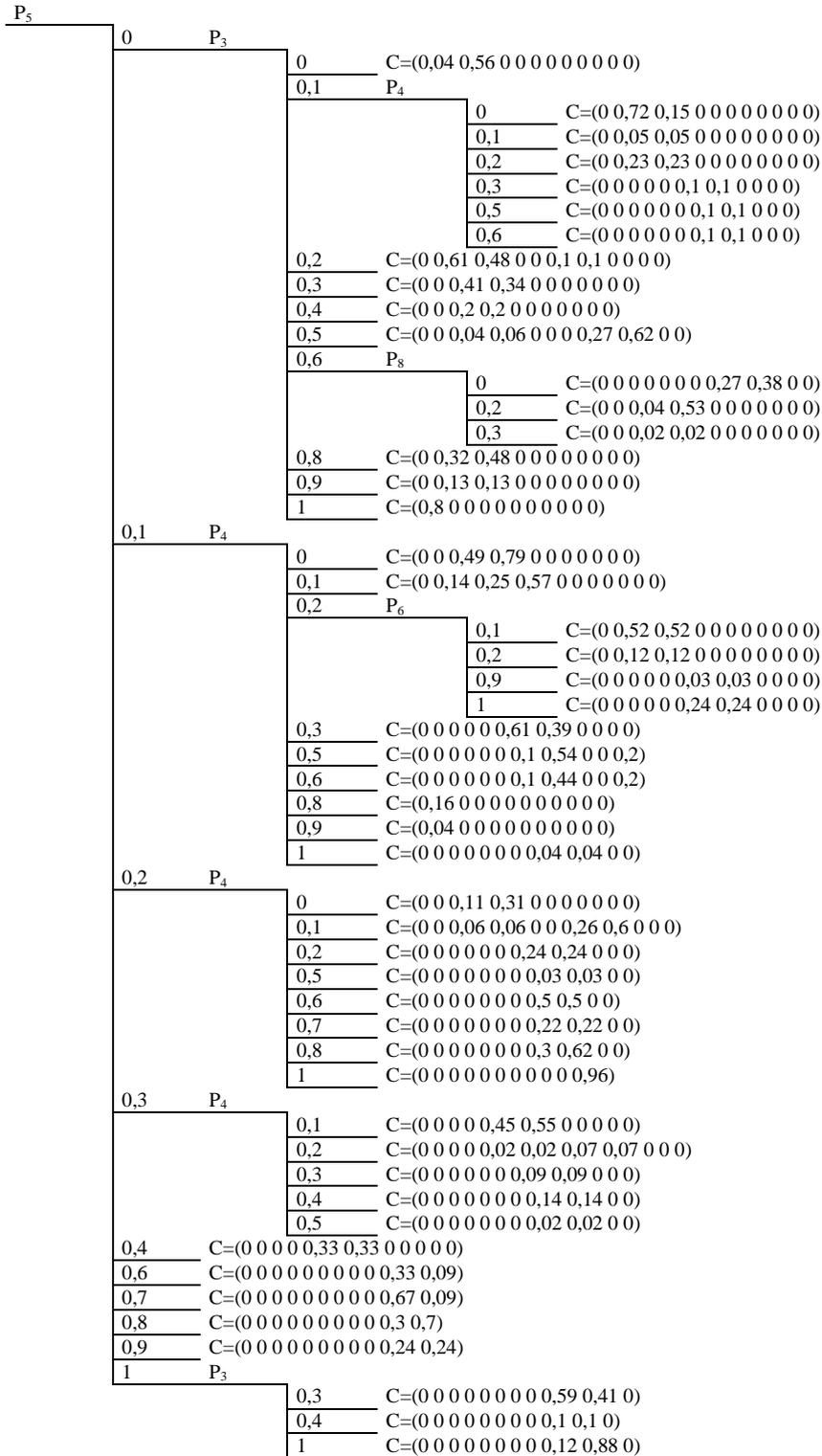
Annexe IV Résultats des moyennes pour les évaluations sensorielles des matières

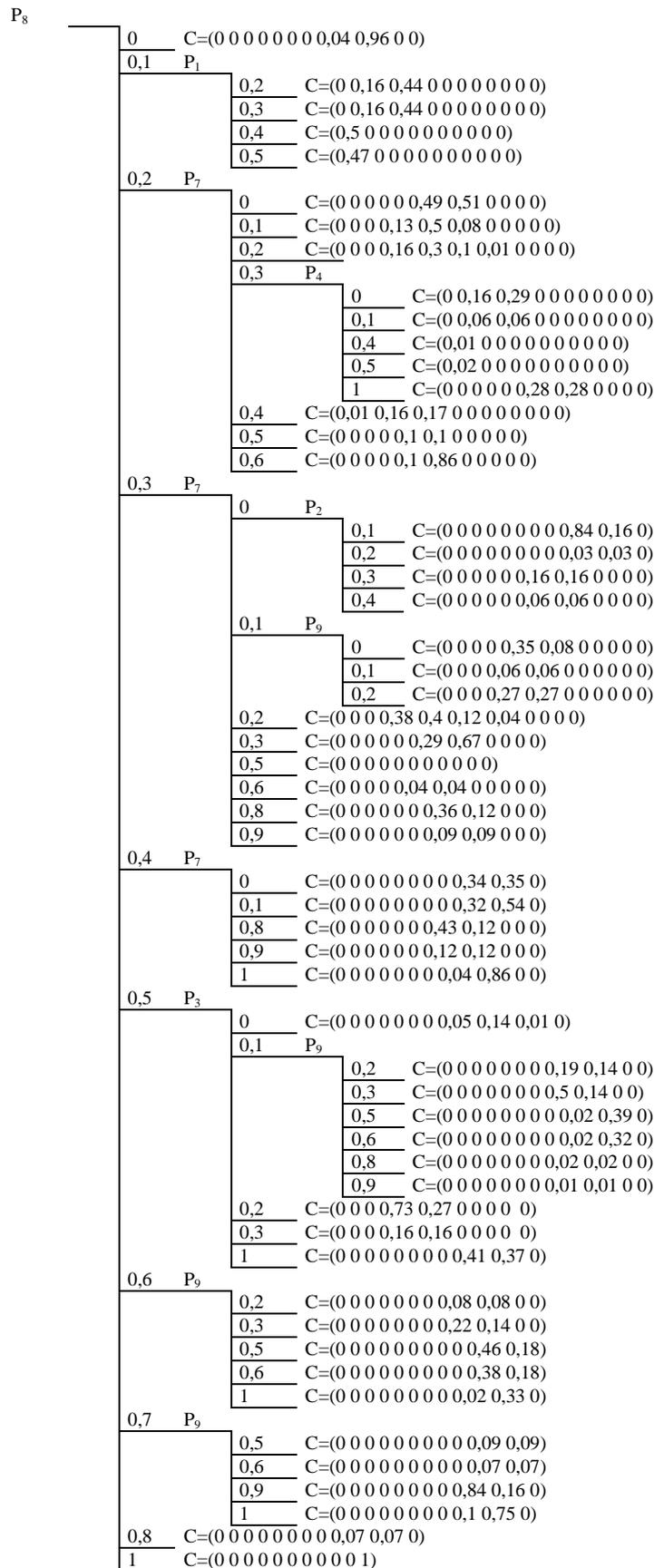
R.é. échantillon	D ₁ : Souple - Rigide	D ₂ : Rugueux - Lisse	D ₃ : Doux - Rêche	D ₄ : Tombant - Non tombant	D ₅ : Epais - Mince
T1	3,1	3,4	2,8	3,8	2,2
T2	4,1	3,8	3,4	2,8	2,9
T3	6,7	4,5	4,7	6,4	3,8
T4	7,7	6,1	6,3	8,0	4,8
T5	3,0	3,1	2,6	3,7	2,7
T6	5,7	7,5	7,6	5,1	5,1
T7	6,3	5,5	5,5	6,6	2,8
T8	6,1	2,8	4,1	5,4	4,8
T9	6,2	2,4	5,8	5,5	1,2
T10	2,0	4,2	2,8	2,1	2,9
T11	7,1	6,3	6,4	7,8	6,0
T12	2,2	4,0	3,5	1,8	3,3
T13	7,5	6,9	6,6	7,7	5,4
T14	6,2	5,1	5,1	7,0	4,1
T15	5,5	2,7	6,6	7,3	2,7
T16	1,9	2,4	2,9	2,6	2,3
T17	4,7	2,3	3,6	4,5	3,4
T18	2,6	1,2	2,0	3,3	1,8
T19	1,1	4,6	4,3	1,9	4,5

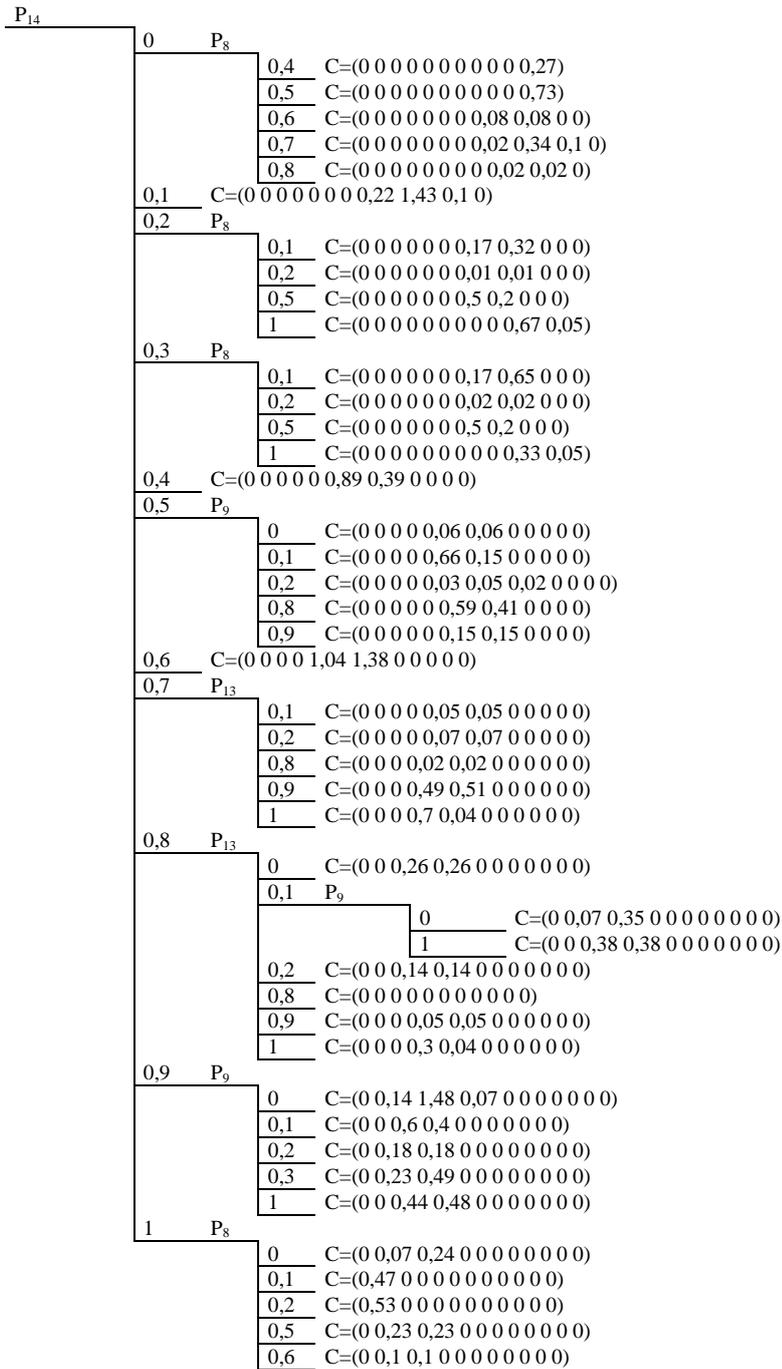
R.é. échantillon	D ₆ : Lourd - Léger	D ₇ : Brillant - Mat	D ₈ : Chaud - Frais	D ₉ : Transparent - non transparent
T1	3,0	4,5	5,6	7,1
T2	4,0	6,1	3,6	8,7
T3	5,4	4,8	5,1	8,8
T4	6,1	5,6	6,3	9,2
T5	3,6	5,7	5,4	7,4
T6	5,4	5,5	4,9	9,1
T7	2,4	6,2	3,4	4,7
T8	6,6	6,7	6,2	9,1
T9	1,7	1,6	7,1	8,6
T10	3,6	7,4	3,8	6,3
T11	6,6	5,2	5,1	8,7
T12	4,4	6,0	3,5	7,7
T13	7,4	6,5	4,3	9,6
T14	5,4	3,6	5,6	6,3
T15	3,2	2,7	6,9	7,5
T16	3,3	3,3	7,3	6,7
T17	5,9	2,9	7,5	8,2
T18	2,5	2,1	7,3	5,6
T19	3,3	4,6	6,8	8,6

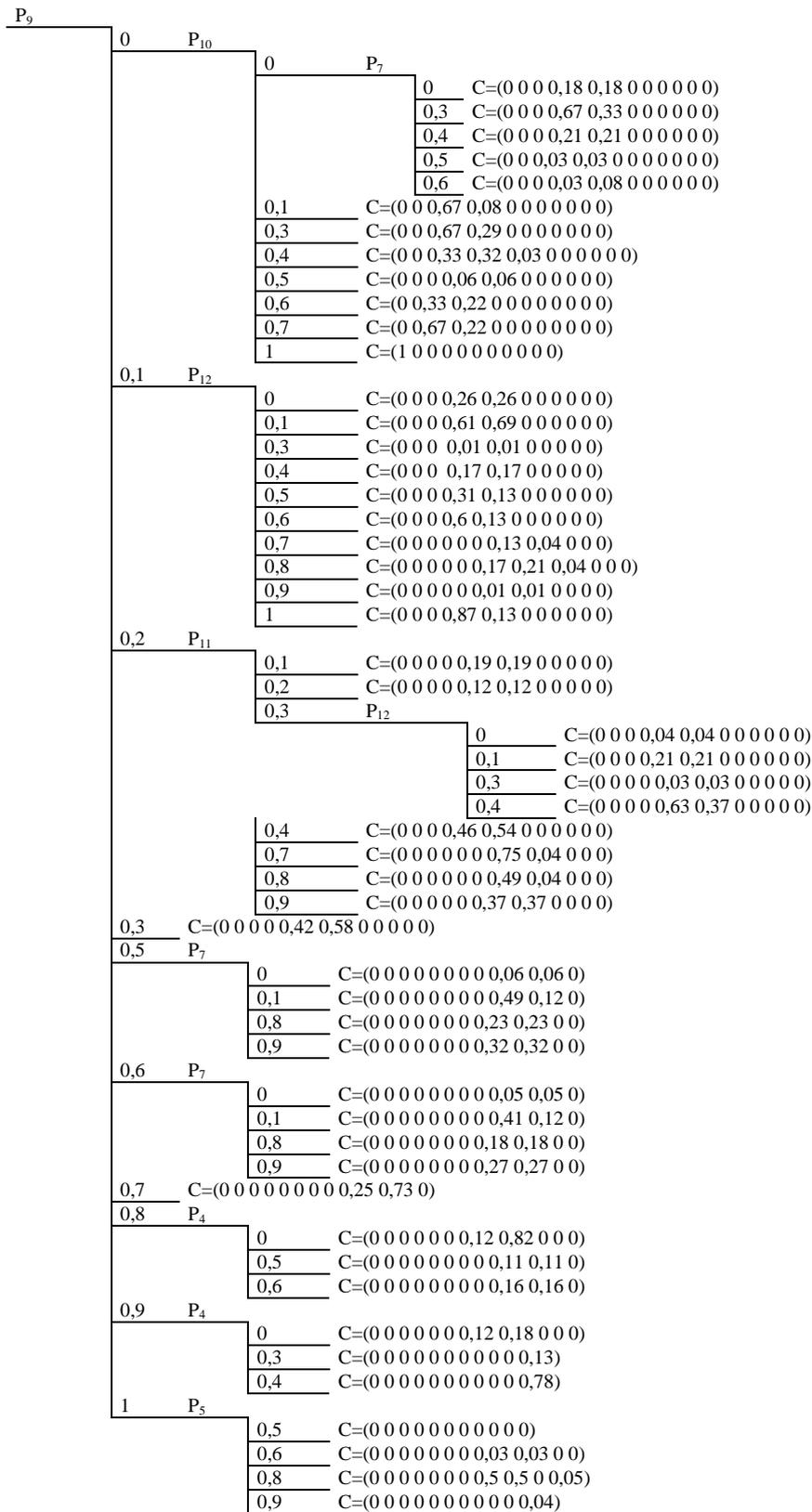
Annexe V Structures des arbres de décision flous

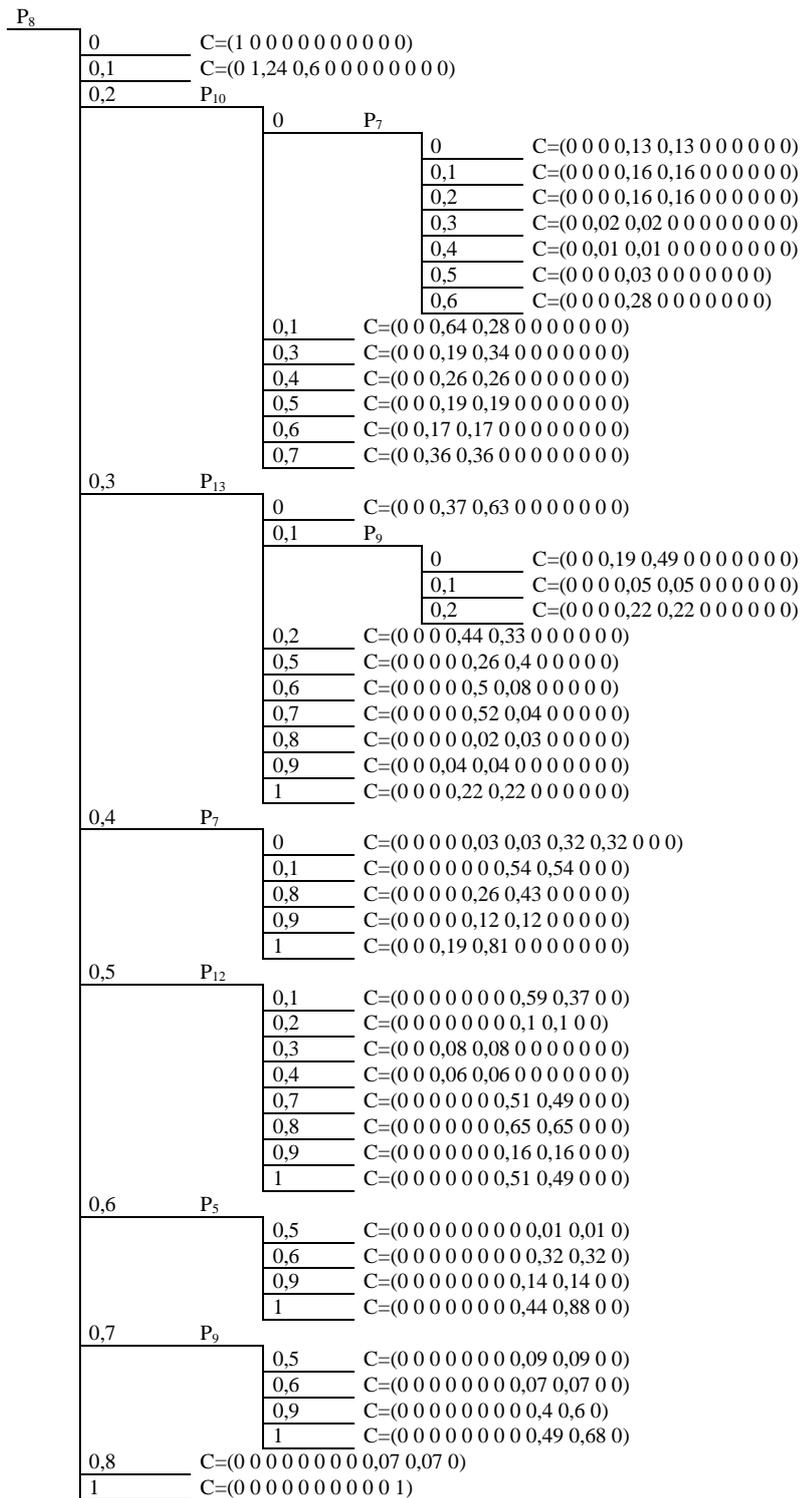
ARBRE₁ : D₁ Souple-Rigide



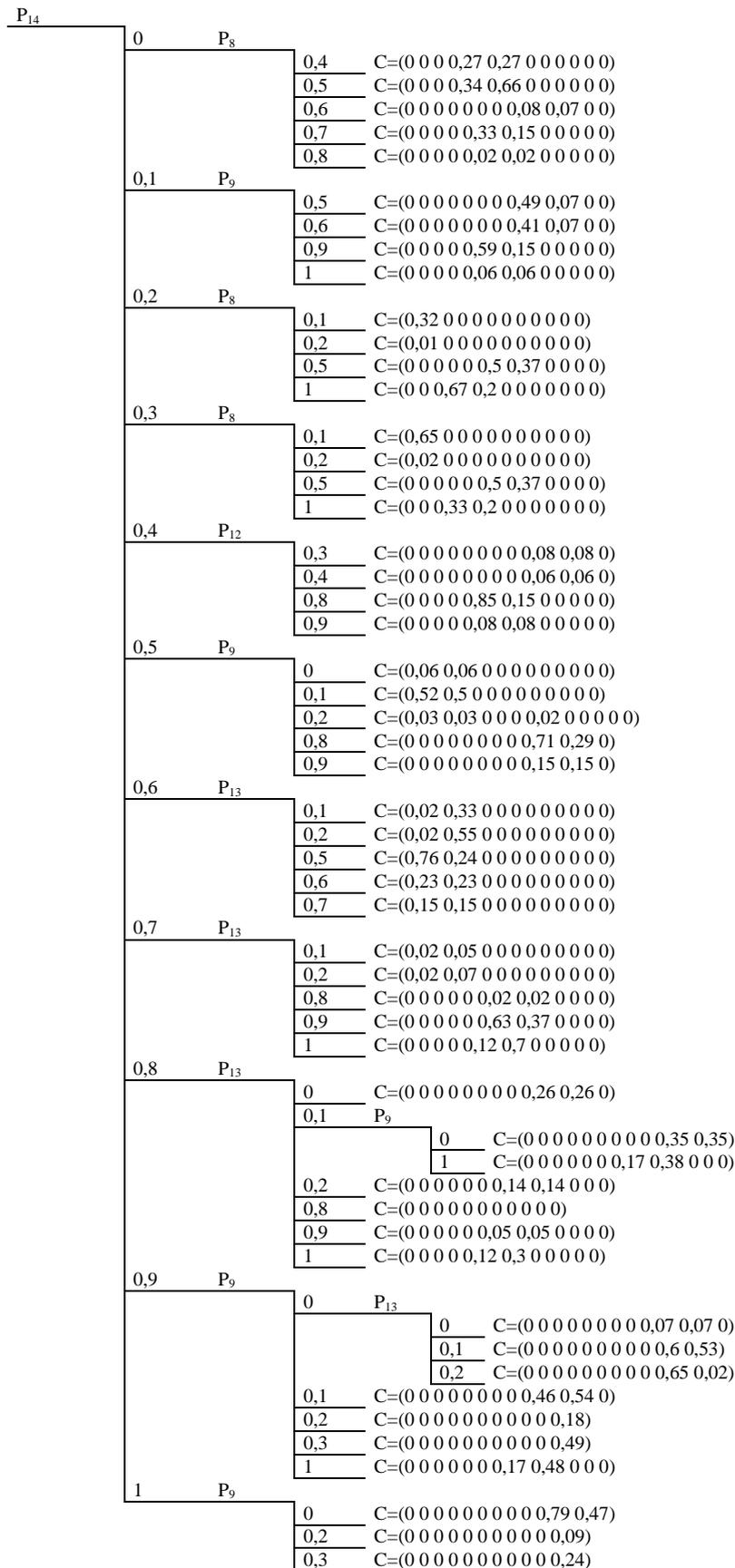
ARBRE₃ : D₃ Tombant – non tombant

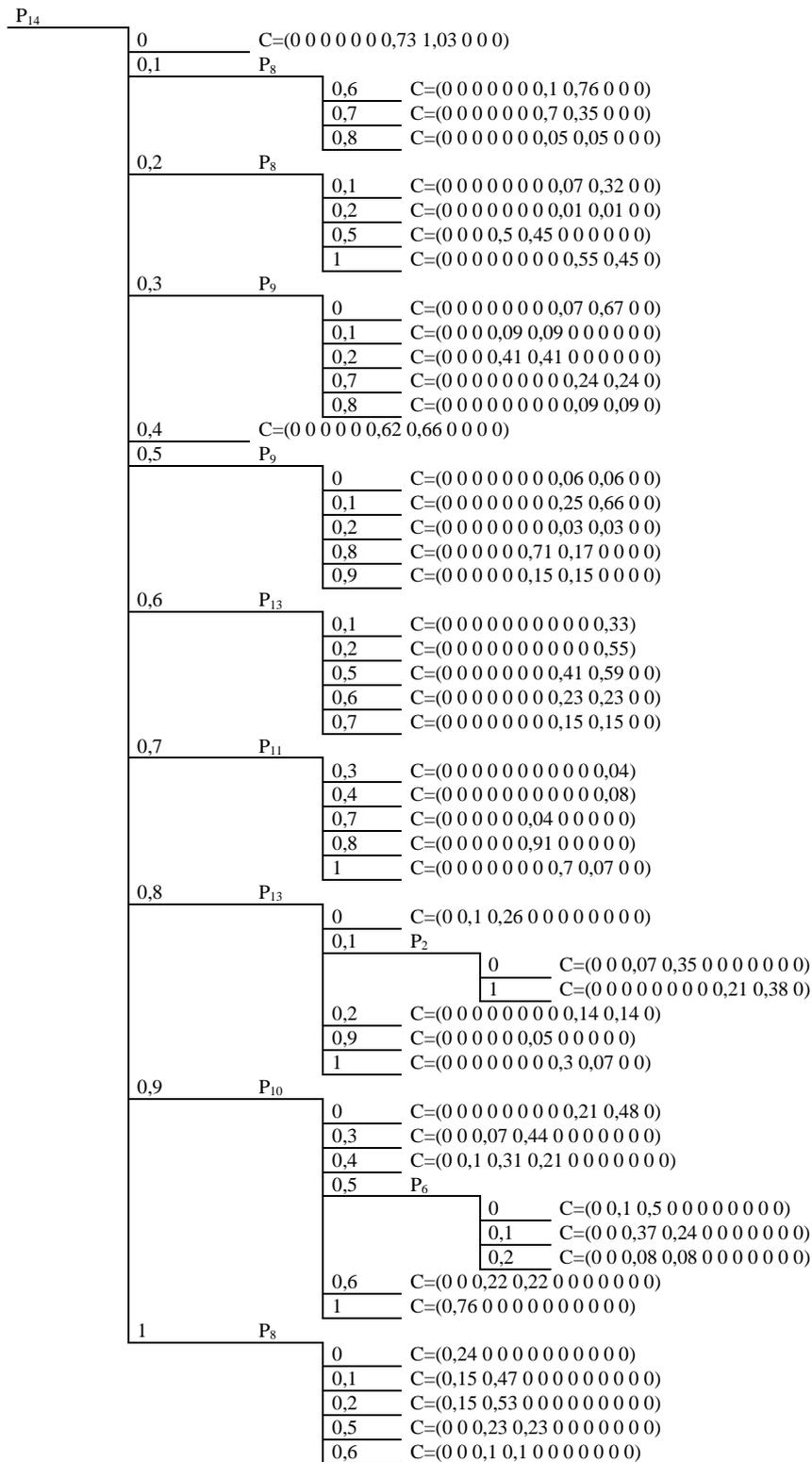
ARBRE₄ : D₄ Lisse - Rugueux

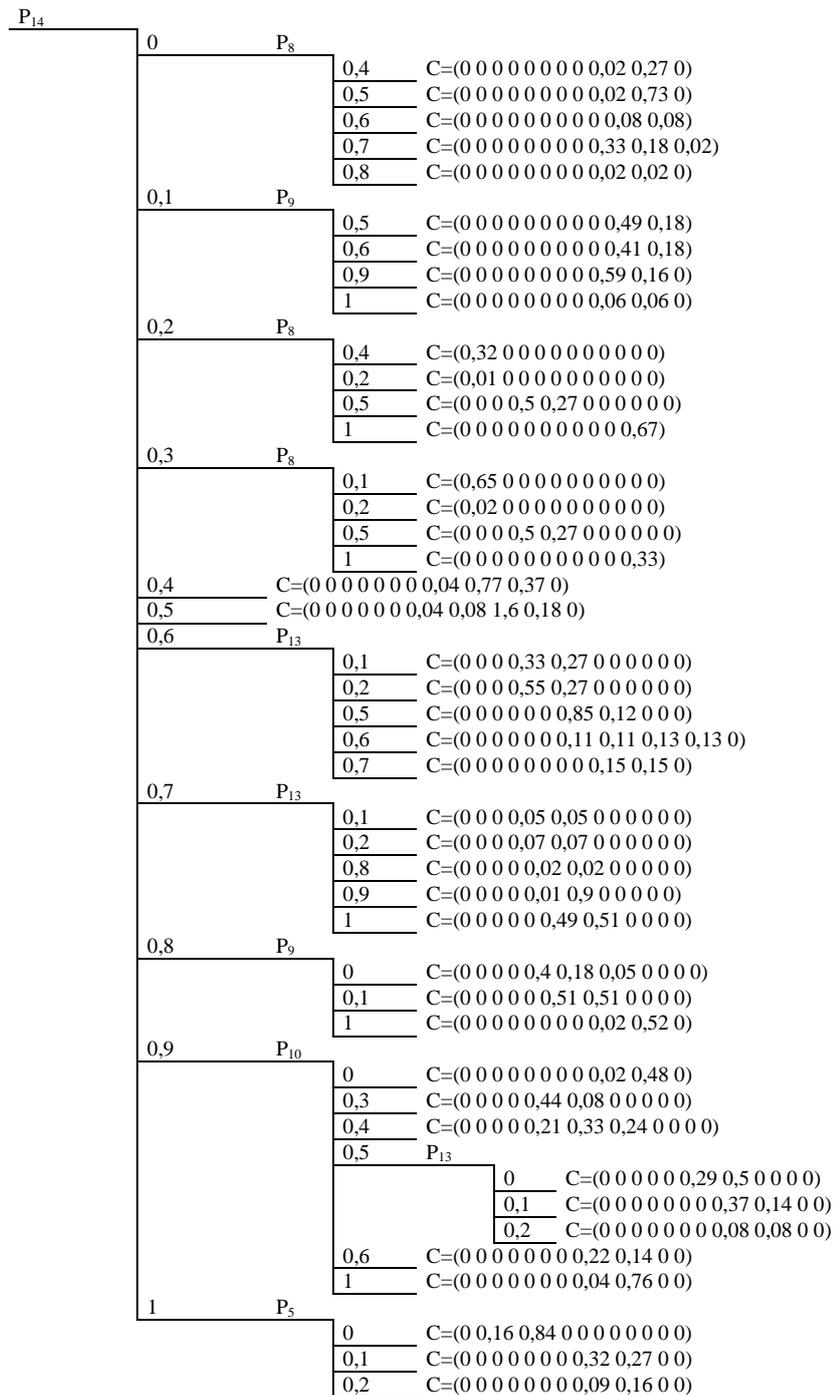
ARBRE₅ : D₅ Mince- Epais

ARBRE₆ : D₆ L'éger – Lourd

ARBRE₇ : D₇ Chaud – Frais



ARBRE₈ : D₈ Brillant – Mat

ARBRE₉ : D₉ Transparent – non transparent

Annexe VI R éultats des moyennes des évaluations sensorielles du fit pour différentes tailles de v êtement

R éf. V êtement	D ₁ : Largeur d'encolure	D ₂ : Largeur d'épaule	D ₃ : Contact au niveau de la poitrine	D ₄ : Contact au niveau de la taille	D ₅ : Longueur du v êtement
XXS	-1,8	-2,7	-1,8	1,1	-0,2
XS	-1,0	-1,9	-1,0	1,6	0,4
S	-0,3	-0,9	-0,3	2,0	0,6
M	0,0	0,0	0,4	2,8	1,2
L	0,8	0,5	1,0	3,3	2,2
XL	1,0	1,9	2,1	3,9	2,9
XXL	2,0	2,7	2,7	4,0	3,4
XXXL	3,7	3,5	3,5	4,0	3,9

R éf. V êtement	D ₆ : Longueur du manche	D ₇ : Restriction des mouvements des bras	D ₈ : Restriction des mouvements du torse	D ₉ : Fit global
XXS	-1,2	-0,4	-1,4	-2,0
XS	-0,8	0,1	-0,9	-1,0
S	0,0	1,0	0,0	-0,3
M	0,8	1,9	1,1	0,3
L	1,8	2,7	2,3	1,0
XL	2,7	3,6	3,6	2,5
XXL	3,3	3,9	3,9	3,5
XXXL	4,0	4,0	4,0	3,7