Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Université Lille Nord de France
Pôle de Recherche et d'Enseignement Supérieur

Université de Lille 1 SCIENCES ET TECHNOLOGIES

Numéro d'ordre : 41764

Université des Sciences et Technologies de Lille 1

École doctorale **ED Régionale SPI 72**

Unité de recherche **GEMTEX**

Thèse présentée par **Moez HAMAD**

Soutenue le **24 juin 2015**

En vue de l'obtention du grade de docteur de l'Université des Sciences et Technologies de Lille 1

Discipline **Automatique**

Spécialité **Automatique, Génie Informatique, Traitement de signal et des Images**

Titre de la thèse

Classification non-supervisée de morphologies 3D de corps humain pour la mise en œuvre de mannequins morphotypes adaptatifs

Thèse dirigée par Pascal BRUNIAUX directeur
Sébastien THOMASSEY co-encadrant

Composition du jury

Rapporteurs	Dominique ADOLPHE	professeur à l'ENSISA	
	Ahmed RACHID	professeur à l'Université de Picardie Jules Verne	
Examinateurs	Denis HAMAD	professeur à l'Université du Littoral Côte d'Opale	président du jury
	Frédéric MERIENNE	professeur à l'Institut Image ENSAM	
Invités	Jean-Loup RENNESSON		
	Jean-Christhope PETIT		
Directeurs de thèse	Pascal BRUNIAUX	professeur à l'ENSAIT	
	Sébastien THOMASSEY	MCF à l'ENSAIT	

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Université Lille Nord de France
Pôle de Recherche et d'Enseignement Supérieur

Université de Lille 1 SCIENCES ET TECHNOLOGIES

Université des Sciences et Technologies de Lille 1
École doctorale **ED Régionale SPI 72**
Unité de recherche **GEMTEX**

Thèse présentée par **Moez HAMAD**
Soutenue le **24 juin 2015**
En vue de l'obtention du grade de docteur de l'Université des Sciences et Technologies de Lille 1

Discipline **Automatique**
Spécialité **Automatique, Génie Informatique, Traitement de signal et des Images**

Titre de la thèse

Classification non-supervisée de morphologies 3D de corps humain pour la mise en œuvre de mannequins morphotypes adaptatifs

Thèse dirigée par Pascal BRUNIAUX directeur
Sébastien THOMASSEY co-encadrant

Composition du jury

Rapporteurs	Dominique ADOLPHE	professeur à l'ENSISA	
	Ahmed RACHID	professeur à l'Université de Picardie Jules Verne	
Examinateurs	Denis HAMAD	professeur à l'Université du Littoral Côte d'Opale	président du jury
	Frédéric MERIENNE	professeur à l'Institut Image ENSAM	
Invités	Jean-Loup RENNESSON		
	Jean-Christhope PETIT		
Directeurs de thèse	Pascal BRUNIAUX	professeur à l'ENSAIT	
	Sébastien THOMASSEY	MCF à l'ENSAIT	

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Université Lille Nord de France
Pôle de Recherche et d'Enseignement Supérieur

Université de Lille 1 SCIENCES ET TECHNOLOGIES

Université des Sciences et Technologies de Lille 1

Doctoral School **ED Régionale SPI 72**
University Department **GEMTEX**

Thesis defended by **Moez HAMAD**

Defended on **24th June, 2015**

In order to become Doctor from Université des Sciences et Technologies de Lille 1

Academic Field **Automatic**

Speciality **Automatic, Control, computer engineering, signal and image processing**

Thesis Title

Clustering of 3D human bodies morphologies for the implementation of adaptive morphotypes mannequins

Thesis supervised by Pascal BRUNIAUX — Supervisor
Sébastien THOMASSEY — Co-Monitor

Committee members

Referees	Dominique ADOLPHE	Professor at ENSISA	
	Ahmed RACHID	Professor at Université de Picardie Jules Verne	
Examiners	Denis HAMAD	Professor at Université du Littoral Côte d'Opale	Committee President
	Frédéric MERIENNE	Professor at Institut Image ENSAM	
Guests	Jean-Loup RENNESSON		
	Jean-Christhope PETIT		
Supervisors	Pascal BRUNIAUX	Professor at ENSAIT	
	Sébastien THOMASSEY	Lecturer at ENSAIT	

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Cette thèse a été préparée au

GEMTEX
2, Allée Louise et Victor Champier
BP 30329
59056 Roubaix cedex 1
France
☎ (33)(0)3 20 25 64 64
(33)(0)3 20 27 25 97
Site http://www.gemtex.fr/

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Classification non-supervisée de morphologies 3D de corps humain pour la mise en œuvre de mannequins morphotypes adaptatifs

Résumé

Dans cette thèse, nous nous intéressons aux problématiques liées à la classification des formes 3D de corps humains. L'objectif de ce travail de thèse est de définir une méthodologie exhaustive pour obtenir des classes morphologiques caractérisant des formes humaines représentatives d'une population donnée et d'en extraire les morphotypes les plus significatifs.
Une analyse géométrique globale de la forme du torse humain par des techniques de classification non-supervisée est mise en œuvre sur une base de données de 478 scans de femmes issues de la campagne de mensuration française réalisée en 2006 par l'IFTH. La description des scans 3D est réalisée avec un calcul des distributions des distances géodésiques à partir d'un ensemble de points anthropométriques positionnés sur la surface du torse 3D. Ce descripteur permet une comparaison quantitative des morphologies dans un monde tridimensionnel. Ces distributions géodésiques sont ensuite utilisées comme entrées pour les deux méthodes de classification non-supervisée que nous avons expérimentées.
A l'issue de la classification, trois classes morphologiques, représentées par trois morphotypes, sont extraites dans la base de données. A partir de ces morphotypes, nous avons mis en place une méthode de conception des mannequins adaptatifs. Deux types d'ajustement du mannequin, en fonction de son volume et de sa stature, ont été développés afin de le contrôler en fonction des individus inclus dans les classes obtenues ou à partir d'un système de taille industriel.
Compte tenu de la diversité des disciplines telles que la morphologie humaine, les descripteurs de forme 3D, la classification non-supervisée et les mannequins morphotypes adaptatifs, cette thèse peut contribuer à de nombreuses recherches et problématiques industrielles du secteur de l'habillement.

Mots clés : bien-aller, morphologie humaine, anthropométrie, campagne de mensurations, système de tailles, scanner corporel 3d, classification non-supervisée, k-moyennes, som, indice davies-bouldin, normalisation d'objets 3d, descripteur de forme 3d, sphère minimale englobante, distribution des distances géodésiques, morphotype, mannequin paramétrique.

GEMTEX
2, Allée Louise et Victor Champier – BP 30329 – 59056 Roubaix cedex 1 – France

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Clustering of 3D human bodies morphologies for the implementation of adaptive morphotypes mannequins

Abstract

In this PhD we investigate the problem of 3D human morphologies classification. The aim of this research is to define an exhaustive methodology to perform a clustering of human morphology shapes of a population and extract the most significant morphotypes.
An overall geometric shape analysis of body surfaces with unsupervised clustering techniques is carried out on a database of 478 scans of woman bodies from the French Sizing Survey (2006) conducted by the IFTH.
The description of the 3D scans is performed from the computation of the geodesic distributions based on anthropometrics feature points placed on the surface of human torso. This descriptor enables a quantitative comparison of the morphologies in 3D space. These geodesic distributions are then used as inputs for the two clustering methods implemented.
After the clustering, three morphological classes represented by three morphotypes are extracted from the database. Based on these morphotypes, we developed a design method of adaptive models. Two types of the mannequin adjustment, depending on the mannequin volume and height, have been developed to control the morphology from the individuals included in the obtained clusters or from an industrial sizing system.
Given the diversity of disciplines such as human morphology, 3D shape descriptors, clustering and adaptive morphotype mannequin, this thesis may contribute to a large number researches and issues in the clothing industry sector.

Keywords: fit,human morphology, anthropometric, sizing survey, sizing system, 3d bodyscanner, clustering, k-means, som, davies-bouldin index, 3d object normalization, 3d shape descriptor, minimal bounding sphere, geodesic distribution, morphotype, parametric model.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Sommaire

Résumé **ix**

Sommaire **xi**

Liste des tableaux **xiii**

Table des figures **xv**

Introduction générale **1**

1 Campagnes de mensurations et systèmes de tailles **9**
1.1 Méthodes de classifications traditionnelles des corps humains . 10
1.1.1 Analyse morphologique du corps humain 11
1.1.2 Méthodes de prise de mesures anthropométriques . . . 15
1.2 Historique des campagnes de mensurations 18
1.2.1 Campagne de mensurations en Amérique 18
1.2.2 Campagne de mensurations en Asie 20
1.2.3 Campagne de mensurations en Afrique 21
1.2.4 Campagne de mensurations en Europe 22
1.3 Les systèmes de tailles 25
1.4 Définition du modèle du corps humain 29
1.4.1 Approche créative pour la modélisation du corps humain 29
1.4.2 Approche reconstructive pour la modélisation du corps humain 31

2 Classification non-supervisée et Descripteurs d'objets 3D **37**
2.1 Généralités sur la classification non-supervisée 38
2.1.1 Échantillon de données 39
2.1.2 Normalisation des données 40
2.1.3 Mesures d'éloignement 40
2.1.4 Méthodes de classification non-supervisée 41

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

2.1.5 Nombre optimal de classes 50
2.1.6 Interprétation et validation des résultats 53
2.2 Normalisation et description de forme 3D 53
2.2.1 Normalisation d'objets tridimensionnels 55
2.2.2 Descripteurs de formes tridimensionnelles 61

3 Définition de morphotypes à partir de morphologies 3D 75
3.1 Classification non-supervisée de morphologies 3D 76
3.1.1 Prétraitement des données 77
3.1.2 Descripteur de forme 3D pour les corps humains 84
3.1.3 Classification non-supervisée de corps humains 91
3.2 Modèle adaptatif d'un corps humain 94
3.2.1 Création d'un mannequin morphotype 95
3.2.2 Ajustement du mannequin au volume et à la stature . . 103

4 Résultats expérimentaux 113
4.1 Classification non-supervisée de corps humains 114
4.1.1 Présentation de l'échantillon de données 114
4.1.2 Techniques d'évaluation des résultats 115
4.1.3 Extraction des signatures sur la base de données 116
4.1.4 Classification des descripteurs de corps humains 116
4.1.5 Analyse des résultats de la classification 124
4.2 Mannequins morphotypes adaptatifs 128

Conclusion générale 137

Bibliographie 141

A Répartition des torses dans les trois classes 155
A.1 Classe 1 156
A.2 Classe 2 157
A.3 Classe 3 158

B Régression linéaire en fonction de la stature 159

C Évolution des coefficients de corrélation 163

Sommaire 165

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Liste des tableaux

3.1 Distances euclidiennes entre les deux descripteurs représentant les deux torses des figures 3.10 et 3.11. 88
3.2 Table de données relatives à la jambe. 97
3.3 Table de données relatives au torse. 98
3.4 Table de données relatives aux bras. 98
3.5 Table de mesures relatives à la base 152. 108

4.1 Comparaison des indices de Davies-Bouldin entre les deux classifications non-supervisée en fonction du nombre de classes. . . 120
4.2 Nombre d'individus pour les 3 classes optimales 122
4.3 Coefficients de corrélation pour les mensurations clés en fonction du nombre d'individus considérés du plus proche au plus éloigné du centroïde. 129
4.4 Les paramètres de régression linéaire pour le contrôle du mannequin morphotype adaptatif. 130

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Table des figures

1.1 Les principaux plans et axes du corps humain 13
1.2 Points anthropométriques d'un corps humain 15
1.3 Outils de prise de mesures traditionnelle 16
1.4 Modèle de corps humain selon la méthode de Xiao et coll. (2005) 31
1.5 Technique de modélisation de corps humain basée sur un exemple (Cordier et coll. 2003) 32
1.6 Génération de modèles de femme avec différents paramètres de contrôle (Seo et coll. 2003) 32
1.7 Fonction du Correctif des caractéristiques de Gregory (Wang 2005) 34
1.8 Processus de raffinement de la surface (Wang 2005) 34
1.9 Modèle paramétrique de Cho et coll. (2005) 35

2.1 Exemple de sélection des données pour la classification non-supervisée. 39
2.2 Dendogramme caractérisant une classification non-supervisée hiérarchique ascendante avec quatre classes (vert, rouge, violet et bleu). 43
2.3 Application de l'algorithme des K-moyennes sur des données de dimension 2 avec 6 itérations. 44
2.4 Exemple de la carte auto-organisatrice. 47
2.5 Topologie de la carte de kohonen. 48
2.6 Processus typique d'analyse de la Forme 3D. (Costa et coll. 2009). 54
2.7 Trois étapes du processus de normalisation. 55
2.8 Taxonomie des descripteurs de formes tridimensionnelles. . . . 63
2.9 La décomposition en harmoniques sphériques (Funkhouser et coll. 2003). 64
2.10 Représentation multirésolution d'un objet 3D avec la méthode des harmoniques sphériques (Vranic 2004). 65
2.11 Exemples des fonctions permettant la caractérisation de la topologie de la surface d'un objet (Tung et coll. 2005). 66

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

2.12 Différentes résolutions de graphe de Reeb multirésolution utilisant la fonction intégrale des distances géodésiques (Tung et coll. 2005). 67
2.13 Appariement d'objets 3D avec les graphes de Reeb Multirésolution. 67
2.14 Processus d'amincissement avec la transformée de distance. . . 68
2.15 Passage en coordonnées sphériques. 69
2.16 Distribution de forme selon Osada et coll. (2002). 70
2.17 Indice de forme permettant de caractériser la géométrie d'une surface (Zaharia et coll. 2004). 72
2.18 Des exemples d'extraction géodésique sur un maillage à partir de points de références (Peyré et coll. 2009). 73

3.1 Processus global de la classification non-supervisée des morphologies 3D 77
3.2 Processus de prétraitement des données 78
3.3 Processus d'extraction des surfaces maillées à partir d'un objet scanné 79
3.4 Processus de nettoyage des surfaces maillées 80
3.5 Positionnement des points anthropométriques pour l'extraction des torses 81
3.6 Torse 3D résultant des sections planes 82
3.7 Exemple de deux corps humains de morphologie similaire normalisés par la sphère minimale englobante. 83
3.8 Normalisation d'un torse 3D par la sphère minimale englobante 83
3.9 Processus de description de forme 3D des corps humains . . . 84
3.10 Distribution des distances géodésiques avec deux points de références 88
3.11 Distribution des distances géodésiques avec 6 points de références 88
3.12 Trois torses de références générés à partir du même modèle paramétrique 90
3.13 Les onze points anthropométriques possibles pour le choix des points de références 91
3.14 Codage binaire des points de références 91
3.15 Algorithme de sélection des points de références optimaux sur les trois torses de références. 92
3.16 Processus de classification non-supervisée appliqué sur les torses humains 92
3.17 Processus de classification non-supervisée à deux niveaux. . . . 93
3.18 Processus de création d'un mannequin morphotype 95
3.19 Processus de prétraitement du corps humain 96

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

3.20 Processus d'extraction des contours morphologiques 99
3.21 Repères de contrôle de l'avant-bras et alignement de la posture 100
3.22 Translation des contours morphologiques 101
3.23 Axes d'homothétie 101
3.24 Processus de symétrisation des contours du torse 102
3.25 Création des courbes de jonction bras-torse et jambe-torse . . . 103
3.26 Contrôle du morphotype et prise de mesures 104
3.27 Tableau de mensurations de l'entreprise partenaire 105
3.28 Mesures du mannequin prises directement sur les coupes morphologiques 106
3.29 Processus d'ajustement du volume 107
3.30 Contrôle de l'ajustement volumique du morphotype 108
3.31 Étapes d'ajustement à la stature 109
3.32 Tableau Excel pour contrôler le mannequin 110
3.33 Étapes d'ajustement au nouveau volume 111
3.34 Contrôle du mannequin final 112

4.1 Distribution des distances géodésiques des 478 individus de la base de données 117
4.2 L'indice Davies-Bouldin avec la méthode des K-moyennes . . . 118
4.3 Processus de classification à deux niveaux 119
4.4 90 Prototypes de classes issus du 1^{er}niveau de classification . . 121
4.5 Indice de Davies-Bouldin pour la méthode de classification à 2 niveaux 122
4.6 Résultats du deuxième niveau de la classification non-supervisée. 123
4.7 Distribution des distances géodésiques des torses des trois classes. 124
4.8 Distribution des distances géodésiques des 3 morphotypes. . . 125
4.9 Torses normalisés représentant les trois classes morphologiques 125
4.10 Trois morphotypes dénormalisés représentant les trois classes morphologiques 126
4.11 Corrélations linéaires entre les statures et les mensurations clés pour nos 3 classes et celles de l'IFTH par la campagne de mensuration de 2006. 127
4.12 Évolution des coefficients de corrélation des mensurations clés en fonction du nombre d'individus considérés du plus proche au plus éloigné du centroïde. 129
4.13 Régression linéaire du tour de taille en fonction de la stature. . 130
4.14 Régression linéaire du tour de hanches en fonction de la stature. 130
4.15 Régression linéaire du tour de poitrine en fonction de la stature. 131
4.16 Les trois morphotypes et leurs trois mannequins adaptatifs . . 132

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

4.17 Comparaison entre le Morphotypes 1 ajusté à la bonne stature et les deux morphologies extrêmes 133
4.18 Comparaison entre le Morphotypes 2 ajusté à la bonne stature et les deux morphologies extrêmes 134
4.19 Comparaison entre le Morphotypes 3 ajusté à la bonne stature et les deux morphologies extrêmes 135

A.1 Torses : Classe 1 156
A.2 Torses : Classe 2 157
A.3 Torses : Classe 3 158

B.1 Régression linéaire du tour de cheville en fonction de la stature. 159
B.2 Régression linéaire du tour de dessous bras en fonction de la stature. 159
B.3 Régression linéaire du tour de dessous poitrine en fonction de la stature. 160
B.4 Régression linéaire du tour de cuisse en fonction de la stature. 160
B.5 Régression linéaire du tour de genou en fonction de la stature. 160
B.6 Régression linéaire du tour de mollet en fonction de la stature. 161
B.7 Régression linéaire du tour de cheville en fonction de la stature. 161

C.1 Évolution des coefficients de corrélation en fonction du nombre d'individus considérés du plus proche au plus éloigné du centroïde. 163

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Introduction générale

Contexte

L'essor des nouvelles technologies de l'information et de la communication, les évolutions numériques, les besoins croissants des consommateurs en termes de personnalisation et d'exigence de qualité des produits textiles, constituent de nouveaux challenges auxquels les entreprises du secteur Textile-Habillement doivent s'impliquer davantage. Dans un tel environnement complexe et changeant, l'entreprise se trouve contrainte d'évoluer dans un rythme effréné pour rester compétitive et garantir sa part de marché. En effet, le consommateur est en recherche continue d'un prix optimal qui répond à ses exigences de maximisation de qualité, d'élargissement de gamme de produits, de garantie un degré appréciable de personnalisation, sans négliger le service adapté de haut niveau. Ceci étant, le commerce traditionnel souffre, entre autre, de mauvaises conditions d'essayage. Les clients ne cessent de se plaindre de l'hygiène, et du manque de confort au sein des cabines d'essayage, mais aussi du manque de disponibilité des tailles de vêtements.

Répondre à ces exigences ne sera ainsi possible que par le développement de nouvelles technologies qui vont permettre d'enrichir le processus de vente classique par d'autres moyens ou mises en scène par lesquels la présentation, la sélection et l'essayage des produits s'effectueront dans un environnement tridimensionnel partagé entre le monde réel et le monde virtuel.

Selon Bouziani et coll. (2014), l'une des solutions proposées est le développement du commerce électronique. En 2010, le Textile-Habillement et ses accessoires occupent le premier poste des ventes électroniques avec une part

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

de marché, en plein essor, de 20,2 %. Néanmoins, les principaux freins des consommateurs par rapport à ce secteur sont la mauvaise qualité des images de synthèse de la matière textile, qui ne donne pas le sens du toucher, et le manque d'essayage des vêtements qui permet de vérifier le bien-aller et le confort des produits. Ce dilemme entre le commerce électronique et le commerce traditionnel pourrait être résolu par la mise en place d'une cabine d'essayage virtuelle intelligente, tout en intégrant l'aspect sensoriel des produits. Cette vision innovante du E-commerce passe nécessairement par la mise en place d'un nouveau processus de création qui permettra la conception et la validation des produits d'une collection dans un environnement virtuel 3D, et qui donnera la possibilité d'exporter ensuite ces résultats sur une plate-forme de E-commerce sous une forme commerciale représentée par une cabine d'essayage virtuelle.

Dans le cadre du projet "Camille 3D sensoriel", des technologies innovantes de la réalité virtuelle ont été développées. Le projet Camille 3D vise à fournir une infrastructure de magasin virtuel intégré, qui facilite la présentation et la commercialisation de vêtements dans les points de vente et sur internet. En effet, en complément de la vente traditionnelle en magasin (toucher et essayer réellement les vêtements), l'essayage virtuel vise également à améliorer l'assistance et le choix du client par des outils spécifiques d'aide à la décision. Une cabine d'essayage virtuel doit d'une part renforcer la perception des porteurs de vêtements par rapport à des ambiances de bien-être et de confort, et d'autre part immerger ces porteurs dans un environnement intelligent. Cet environnement doit être composé d'outils d'évaluation de la notion de confort et de bien-être, d'outils de visualisation de vêtements avec un visuel de la matière textile de haute qualité et de base de données d'avatars. Ce n'est qu'à partir de cet environnement global qu'il est possible de maîtriser la perception du consommateur d'un point de vue vision, ouïe, toucher et de prédire sa satisfaction pour une sélection de produits. Cette nouvelle vision ambitieuse du E-commerce met, en étroite relation, deux secteurs internes et distincts des entreprises qui sont la création et la vente par un échange obligé des visuels numériques de produits. Ainsi, durant ces dernières années, de nombreux travaux scientifiques ont été orientés dans le domaine de la réalité virtuelle, de la création personnalisée de produits et du prototypage 3D. Cependant sur l'aspect du bien-aller et du

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

confort, la technologie de rendu 3D ne présenterait qu'un intérêt limité si le mannequin virtuel n'a pas les mêmes mensurations ou des mensurations proches du celles du client. Ce dernier point constitue la contribution de cette thèse au projet Camille 3D. En effet, dans le cadre de ce projet, les avatars types ou standards généralement issus de studios d'animation ou de design, sont remplacés par des morphotypes fidèles à la morphologie du client. Les morphotypes sont détectés à partir d'une base de données de morphologies préalablement acquise par un scanner 3D afin d'augmenter le réalisme et la précision du résultat. Le mannequin morphotype est considéré comme l'avatar représentatif d'une classe de population issue d'une campagne de mensurations généralement spécifique à la clientèle d'une enseigne. Le nombre de classes, et de morphotypes, dépend donc de la population visée.

Afin de représenter l'ensemble des individus d'une classe bien déterminée, le mannequin morphotype qui représente le centre d'une classe, est rendu adaptatif. Pour ce faire, il est nécessaire de connaitre l'évolution moyenne des mensurations du morphotype pour une classe donnée et de paramétrer cette morphologie en respectant les critères de forme associés au morphotype.

Motivations

La critique principale des avatars utilisés dans les cabines actuelles d'essayage virtuel avec miroir magique ou dans les bureaux d'études de création de vêtements, est que ces derniers sont essentiellement basés sur des techniques de représentation similaires aux films d'animation ou aux jeux vidéo.

Dans le cas des cabines d'essayage, l'esthétique du corps humain est un critère prioritaire sur les mensurations de l'avatar afin de donner un aspect visuel plus attrayant. Cependant, le client a souvent des difficultés à s'identifier à cet avatar et le test du bien-aller des vêtements n'est pas garanti. En effet, les éventuelles imperfections morphologiques du client telles que les asymétries ou l'obésité, engendrent généralement des défauts sur le porter du vêtement non perçus dans cette forme de représentation. Seul le style compte dans l'association *vêtement/client*.

Dans le cas des bureaux d'études utilisant des avatars, ces derniers sont

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

généralement plus appropriés à la vente sur-mesure car ils sont associés à des tables de mensurations, donc adaptatifs. Les problèmes sont que ces tables sont souvent basées sur un système de tailles obsolète et que les morphologies ne sont pas représentatives de la population ciblée. Cela entraîne alors des vêtements non adaptés à la morphologie et aux mesures du client. La solution proposée pour palier à ce problème, est de redéfinir un système de tailles à partir de campagnes de mensurations. Pour ce faire, des méthodes de classification basées uniquement sur les mesures ont été appliquées ; cependant ces méthodes négligent la prise en compte réelle de la morphologie en 3D des individus. Cela constitue un problème majeur des systèmes de tailles actuels qui se basent uniquement sur des données de mensurations et omettent la notion de morphologie 3D, cruciale pour le bien-aller du vêtement.

Il est généralement établi que les morphologies d'une population sont non-homogènes. Ainsi, le but des travaux de cette thèse est de proposer un système de classement par taille pour diviser une population en groupes homogènes afin d'assigner une taille de vêtement adéquate à chaque individu. Les individus d'un groupe sont censés avoir une morphologie similaire afin qu'un style de vêtement, pour une taille donnée, puisse s'adapter à chacun d'entre eux. Les membres des groupes différents sont dissemblables, ce qui nécessite de retravailler le style du vêtement en fonction de leurs données morphologiques avec un système de tailles différent. Par la suite, une meilleure compréhension de la forme humaine par l'industrie du Textile-Habillement pourrait améliorer les stratégies de classement par taille, réduire les coûts de stockage et diminuer le nombre d'articles invendus (Ben Azouz et coll. 2002).

Dans ce but, la classification des clients à partir de leur forme 3D et la mise en place d'une méthode de détection des différences morphologiques du corps humain représentent un défi majeur. Le challenge rencontré lors de la mise en place de cette méthode est de trouver un descripteur de forme 3D capable de représenter fidèlement les caractéristiques morphologiques du corps humain. Ce descripteur doit, entre autre, être suffisamment discriminant pour séparer des formes 3D très proches en sachant que la plupart des descripteurs décrits dans la littérature sont surtout utilisés pour différencier des formes 3D appartenant à différentes catégories d'objets.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Contribution

Les résultats de la campagne de mensurations Française ont montré le besoin de classer la population en différents groupes et ce en fonction de critères morphologiques. Mais il s'avère que cette démarche parait insuffisante car les critères retenus, basés sur les mensurations, ne prennent en compte que le plan frontal (coronal) et font abstraction des plans sagittal et transverse. De ce fait, les informations sur la posture de la personne et la proportion devant/dos, sont absentes. Afin de palier à ce problème, très influent sur le bien-aller du vêtement et par conséquence sur le réalisme de l'essayage virtuel, une méthode de classification basée sur la forme tridimensionnelle du client est mise en place. Ce travail explore deux méthodes d'analyses statistiques de données pour la classification non-supervisée de forme 3D à partir de scans 3D de corps humains issus d'un scanner corporel. Un prétraitement de formes 3D a été mis en place afin d'obtenir des données exploitables pour la classification. Ensuite, nous avons exploré de nombreuses techniques de description d'objets 3D pour définir la signature idéale de la forme du corps humain. Cette recherche est importante parce qu'elle propose des méthodes innovantes qui concernent la représentation, l'analyse et la classification de la forme générale du corps humain pour l'industrie de l'habillement. Les résultats obtenus permettent de générer les morphotypes de chaque classe, ainsi que les mannequins morphotypes adaptatifs qui représentent une base pour les systèmes de tailles dans le secteur du Textile-Habillement. Le mannequin morphotype adaptatif est également le point d'entrée du processus d'essayage virtuel du vêtement pour le bureau de création et pour la vente. Il permet une représentation volumique très proche du consommateur.

Questions de recherche

Pour aborder le problème avec sérénité et satisfaire l'objectif que nous nous sommes fixés, nous avons défini une série de questions auxquelles nous essaierons de répondre tout au long de cet ouvrage :

1. Comment définir un descripteur de forme 3D qui sera capable de repré-

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

senter fidèlement les caractéristiques morphologiques du corps humain ?

2. Le descripteur (ou signature) est-il suffisamment discriminant pour détecter des différences morphologiques ?
3. La classification non-supervisée permet-elle d'extraire les morphotypes d'une population et de déterminer combien de morphotypes existent dans cette population ?
4. Quelles sont les caractéristiques statistiques de chaque groupe ?
5. Quelles sont les caractéristiques morphologiques visuelles de chaque groupe ?
6. Les experts dans le domaine de la morphologie reconnaissent-ils les différents groupes et la relation avec les caractéristiques statistiques et visuelles générées ?

Organisation du document

Le chapitre 1 dresse un état de l'art sur les travaux antérieurs qui concernent les quatre grandes thématiques en relation avec les objectifs de cette thèse :

1. La morphologie humaine et sa modélisation,
2. Les méthodes de classification traditionnelles des morphologies,
3. Les campagnes de mensurations et leurs aboutissants.
4. Les méthodes de modélisation du corps humain.

En effet, pour modéliser un corps humain en 3D, il est nécessaire, en premier lieu, d'élargir ses connaissances en matière de morphologie et d'anthropométrie humaine. Le savoir dans le domaine de la morphologie permet d'analyser judicieusement la forme du corps, tandis que l'anthropométrie aide à comprendre ses mensurations, et à trouver des liens dimensionnels entre chaque partie du corps pour comprendre l'évolution humaine. Bien entendu, il a été nécessaire de s'appuyer sur les travaux antérieurs permettant de connaitre et de classer les morphologies. Les méthodes traditionnelles ont été le socle des connaissances qui a conduit à la mise en place des différentes campagnes de mensurations dans le monde entier. La plupart des objectifs de ces campagnes montre le besoin de

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

créer de nouveaux systèmes de tailles. Mais les derniers travaux dans ce domaine dévoilent une tendance très forte à vouloir classifier et extraire pour chaque classe des morphotypes paramétrés par un système de tailles adapté à chacune d'elles. A ce titre, nous nous sommes intéressés aux travaux sur les méthodes de modélisation de corps humain.

Le chapitre 2 est une continuité du chapitre 1 car il propose un état de l'art sur les méthodes de classification non-supervisée et les descripteurs de forme 3D. Étant donné que les moyens de mesures actuels permettent de créer des bases de données 3D de corps humains, il nous a semblé judicieux de se concentrer sur les méthodes de classification 3D afin d'extraire le maximum d'informations sur la morphologie. Chaque étape du processus a été détaillée pour justifier nos choix. Mais en amont de ce travail, il est important aussi de sélectionner le bon descripteur de forme 3D qui doit représenter la signature morphologique du corps. Les principaux travaux en matière de description de forme 3D sont présentés afin de choisir celui qui assure une bonne coordination avec le processus de classification 3D. Ce chapitre nous a permis de bien connaitre les points forts et les limites de chaque méthode, ce qui nous a aidé à mieux cerner et identifier les verrous scientifiques et technologiques de notre problématique.

Le chapitre 3 présente la méthodologie que nous avons développée pour l'identification automatique des morphologies à partir de scans 3D de corps humains ainsi que la technique de modélisation de mannequin adaptatif pour le prêt-à-porter. Ce chapitre se base sur les notions présentées précédemment dans les chapitres 1 et 2 en adéquation avec l'état des connaissances sur la morphologie présenté dans le chapitre 1. Dans notre méthodologie, nous avons défini un nouveau descripteur de forme 3D qui répond aux spécificités de notre problématique. En se basant sur les résultats de la classification 3D et plus précisément sur les morphotypes issus de celle-ci, nous détaillons les différentes étapes de mise en place du processus de modélisation du corps humain.

Dans le chapitre 4, nous présentons en premier lieu les résultats que nous avons obtenus en appliquant deux méthodes de classification non-supervisée sur une base de données provenant de la campagne de mensurations française de 2006. En second lieu, nous présentons les résultats du modèle adaptatif que nous avons créé ainsi que son évolution à partir d'une nouvelle technique de

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

contrôle de volume et de stature.

La conclusion générale présente une synthèse des travaux effectués dans cette thèse. Elle décrit les évolutions futures possibles de notre approche ainsi que les perspectives de cette thèse.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

To classify is human.

Costa et al. (2009)

Chapitre 1

Campagnes de mensurations et systèmes de tailles

Introduction

L'être humain a tendance à identifier et à classifier presque chaque objet qu'il rencontre. Par exemple, quand nous observons visuellement une voiture, nous avons tendance à la placer dans la catégorie générale des automobiles. Une fois que la classification générale est effectuée, l'esprit continue à traiter l'objet suivant des classifications d'automobiles plus spécifiques basées sur des constructions diverses (véhicules utilitaires ou bien particuliers). Ce traitement mental se fait presque instantanément pour chaque objet que nous rencontrons. Le corps humain peut être considéré comme un objet que nous classifions par l'observation. Parmi les facteurs que notre esprit utilisent dans la classification, on note la stature, la silhouette, la position et la forme. Tant soit peu que ces facteurs peuvent être corrélés, certains d'entre eux sont utilisés d'une façon interchangeable. Cependant le corps humain est de loin l'un des objets les plus intrigants. Les variations de la forme de corps humain sont fondamentalement importantes, pour cela, cette classification subjective est insuffisante. Pour ces raisons, les chercheurs ont essayé de trouver des relations entre les mesures du corps humain pour définir des morphologies types. Ces travaux présentent des limites dans le cadre de notre étude par l'utilisation à la fois des nouvelles

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

technologies de prise de mesures et des nouvelles techniques de reconnaissance de forme 3D.
Ce chapitre nous est donc utile pour avoir une vue générale des différents travaux concernant la connaissance et la classification de l'être humain, et de la distinction de ces types morphologiques. Pour cela, il est important de connaitre les techniques traditionnelles de mensurations qui nécessitent un minimum de connaissances sur la morphologie, l'anthropométrie et les moyens existants. Un historique non exhaustif des différentes campagnes de mensurations montre ensuite l'importance internationale du besoin de connaitre l'être humain, sa morphologie et ses dimensions. Dans ce cadre, différentes technologies de prises de mensurations ont été utilisées pour fournir des informations de plus en plus riches et permettre d'extraire de nouvelles données relatives à la forme et à la posture du corps. Nous nous sommes intéressés ensuite à l'exploitation des données issues des campagnes de mensurations, qui se traduit le plus souvent par l'extraction des tailles à l'aide de méthodes plus au moins complexes en fonction des objectifs à atteindre. Ces données dimensionnelles (mesures anthropométriques) étaient nécessaires pour créer des vêtements en ces temps précis, mais pas suffisantes. De nos jours, les exigences des clients sur la qualité des vêtements étant très dissuasives, cela implique que la profession soit plus prés de sa clientèle et de mieux la connaitre morphologiquement. Ainsi, des modèles de corps humain adaptés à leur morphologie et paramétrés avec leurs dimensions sont nécessaires. Cela nous amène alors à analyser les différentes méthodes de reconstruction de corps humain.

1.1 Méthodes de classifications traditionnelles des corps humains

La reconnaissance de la forme du corps humain, notamment à partir des mesures anthropométriques, a été largement étudiée au cours des dernières décennies. Avant d'explorer les différentes méthodes de classifications traditionnelles, il est crucial de comprendre la morphologie humaine et les règles de l'anthropométrie.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

1.1.1 Analyse morphologique du corps humain

Ce paragraphe est dédié à l'étude des caractéristiques morphologiques du corps humain. Jamais deux personnes sont semblables dans toutes leurs caractéristiques morphologiques mesurables. Cette unicité a été l'objet de nombreux travaux de recherche pendant plus de 200 ans. Cependant, il est nécessaire d'introduire quelques notions de bases liées à la morphologie humaine. Elles consistent en l'analyse de la forme extérieure et de la structure de touts les êtres vivants (être humain, flore et faune). L' anthropologie (d'origine grecque "ánthropos" – l'être humain, "logos" – la parole ou le discours) présente l'ensemble des récits ou études sur l'être humain sur les différents aspects de son existence qui prennent en compte son évolution, sa formation généalogique, ses différences ethniques. La somatologie (d'origine grecque "somato" – corps, "logos" – la parole ou le discours), qui est une branche de l'anthropologie, consiste en la science des corps (quantitatives et qualitatives) sur les parties solides du corps humain. La somatologie se base sur la mesure et l'observation pour l'étude de la variation et de la classification du corps humain (Brannon 1971). Quantitativement, le corps humain est représenté par l'anthropométrie (Allen et coll. 2003). L'anthropométrie (d'origine grecque "anthro" – homme, "metreein" – mesure), issue de l'anthropologie et pilier de la somatologie, est la science de la mesure du corps humain. L'anthropométrie permet de comprendre l'évolution et la variation physique en terme de mesures du corps humain. De nos jours, elle fait partie intégrante du processus de création/conception de produits pour l'homme, de l'ergonomie d'objets et de l'architecture industrielle. En ce qui nous concerne, les données anthropométriques contiennent également des informations fondamentales et nécessaires d'une part au processus de conception des vêtements afin d'offrir un meilleur confort (Surville et coll. 2010) et d'autre part à la définition des morphotypes de corps humains sur lesquels seront validés les vêtements.
Selon Bertillon et coll. (1897), l'anthropométrie est une méthode d'identification individuelle basée sur des mesures correspondant à la valeur de la distance linéaire entre les repères anatomiques (acromion, $7^{ème}$ cervicale, points des aisselles, crête iliaque ...) et les circonférences (poitrine, taille, hanches, etc.) dont les positions sont prédéfinies.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Bye et coll. (2006) présentent trois catégories de méthodes pour mesurer le corps humain :

1) **Méthode Linéaires** : Les méthodes de mesure linéaire d'un être humain utilisent le plus souvent la distance entre deux points, en général anthropométriques, sur le corps pour quantifier la dimension des composantes de celui-ci. Certains points sont facilement détectables au contact lorsqu'ils sont repérés par rapport au squelette (excroissance des os) pour des mesures telles que la longueur de bras, de jambes, de l'entrejambe, etc. Par contre, il est plus difficile de mesurer avec précision une distance si l'un des points est détecté suite à une interprétation d'un lieu (saillant de ..., creux de ..., au plus fort de ..., prépondérant ...) pour des mesures telles que l'entre-seins, la hauteur du milieu dos, la position de hanches, etc. Les positions des contours morphologiques sont aussi des points de référence à prendre en compte dans les mesures linéaires. Ces courbes sont en général positionnées les unes par rapport aux autres en suivant des règles de proportionnalité (nombre d'or, (Serwatka 2008)). En raison de la nécessité d'un accord préalable sur les emplacements des points de repère ou des contours sur le corps, il est observé que les mesures présentent un taux d'erreur important suite à cette interprétation humaine (Lele et coll. 2001).

2) **Méthode à sondes multiples** : Les méthodes de mesure à sondes multiples combinent les mesures linéaires associées à des dispositifs extérieurs (mètre ruban, règle, niveau, sondes optiques) et permettent d'évaluer la relation entre la description morphologique et les mesures du corps. Certaines méthodes utilisent la somatologie afin de corréler les mesures linéaires et celles issues des contours morphologiques. En évaluant et en décrivant plusieurs dimensions du corps humain, les chercheurs ont permis de connecter ces mesures aux paramètres qui interviennent dans l'ajustement des vêtements et qui prennent en compte la posture, et ont résolu en grande partie le problème du positionnement des points interprétés.

3) **Méthode de forme du corps humain** : Les méthodes de mesure de forme du corps humain viennent des besoins de l'industrie. La création des

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

vêtements passe souvent par un processus de moulage sur un mannequin en 3D (technique de drapé). La connaissance de la forme du corps, son évaluation sont devenues indispensables à la profession. Aussi, différents dispositifs de mesure corporel 3D ont été développés pour donner une représentation spatiale et précise de la forme humaine. Des algorithmes ont été conçus pour détecter automatiquement les points anthropométriques de cette représentation et mesurer ainsi un nombre important de grandeurs physiques. Par ces techniques, les gammes de mesures ont été fortement enrichies.

Avant d'examiner les différentes techniques de prise de mesures anthropométriques, il est utile de comprendre le positionnement des points anthropométriques et des contours morphologiques. La première étape de l'étude est de définir la position anatomique standard ou de référence qui permet de décrire le corps humain. Le système de référence anthropométrique est constitué de 3 principaux plans qui partitionnent le corps humain présentés sur la figure 1.1 :

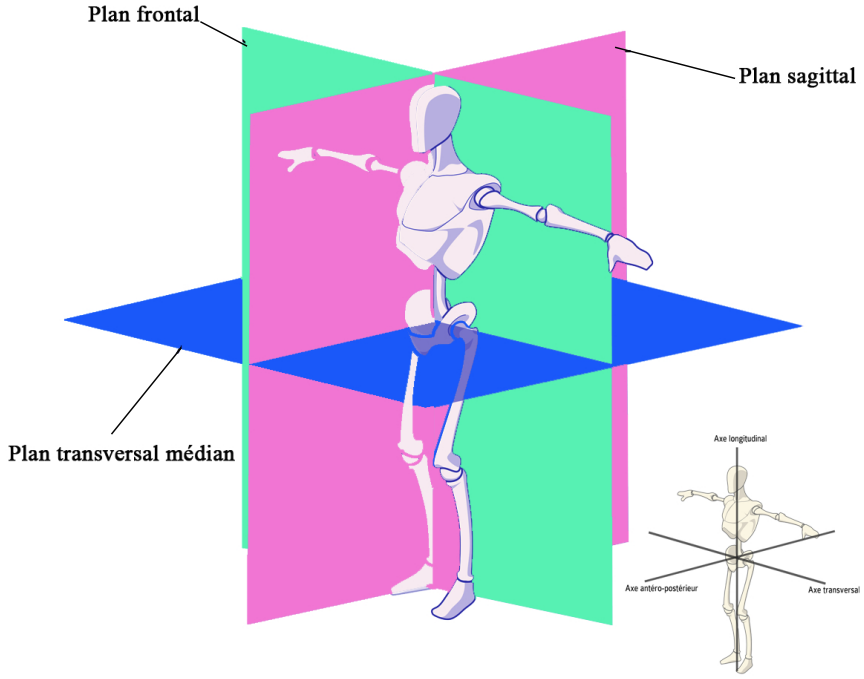


Figure 1.1 – *Les principaux plans et axes du corps humain*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

- **Le plan sagittal médian** qui passe par les rachis cervicaux et le milieu du sternum. Ce plan sépare le corps symétriquement en 2 parties droite et gauche,
- **Le plan frontal médian** qui passe par l'axe longitudinal du corps perpendiculairement au plan transversal. Ce plan sectionne le corps en une partie antérieure/ventrale et une partie postérieure/dorsale dans un rapport 65%, 35% par rapport au contour poitrine (Serwatka 2008),
- **Le plan transversal médian** qui se situe horizontalement au niveau de la taille et perpendiculaire aux plans frontal et sagittal. Ce plan sépare le corps humain en deux parties supérieure et inférieure.

Les intersections de ces plans permettent de définir les trois axes de repère du corps humain définis perpendiculairement aux plans de référence :

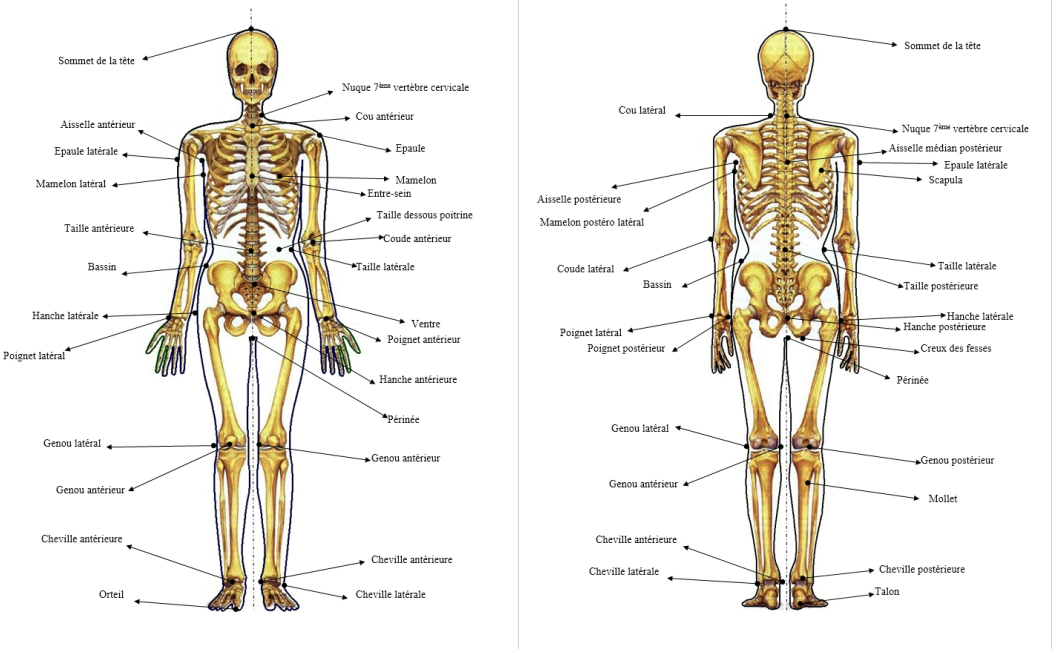
- **Transversal (ou axe droite-gauche)** qui représente l'intersection des plans frontal et transversal,
- **Longitudinal (ou axe rostro-caudal)** qui représente l'intersection des plans frontal et sagittal,
- **antéro-postérieur (ou axe dorso-ventral)** qui représente l'intersection des plans transversal et sagittal.

Après ces quelques notions de base, il est important de compléter cette vision de l'être humain par un aperçu chronologique des études internationales dans le domaine de la mesure anthropologique et du développement des systèmes de tailles pour les vêtements. Il existe plusieurs normes (ISO 7250-1 2011 ; Polska Norma P-84500 1983) qui peuvent d'une part servir de base à la définition de la position des différentes lignes et contours du corps humain et d'autre part à spécifier l'emplacement des points anthropométriques.
Les terminologies classiques et les méthodes de mesures du corps dans le cadre de l'habillement ont d'abord été publiées par le Conseil paritaire du vêtement (Joint Clothing Council). Lohmann et coll. (1988) ont mis à disposition une norme de référence pour les mesures de corps. Les mensurations ont été divisées en quatre groupes : stature, longueur des contours, largeur du corps et les circonférences.
Cameron (1984) a présenté un compte rendu détaillé des problèmes et des

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

méthodes anthropométrique et a donné une comparaison détaillée des équipements et des méthodes de prise de mesures. Ces travaux montrent qu'il existe une relation dynamique entre les sujets mesurés, les instruments de mesure et le mesureur, et que les repères anthropométriques sont situés en des points anatomiques en fonction de leurs positions sur le corps. Ceci permet d'obtenir un ordre préférentiel dans la prise de mesures de ces points afin d'augmenter la vitesse dans la mesure du corps. Serwatka (2008) propose un bilan exhaustif des points anthropométriques du corps humain selon la norme polonaise relative à la mesure du corps humain Polska Norma P-84500 (1983) (Figure 1.2).



(a) *Vue antérieure* ***(b)*** *Vue postérieure*

Figure *1.2* – *Points anthropométriques d'un corps humain*

1.1.2 Méthodes de prise de mesures anthropométriques

La collecte des mesures anthropométriques prises à partir d'un échantillon d'une population permet de créer une base de données anthropométriques. Celle-ci doit être mise à jour régulièrement car elle contribue de manière significative à

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

l'ajustement des nouveaux produits et à l'ergonomie des équipements en fonction de l'évolution de la population. Mais il s'avère que la précision dans la prise de mesures est tout aussi importante, ce qui a fait l'objet de nombreux travaux scientifiques pour son amélioration.

Méthode traditionnelle de prise de mesures

Traditionnellement, le même ensemble d'outils anthropométriques est utilisé pour mesurer un corps humain manuellement.
Simmons (2002) présente cet ensemble d'outils qui se compose de six instruments illustrés dans la figure 1.3 :

- un appareil photo pour photographier les sujets,
- une pèse personne pour mesurer le poids,
- un ruban ruban pour prendre les mesures ajustées, telles que les circonférences,
- une toise pour mesurer les distances au sol,
- un compas d'épaisseur pour déterminer les différents largeurs, profondeurs et longueurs du corps,
- un étrier pour mesurer les diamètres,
- une clé de tête pour mesurer les dimensions de la tête.

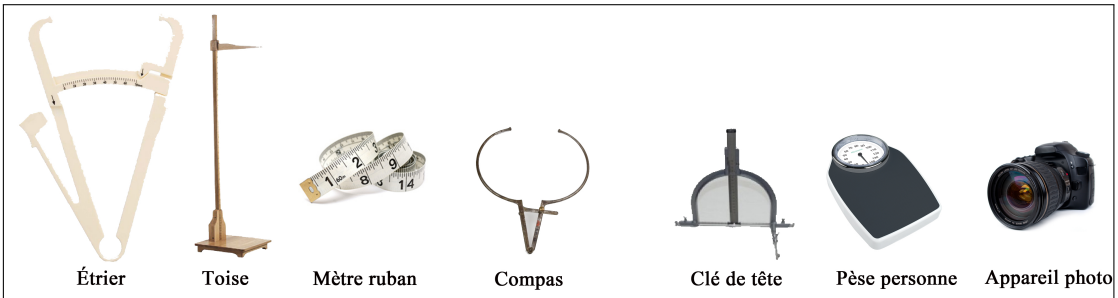


Figure 1.3 – *Outils de prise de mesures traditionnelle*

Les procédures d'utilisation sont simples, non-invasives et peu coûteuses. Les mesures obtenues sont souvent appelées mesures traditionnelles car ces instruments ont été utilisés pendant plusieurs siècles (Huxley 1924 ; Robinette 2003).

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Ces moyens manuels révèlent cependant de grands problèmes méthodologiques conduisant généralement à plusieurs sources potentielles d'erreurs. Les informations obtenues sont le plus souvent subjectives et imprécises car elles résultent d'une augmentation de tâches répétitives, parfois inexactes car elles nécessitent un niveau d'expertise important. En outre, ce processus nécessite du temps, vu qu'il implique une interaction avec le patient et l'intervention de l'expertise humaine.

Méthode automatique de prise de mesures

Dans plusieurs secteurs industriels, la technologie 3D a été appliquée avec succès pour la prise de mesures anthropométriques par un balayage du corps humain. Outre la prise de mesures anthropométriques, ces systèmes permettent une acquisition rapide de la surface corporelle de la personne scannée sous la forme d'un nuage de points, et l'exportation de ce dernier vers des outils de CAO [1] afin de les exploiter dans diverses applications, telles que par exemple l'essayage virtuel de vêtements ou le prototypage rapide pour l'industrie de l'habillement. Ces systèmes offrent des détails complémentaires sur la forme des surfaces ainsi que les emplacements des points de mesures avec leur aperçu 3D. Une étude comparative entre la méthode manuelle traditionnelle et la méthode automatique, utilisant un scanner, menée par Chi et coll. (2006) montre que la méthode automatique est à la fois plus précise et plus rapide. Cette dernière fournit également des données anthropométriques beaucoup plus reproductibles (Istook et coll. 2001). Bien que les systèmes effectuant la capture 3D de la silhouette d'un être humain deviennent plus courants, ils exigent une capacité d'identifier d'une manière correcte les points anthropométriques caractérisant le corps humain. Ainsi, des marqueurs sont souvent placés comme repères anatomiques avant la numérisation afin de repositionner certains points de mesures dans le cas où le mode automatique serait pris en défaut. Suite au développement de nouveaux outils de prises de mesures à bas coût, les nouvelles technologies 3D à base de Kinect ont tendance à supplanter la technologie laser.

Néanmoins, l'émergence et le progrès rapide des techniques de balayage

1. Conception Assistée par Ordinateur

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

corporel 3D constituent une réelle percée et un véritable enjeu économique dans la collecte et la mises à jour des données anthropométriques, ce qui a permis de procéder à de nombreuses campagnes de mensurations à grande échelle dans différents pays (par exemple aux Etats-Unis, en France, au Royaume-Uni, en Allemagne ou en Australie).

1.2 Historique des campagnes de mensurations

La fin du XX^{ème} siècle et le début du XXI^{ème} siècle ont vu une demande croissante de la production de masse et plus particulièrement l'émergence de la vente à distance de vêtements. Cette dernière a conduit à de fréquents retours générés, entre autre, par des vêtements mal ajustés, induits par la méconnaissance morphologique des clients. Par conséquent, un système standard de tailles pour l'habillement est une nécessité et un défi de marketing pour l'industrie du vêtement. Lors du processus de conception des vêtements, les modélistes, ingénieurs et statisticiens du secteur de l'habillement doivent avoir en leurs possessions l'ensemble des données relatives aux mesures anthropométriques pertinentes de la population cible de l'entreprise. Pour ces raisons, de nombreux pays ont entrepris différentes campagnes de mensurations au cours des dernières années afin de développer un système de tailles pour l'habillement. L'objectif principal des chercheurs dans ce domaine est d'améliorer le bien-aller du vêtement pour leur clients (Pheasant et coll. 2005).

Fan et coll. (2004) a présenté un état de l'art exhaustif des campagnes de mensurations dans le monde entier jusqu'à 2004. Nous résumons ci-dessous une mise à jour de ces études menées par répartition géographique à grande échelle.

1.2.1 Campagne de mensurations en Amérique

Tout a commencé au Collège Vassar à New York en 1884 où les premières prises des mesures anthropométriques ont été effectuées dans le but de normaliser les tailles de vêtements des femmes. Cette première a été suivie par d'autres campagnes de mensurations telles qu'à l'Université de Stanford en Californie en 1890, et au Collège Schmith dans le Massachusetts en 1903 (Ashdown 1998).

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Les premières mesures anthropométriques aux Etats-Unis ont été organisées dans 16 états américains entre 1937 et 1939. Ces mesures ont été prises sur 147000 enfants, âgés de 4 à 17 ans, avec un objectif de prévoir les tailles des vêtements pour cette population (O'Brien et coll. 1941). Une autre étude sur environ 150000 femmes américaines a été réalisée par la même équipe entre 1939 et 1940, et a abouti à la publication d'un rapport dédié aux mesures de la femme pour l'habillement dans le cadre de la construction des modèles et des patronages. Une classification à deux variables a été appliquée pour définir un système de tailles pour les femmes en fonction de leurs tours de poitrine et de leurs tours de hanches. Avant cette époque, la définition des systèmes de tailles était fondée uniquement sur la stature et le poids. Cette étude a conduit à la publication d'une norme en 1958 par le bureau national de standardisation (National Bureau of Standards NBS). Cette dernière a été modernisée et mise à jour en 1968. Elle a été destinée à des fins commerciales (Labat 2007).
En 1988, une étude anthropométrique pour le personnel de l'armée américaine, connue sous le nom d'ANSUR, s'est traduite par la prise de mesures corporelles de 1774 hommes et de 2208 femmes dans le cadre de la conception et du dimensionnement des vêtements et d'équipements militaires (Ashdown 1998).
En 1994, le comité de L'ASTM [2] a publié une nouvelle norme connue sous D5585-94. Celle-ci ne provenait pas de nouvelles données anthropométriques, mais a été compilée à partir de l'expérience des modélistes via les observations du marché aux États-Unis (Ashdown 1998). Un an plus tard, une campagne de mensurations sur plus de 6000 femmes âgées de 55 ans et plus a donné des résultats complémentaires. Malgré les résultats inadéquates par rapport aux préoccupations d'ajustement pour les femmes âgées, une nouvelle norme ASTM D5586-95 (1995) a été établie pour cette catégorie d'âge (Goldsberry et coll. 1996).
Entre 2000 et 2002, la première campagne nationale américaine, utilisant la technologie 3D pour la prise de mesures, a vu le jour. Cette campagne de mensurations a été sponsorisée par des entreprises de vêtements et de textiles, l'armée de terre, la marine et plusieurs universités. Les mesures ont été réalisées dans le

2. American Society for Testing and Material

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

cadre d'un projet commun appelé CAESAR [3]. Plus de 2350 personnes agées de 18 à 65 ans ont été mesurées en utilisant un scanner 3D à impulsions lumineuses et plus de 240 mesures ont été prises. L'objectif de ce projet est de créer une nouvelle base de données dans un format utile et exploitable pour les scientifiques et les ingénieurs du monde entier. Par exemple, Paquet et coll. (2005) ont appliqué des algorithmes de classification non-supervisée afin d'identifier des classes morphologiques. Cinq groupes représentant les petites (S), moyennes (M), grandes (L), très grandes (XL) et très très grandes (XXL) tailles pour les vêtements ont été définis. Ces classes ont été par la suite utilisées pour créer une base de données de mannequins virtuels correspondant étroitement aux formes du corps humain.
Les dernières données anthropométriques nationales traitant tous les âges de la population des États-Unis ont été obtenues entre 2007 et 2010. Elles ont été tirées de l'enquête nationale de la santé et d'examen de la nutrition (NHANES). Les mesures anthropométriques ont été obtenues à partir d'un échantillon probabiliste de 20 015 participants. Les mesures anthropométriques standards étaient confortées par d'autres données telles que le poids, la stature, la longueur couchée, les circonférences, la longueur des membres et les mesures de l'épaisseur du pli cutané. Ces mesures ont été prises manuellement (Fryar et coll. 2012). Les résultats montrent une tendance nationale de surpoids et d'obésité chez les enfants et les adultes.

1.2.2 Campagne de mensurations en Asie

Au japon, la première campagne de mensurations a été effectuée en 1966 en se basant sur 35000 sujets pour une meilleure connaissance de la population. Plus tard entre 1978 et 1981, une autre étude de 50000 sujets des deux sexes et de tout âge a été réalisée. La dernière campagne, réalisée entre 1992 et 1994, a permis de mesurer 34000 personnes d'âge compris entre 7 et 90 ans. Les résultats ont abouti à l'identification de deux standards : JIS L 4005 :1997 (1997) et JIS L 4004 :1997 (1997), représentant respectivement le système de tailles pour les femmes et le système de tailles pour les hommes. Dix types de morphologies de

3. Civilian American and European Surface Anthropometry Resource

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

corps sont proposés pour les hommes et huit pour les femmes. Dans le cas de la femme, ils ont été obtenus proportionnellement par rapport au tour de hanches et la stature alors que pour les hommes, différentes combinaisons des tours de poitrine et des tours de taille ont conduit à ce résultat.
La première campagne de mensurations en Chine a été effectuée en 1987. Plus de 14000 hommes, femmes et enfants dans dix provinces différentes ont participé à cette campagne. En 1991 et après de longues discussions entre l'industrie de l'habillement, des spécialistes du domaine et des universités, une norme chinoise relative aux tailles a été publiée GB/T 1335 :1991 (1991). La fin du XX^{ème} siècle a vu la publication d'une nouvelle version de la norme chinoise GB/T 1335 :1997 (1997) en se basant sur une nouvelle campagne de mensurations plus conséquente et précise. 34000 chinois, âgés de 7 à 90 ans, ont été mesurés dans deux bus équipés d'un scanner corporel 3D.
Une étude anthropométrique sur 1000 femmes et 500 hommes, âgés entre 18 et 24 ans, a été réalisée en 2006 par Gupta et coll. en Inde (Gupta 2010 ; Gupta et coll. 2006). Les résultats ont été utilisés pour identifier les mesures les plus représentatives de la population indienne et en extraire les corrélations. Par exemple, ils ont clairement montré que les deux mesures relatives à la stature et au tour de poitrine pour les hommes, ne sont pas corrélés (Zakaria et coll. 2014).

1.2.3 Campagne de mensurations en Afrique

Ce n'est qu'en 2004 que la République d'Afrique du Sud a lancé un projet intitulé "African Body Dimension", via lequel elle effectue des mesures anthropométriques afin de répondre aux besoins de leurs industries de l'habillement et du textile (Zwane et coll. 2010). L'étude visait à introduire la technologie 3D pour mesurer les consommateurs sud-africains, et à comparer les données numérisées avec les mesures prises manuellement. Cette technologie a été acceptée et validée sur un échantillon de la population. Pour cela, 56 femmes ont été scannées et ont essayé des produits conçus à partir des mesures prises par le scanner et manuellement. Les résultats en faveur du scanner ont souligné la nécessité de mettre à jour les tableaux de mensurations en utilisant une base de données

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

anthropométriques nationale.

1.2.4 Campagne de mensurations en Europe

La Chambre de commerce britannique a publié en 1950 les résultats d'une campagne de mensurations traitant 5000 femmes. Les objectifs étaient de connaitre le nombre de tailles nécessaire qui permettrait de concevoir des vêtements avec le meilleur ajustement possible. Les résultats montrent que 126 tailles doivent être conçues pour répondre à 98% de la population féminine adulte.
Durant la période allant de 1999 jusqu'à 2004, la Grande-Bretagne a connu son premier centre de commerce électronique 3D, dans lequel trois grands projets ont été réalisés : l'achat virtuel, les vêtements sur mesure et une campagne nationale de mensurations, connue sous le nom de "la taille du Royaume-Uni" (Size of UK). Ce sont les premières mesures anthropométriques complètes effectuées en Grande-Bretagne depuis 1950. Les mesures ont été prises sur 5000 hommes et 5000 femmes, dans huit régions différentes du pays. Elles ont été réalisées en utilisant un scanner corporel 3D de marque $[TC]^2$ permettant la prise de 140 mesures automatisées pour chaque personne (Bougourd et coll. 2002). Les résultats de l'enquête sur le bien-aller des vêtements ont montré que plus de 60% des acheteurs du Royaume-Uni ont eu du mal à trouver des vêtements qui leur correspondent et que la stature moyenne des femmes a augmenté de 16,5 cm depuis les années 1950 (Fan et coll. 2004).
Plus tard, entre 2009 et 2011, le gouvernement britannique a sponsorisé un grand projet de recherche avec l'objectif initial de mesurer les corps des enfants. C'est en 2010 que ce projet a pris sa véritable dimension nationale avec des moyens de mesures adaptés (scanner corporel 3D) et une population élargie à au moins 6000 garçons et filles âgés entre 4 et 17 ans. Ce projet a été basé sur le principe que la connaissance de la forme du corps peut être aussi importante que la définition d'un tableau de tailles dans la conception et la fabrication de vêtements pour enfants (Fan et coll. 2004). Les résultats ont conduit à l'élaboration d'un guide clair sur la stature et la forme des enfants et la manière selon laquelle la taille peut s'ajuster pour créer des vêtements adaptés à une gamme d'âge spécifique.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

En Allemagne, le premier tableau de mensurations a été publié en 1957. Dix ans plus tard, l'association allemande de distributeurs de textile a publié des tables de mensurations relatives aux vêtements des hommes et des garçons en se basant sur une campagne de mensurations de 10000 sujets représentant plus de 80000 mesures. Entre 1981 et 1982, l'Allemagne a entrepris de nouvelles mesures concernant 10000 femmes et filles. Ce n'est qu'en 1983 qu'un système de tailles a été développé à partir d'un échantillon de 9402 femmes en adéquation avec la norme ISO. Avec des objectifs similaires à ceux de la Grande Bretagne en 1950 sur la qualité d'ajustement des vêtements, les résultats de la campagne a conduit à définir 57 tailles pour représenter 80% de la population féminine.
Récemment entre 2007 et 2009, l'institut Hohensteiner Bönnigheim, en partenariat avec la société Human Solutions, a lancé un projet de prise de mesures anthropométriques connu sous le nom "SizeGERMANY". Le projet a été soutenu par l'industrie allemande du vêtements, des entreprises de vente au détail de vêtements et l'association des industries de l'habillement. Ils ont enregistré les mesures de 13500 personnes (hommes, femmes et enfants) pour une tranche d'âge allant de 6 à 87 ans. Les mesures ont été effectuées avec un scanner 3D dans quatre positions, trois en position debout et une en position assise. Les données obtenues ont été traitées avec des méthodes d'analyse statistique afin de prouver des changements significatifs dans les mesures du corps.
Les résultats pour les femmes âgées de 14 à 70 ans ont été très significatifs car ils montrent une évolution de certaines mesures à la hausse : environ 1,0 cm sur la stature, 2,3 cm sur le tour de poitrine, 4,1 cm sur le tour de taille et 1,8 cm sur le tour de hanches. Chez les hommes, les augmentations moyennes sur les mesures recueillies ont été surtout perçues dans le campagne de mensurations de 1980 avec les résultats suivants : environ 3,2 cm sur la stature, 7,3 cm sur le tour poitrine, 4,4 cm sur le tour de taille et 3,6 cm sur le tour de hanches. Il a également été établi que les formes du corps changent avec l'âge. Une personne de 80 ans et une autre âgée de 25 ans peuvent toutes les deux porter la taille 38 et avoir la même stature, cependant leur morphologie est différente.

La première campagne de mensurations en France a été réalisée en 1969 par le CETIH [4]. L'objectif était de compiler les mesures des femmes et des enfants.

4. Centre d'Etudes Techniques des Industries de l'Habillement

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Une première enquête a été menée sur 8037 femmes âgées de 18 à 65 ans, et une deuxième sur 14 000 garçons et filles de 4 à 21 ans. A l'issue de ce travail, la norme française NF EN 13402 :1977 (1977) a vu le jour en proposant une base des mesures du corps humain sur laquelle a pu s'appuyer l'industrie de l'habillement pour définir leurs systèmes de tailles.
La deuxième campagne n'est apparue qu'en 2003. Elle a été conduite par L'IFTH [5]. L'objectif était de mesurer un échantillon représentatif de la population dans toute la France. 11562 personnes (hommes, femmes et enfants), âgés de 5 à 70 ans, ont été mesurées à l'aide de la technologie 3D répartis dans 4 régions géographiques. Comparativement à la précédente campagne, sur une période de 36 ans, les statistiques font apparaître que les femmes sont devenues plus grandes (160,4 à 162,5 cm) et que la taille commerciale moyenne est passée de 38 à 40 pour 20,6% de la population, suivi du 42 représentant 16,6% de la population. Quant aux hommes, il a été enregistré une évolution de la stature de 11 cm et un sur-poids de 5,4 kg. La population est plus grande dans le Nord-Est. D'autres résultats plus spécifiques ont montré que la morphologie de la population française était disparate et qu'il était nécessaire de travailler avec différentes morphologies pour augmenter le bien-aller des vêtements. En effet, une femme sur trois et un homme sur six (tout âge confondu) trouvent difficilement des vêtements à leur tailles. A l'issue de cette campagne de mensurations, différents barèmes de mensurations ont été définis afin de palier aux problèmes de réajustements des patronages en fonction des morphologies des clients.
Cette dernière campagne de mensurations ayant exclu la catégorie des enfants, l'IFTH a de nouveau lancé une autre campagne nationale de mensurations spécifique à l'enfant appelée 3D CHILD. Cette campagne a été réalisée sur un échantillon représentatif de 2177 enfants (garçons et filles) âgés de 0 à 5 ans. Les résultats ont montré que les enfants sont légèrement plus grands et ont tendance à être plus corpulents avec des courbes de croissance plus accentuées. Les résultats montrent aussi que le buste et les jambes d'un enfant ont les mêmes proportions contrairement aux adultes. La conclusion la plus marquante de cette campagne est que l'âge de l'enfant n'est plus suffisant pour définir sa morphologie et que les critères les plus pertinents sont : la stature et le poids.

5. Institut Français du Textile et de l'Habillement

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

1.3 Les systèmes de tailles

Les diverses analyses de la plupart des campagnes de mensurations portent en général sur l'extraction des systèmes de tailles à partir de la classification morphologique des corps humains. Cette dernière se base le plus souvent sur une analyse statistique des mesures anthropométriques prises manuellement ou par des scanners corporels. Cela explique la diversité et la complexité des méthodes d'analyse dépendantes de l'échelle de mesure qui peut être de dimension 1 (mesure directe sur le corps), 2 (mesure et analyse par une vue de face et de côté dans certain cas) ou 3D (technologie 3D des scanners). Un aperçu exhaustif de l'évolution de ces techniques, s'échelonnant de 1941 à 2012, est donnée par Zakaria et coll. (2014). Plusieurs techniques, classées progressivement selon leur complexité, ont été utilisées pour créer un système de tailles, on y retrouve :

- des techniques mathématiques simples telles que la classification à deux variables,
- des techniques statistiques faisant appel aux coefficients de corrélation,
- des techniques multivariées, telle que l'ACP [6],
- des techniques de calcul telles que la programmation linéaire, la programmation entière ou l'optimisation non linéaire,
- des techniques d'exploration de données telles que la classification non supervisée ou l'analyse par l'arbre de décision,
- des techniques d'intelligence artificielle dont les algorithmes génétiques, les réseaux de neurones ou la logique floue.

La différence principale entre les approches traditionnelles (techniques mathématiques simples ou statistiques faisant appel aux coefficients de corrélation) et les autres approches porte sur la méthode de formation des groupes de tailles du futur système. En effet, les groupes de tailles par l'approche traditionnelle suivent un modèle de représentation fixe et régulier (par exemple : $S - M - L - XL - XXL$ ou $36 - 38 - 40 - 42 - 44 - 48$) sur lequel les résultats doivent impérativement se caler. De telles contraintes ne se retrouvent pas dans les autres approches de par leur principe de formation de groupes.

6. Analyse en Composantes Principales

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Les méthodes traditionnelles utilisent des distributions bivariées pour définir le système de tailles, composé de tableaux croisés, à partir de variables clés prédéfinies telles que les couples (tour de poitrine, tour de hanches) ou (poids, stature). Mais ces approches sont trop restrictives dans la mesure où il n'est pas possible de couvrir les différentes morphologies de la population, étant donné que d'autres dimensions anthropométriques pertinentes ne sont pas prises en compte. Une autre limite est liée à la façon de définir le pas de mesure de la variable clé. En effet, ce pas subjectif, permettant le passage progressif d'une taille à une autre, est basé sur des pratiques courantes ou encore sur des considérations de bien-aller et de style imposées par les modélistes. Par exemple, Otieno et coll. (2000) a identifié tous les problèmes de bien-aller au niveau du tour de poitrine et de taille ou du tour de hanches et de la longueur des jambes. Après avoir sélectionné les mesures clés, Otieno et coll. classe les individus suivant des tailles prédéfinies, d'abord en fonction de la mesure primaire de la hauteur (stature), puis en fonction des mesures secondaires telles que le tour de poitrine pour les vêtements du haut du corps et le tour de hanches pour les vêtements du bas du corps.

Plus récemment, des méthodes mathématiques plus avancées ont été développées. L'ACP et les méthodes de classification non-supervisée ont été largement appliquées. L'ACP est généralement utilisée pour réduire l'espace des données. En effet, la procédure habituelle consiste à sélectionner les deux premières composantes principales et à générer par la suite une distribution bidimensionnelle permettant de définir un système de tailles. Salusso-Deonier et coll. (1985) a appliqué l'ACP pour la classification d'une population. Dans cette recherche, la relation entre les variables est examinée en termes de facteurs de charge de ces variables sur chaque composante (corrélation entre une variable et une composante). Si la charge est élevée, cela signifie que la variable est fortement associée à la composante. Son analyse de taille a fait apparaitre deux composantes très pertinentes, à savoir la latéralité (PC1) et la linéarité (PC2). La PC1, elle est principalement associée à la circonférence du corps, aux contours et aux largeurs tandis que la PC2 est associée à la stature et aux différentes longueurs. Cette pratique a montré que 95% de la population a pu être classé suivant un barème de 30 tailles.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Dans le même esprit, Gupta et coll. (2004) ont utilisé l'ACP pour identifier les mesures clés de leur population. Chaque individu a pu être classé à partir des mesures clés en utilisant une analyse uni-variée simple. Trois gammes de stature ont été détectés dans la dimension de la stature du corps ainsi que six gammes de poitrines dans la dimension du tour de poitrine. Ainsi, 11 tableaux de tailles ont été créés pour chaque groupe de tailles de la population cible. Enfin, les tableaux de tailles ont été validés en utilisant la méthode de la perte globale, relative à l'ajustement du vêtement.

Les différentes méthodes décrites ci-dessus sont basées sur une structure linéaire qui présente l'avantage de faciliter le classement et la définition des tailles. Cependant, des nouvelles méthodes d'optimisation ont été introduites. La première proposition utilisant une méthode d'optimisation a été présentée par Tryfos (1986). Il a développé toute une procédure de programmation capable d'optimiser le nombre de tailles (de façon à ce que les ventes de vêtements soient maximisées) et d'anticiper les bénéfices sur le marché du vêtement. Une alternative de la proposition de Tryfos a été présentée par McCulloch et coll. (1998), où une technique d'optimisation non linéaire a été utilisée afin de maximiser le bien-aller au lieu des ventes. Une méthode de calcul de la perte globale est développée afin d'optimiser l'ajustement des vêtements en mesurant la distance entre les tailles réelles et les tailles assignées (tailles proposées). Les deux études utilisent le même concept d'optimisation pour définir un système de tailles, mais l'étude de Tryfos se concentre surtout sur la rentabilité du produit final alors que celle de McCulloch et coll. se préoccupe plutôt de la qualité de son bien-aller.

Une nouvelle méthode pour la définition des systèmes de tailles, appelée programmation linéaire, a été appliquée par Gupta et coll. (2006). Un des aspects fondamentaux de ce travail est la souplesse de changement des mesures clés et du degré de bien-aller souhaité lors du processus de classification de la population. Ainsi, il est aisé de calculer le nombre exact de personnes classées dans chaque groupe de tailles. Ce résultat donne la possibilité aux fabricants de choisir la meilleure taille pour un marché cible et de décider quant à la quantité à produire et à garder en stock pour chaque taille.

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Les méthodes de classification non-supervisée (plus particulièrement les K-moyennes et la classification hiérarchique) ont été utilisées pour classer des populations cibles en différentes morphologies à partir des mesures anthropométriques disponible en entrée (Cottle 2012). D'autres alternatives se basant sur les arbres de décision ont également été proposées (Hsu et coll. 2005). Ces méthodes sont capables d'analyser d'importantes quantités de données, par des moyens automatiques ou semi-automatiques.
Viktor et coll. (2006) ont utilisé les méthodes de classification non-supervisée afin de classer les données issues d'un scanner 3D. L'étude a montré qu'un système de tailles ne pourra s'adapter aux corps qu'à la condition que les relations entre les différentes mesures du corps soient prises en compte. Pour atteindre cet objectif, une classification a été réalisée pour caractériser chaque groupe en fonction des profils morphologiques de la population.
La technique utilisant les arbres de décision a été employée après une ACP par Lin et coll. (2008) afin de classer une population militaire et définir un système de tailles pour les uniformes. Elle est considérée comme un choix avantageux car il en résulte une couverture plus large des types morphologiques avec un nombre réduit de tailles donnant des lois de gradation allégées.
Ces deux dernières techniques ont donné de bons résultats dans le classement d'une population et la définition d'un système de tailles.

D'autres techniques plus récentes ont été appliquées pour la définition des systèmes de taille telles que la technique d'intelligence artificielle (Ng et coll. 2007). Cette technique permet de réduire considérablement le nombre de tailles. Elles permettent aussi de résoudre en grande partie les problèmes d'ajustement des vêtements induit par les systèmes de tailles. Bien que le classement par l'intelligence artificielle semble être la meilleure technique, ce principe est encore nouveau et a été peu appliquée.
Hsu et coll. (2010) a utilisé des techniques neuronales afin d'extraire les informations pertinentes d'une base de données de mesures anthropométriques. De part leur capacités d'apprentissage sur un échantillon d'une population donné des techniques neuronales ont ainsi permis de classer la population. Comme les travaux de Gupta et coll. (2006), le nombre exact de personnes classées dans chaque groupe de tailles peut également être prédit afin d'améliorer la gestion

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

des stocks.

Une autre méthode prometteuse pour définir un système de tailles est l'utilisation des cartes auto-organisatrices (SOM [7]) (Doustaneh et coll. 2010). Cette méthode est très efficace et adaptative car elle crée un système de tailles non linéaire conduisant à un excellent compromis entre le client et l'industriel (dilemme entre l'ajustement du vêtement et le nombre minimal de tailles).

1.4 Définition du modèle du corps humain

Le problème de la modélisation du corps humain est une tâche essentielle et complexe pour l'industrie de l'habillement. Différentes méthodes de modélisation sont proposées dans la littérature. Celles-ci peuvent être classées en deux approches : l'approche créative (utilisée par exemple dans les jeux vidéos) et l'approche reconstructive (utilisée par exemple dans l'industrie du Textile-Habillement).

1.4.1 Approche créative pour la modélisation du corps humain

Parmi les travaux qui nous semblent les plus intéressants, nous avons extrait trois types de représentation. La première est basée sur l'anatomie du corps humain. Kähler et coll. (2002) et Scheepers et coll. (1997) ont tenté de représenter le plus fidèlement possible la morphologie humaine. Leurs modèles ont la capacité de simuler les muscles sous-jacents, les os et le tissu humain (mannequin écorché de médecine). Toutefois, ce type de modélisation n'est pas adapté à notre application (textile habillement) car sa mise en œuvre requiert des notions sur l'anatomie humaine au sens large du terme, ainsi que des connaissances approfondies dans le domaine de l'infographie (Baek et coll. 2012).

La deuxième méthode s'appuient sur les données de la numérisation du corps humain. D'Apuzzo (2007) a utilisé ce concept dans le cadre de l'essayage virtuel de vêtement pour le secteur textile/habillement. Ses résultats révèlent un double intérêt sur le principe de mesure. Le premier est la courte durée de balayage du scanner, la précision élevée des mesures et la cohérence de celles-ci.

7. Self-Organizing Map

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

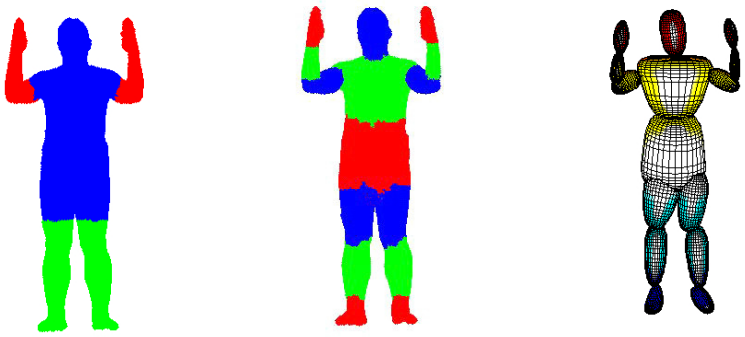
Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Le second intérêt est une alternative à la réutilisation des données provenant des diverses campagnes de mensurations. En effet, les données de numérisation représentent une aubaine pour l'industrie de l'habillement enrichi par toutes ces informations supplémentaires sur la forme et le volume du corps humain. Ces méthodes utilisent les fonctions "splines" pour se rapprocher du nuage de points et reconstruire le maillage de la morphologie dans les zones d'ombre. L'intérêt de cette extrapolation est de reboucher automatiquement les trous, générés par les zones d'ombres du scanner 3D, afin d'obtenir l'avatar d'une personne. Certes, les méthodes de numérisation 3D (Ma et coll. 2004 ; Taylor et coll. 2005) conduisent à des modèles de représentation du corps humain très précis, toutefois elles n'ont pas encore réussi à résoudre trois problèmes essentiels : le coût extrêmement élevé de l'équipement (Baek et coll. 2012), la paramétrisation du modèle et la forte dépendance à la qualité et la résolution du scanner 3D.

La troisième méthode, qui a pour vocation de segmenter le corps humain en plusieurs parties, est présentée dans les travaux de Xiao et coll. (2005). Par une approche implicite, ces auteurs ont proposé un schéma de modélisation à partir d'un corps humain scanné. leur modèle 3D final est composé de primitives superquadriques déformables correspondant chacune à une partie fonctionnelle du corps scanné (Figure 1.4). Cette méthode suit une logique de segmentation en trois étapes. La première décompose grossièrement le corps en un ensemble d'éléments de base représentatif du corps : la tête, le torse et les quatre membres. Cette opération de segmentation primaire est définie à partir d'un graphe de Reeb. La seconde étape améliore le modèle de représentation en ajoutant des primitives superquadriques déformables. Cette segmentation secondaire décompose de manière itérative les éléments précédents en sous-éléments, tels que le bras, l'avant bras et la main pour un membre supérieur. L'objectif de la dernière étape est d'affiner la segmentation secondaire en rajoutant des primitives superquadriques complémentaires.
Toutefois, en raison des besoins considérables en connaissances infographiques et en expertise humaine, la méthode est complexe à mettre en œuvre. De plus, elle conduit à un modèle d'animation difficile à contrôler de manière interactive (Kim et coll. 2004 ; Werghi 2007). En outre, elle ne permet pas de modéliser avec

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Première segmentation* ***(b)*** *Deuxième segmentation* ***(c)*** *Présentation super-quadratique*

Figure *1.4* – *Modèle de corps humain selon la méthode de* Xiao *et coll. (2005)*

précision les détails morphologiques de la forme humaine.

Toutes ces méthodes n'aboutissent pas à un véritable modèle de synthèse utile à l'industrie de l'habillement dans le secteur du prêt à porter. En effet, ces modèles ne peuvent pas évoluer dans ses deux grandeurs principales, c'est à dire : la stature et le volume.

1.4.2 Approche reconstructive pour la modélisation du corps humain

L'approche reconstructive se décline en deux principales méthodes de modélisation : la modélisation basée sur un exemple et la modélisation basée sur des caractéristiques anthropométriques.

Les techniques qui s'appuient sur un exemple (Blanz et coll. 1999 ; Cordier et coll. 2003 ; Ma et coll. 2004 ; Seo et coll. 2004) adaptent les surfaces paramétriques ou les courbes morphologiques (dimensions comprises) d'un modèle adaptatif (modèle d'origine), au nuage de points d'un modèle exemple. Il s'agit d'une bonne alternative pour répondre aux problèmes des approches créatives, plus précisément dans le cas des modèles anatomiques et des modèles implicites (Figure 1.5).

Seo et coll. (2003, 2004) ont présenté une autre variante de ce principe de modélisation qui permet la génération et le contrôle de modèle de corps humain en

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

(a) *Modèle d'origine* ***(b)*** *Exemple* ***(c)*** *Modèle après adaptation*

FIGURE *1.5* **–** *Technique de modélisation de corps humain basée sur un exemple (*CORDIER *et coll. 2003)*

fonction de divers paramètres d'entrée (Figure 1.6). Ces modèles sont créés en

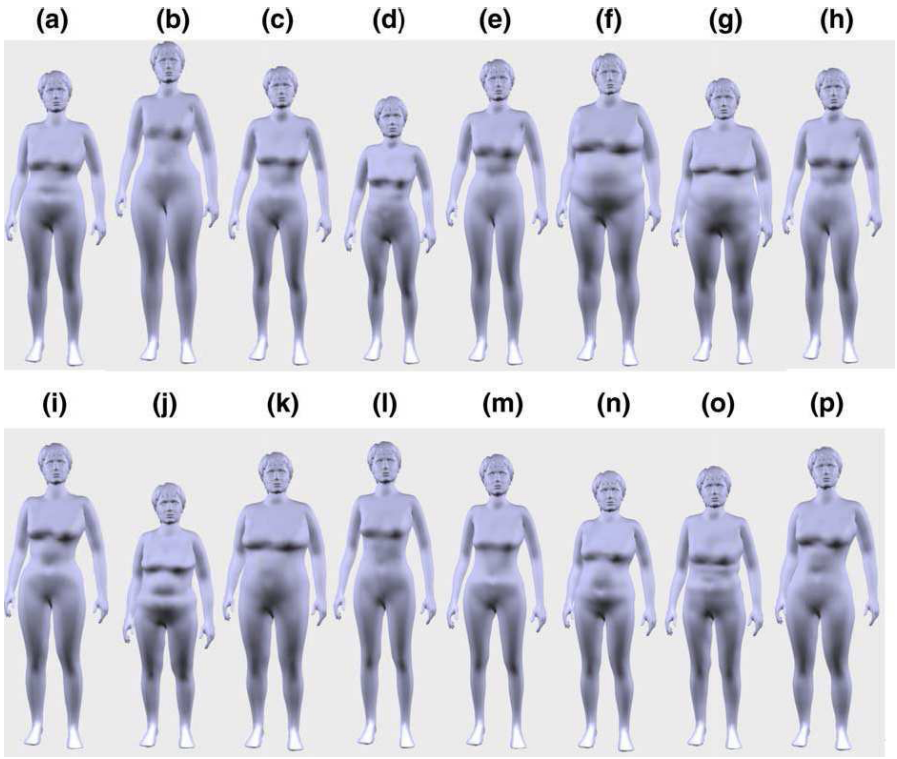


FIGURE *1.6* **–** *Génération de modèles de femme avec différents paramètres de contrôle (*SEO *et coll. 2003)*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

utilisant une transformation de type réseau RDF [8]. La méthode de modélisation se base sur un modèle générique de corps humain conçu principalement pour des applications d'animation en temps réel. Son principe est d'encapsuler toutes les composantes structurelles requises pour une animation (par exemple squelette, contours, etc.). Ensuite, afin de définir le corps virtuellement, une étape de correspondance entre le modèle adaptatif et le modèle provenant du scanner 3D est requise. Cette correspondance utilise un ensemble de mesures relatives entre deux points. La contrainte est que chaque modèle doit être maillé uniformément avec un même nombre de sommets et de triangles. Cela est rendu possible en ajustant de manière adéquate le modèle générique sur chaque modèle exemple. Cette méthode donne un résultat visuellement acceptable tout en permettant un contrôle de haut niveau du modèle cible (après adaptation). Cependant, elle ne reproduit pas fidèlement le modèle exemple d'un point de vue dimensionnel (Serwatka 2008). De plus, elle nécessite un temps de calcul important et est sensible à la qualité de maillage du modèle exemple. Dans une application textile/habillement, ce type de méthode est plus adapté au secteur du sur-mesure.

Wang (2005) a présenté une autre stratégie de modélisation du corps humain basée sur une approche paramétrique. A partir d'un modèle filaire paramétré, l'auteur retrouve le graphe topologique du corps humain. Pour cela, il prédispose les points caractéristiques du réseau filaire sur le nuage de points du corps humain scanné. Les courbes de ce réseau représentent alors des contours morphologiques proches de celui-ci sur lesquels sont créés différentes facettes (patches). Ces dernières sont ensuite déformées à partir des correctifs de l'interpolation de Gregory pour se rapprocher du corps par déformabilité du maillage de chacune d'elles (Figure1.7).

Wang (2005) a ensuite amélioré les correctifs de Gregory en lissant le nuage de points des surfaces maillées de chaque facette pour se rapprocher plus finement du corps (Figure 1.8).

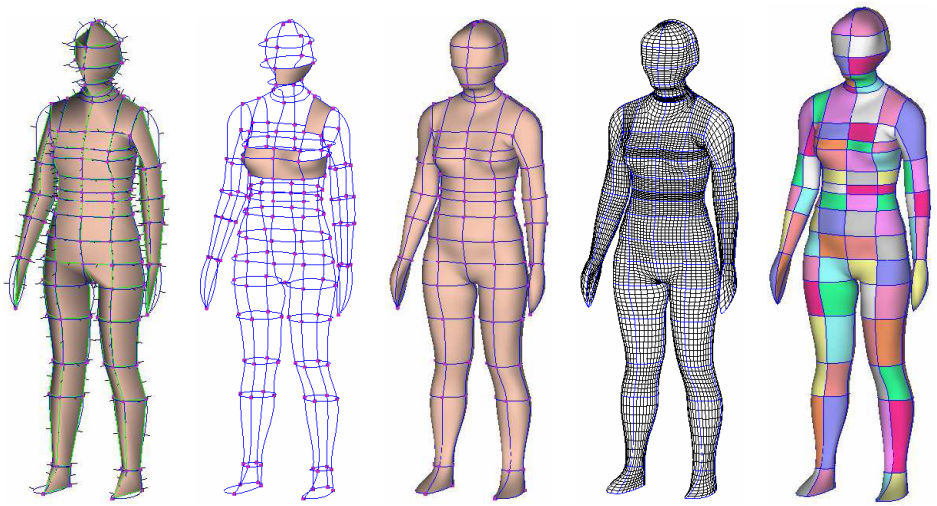
L'auteur de ces méthodes fait valoir l'atout de son approche par la génération minimale des erreurs d'approximation. Ceci étant, les mannequins résultants de cette méthode possèdent des fonctionnalités uniquement compatibles avec le processus de conception de vêtement pour le sur-mesure.

8. Radial Basic Function

© 2015 Tous droits réservés.

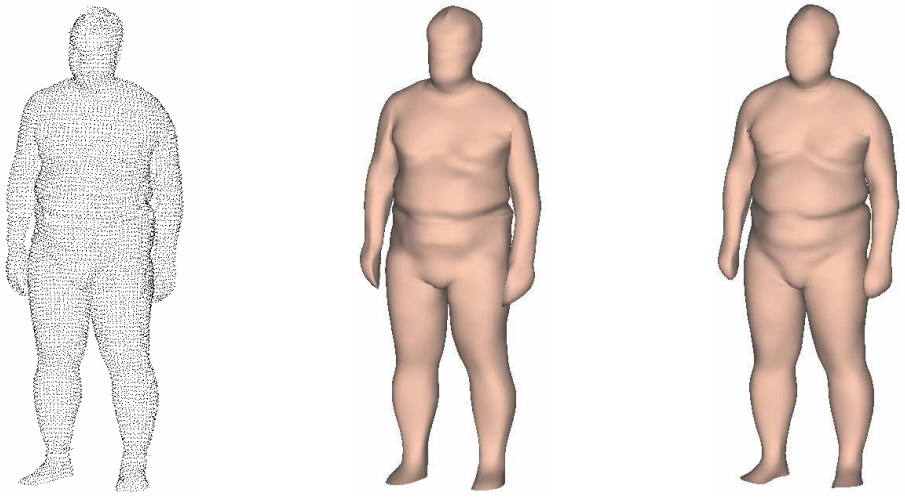
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Graphe topologique* ***(b)*** *Courbes d'un corps humain* ***(c)*** *Ensemble des patches générés* ***(d)*** *Structure maillée* ***(e)*** *Mannequin final*

FIGURE *1.7* **–** *Fonction du Correctif des caractéristiques de Gregory (*WANG *2005)*



(a) *Nuage de points* ***(b)*** *Surface avant lissage* ***(c)*** *Surface après lissage*

FIGURE *1.8* **–** *Processus de raffinement de la surface (*WANG *2005)*

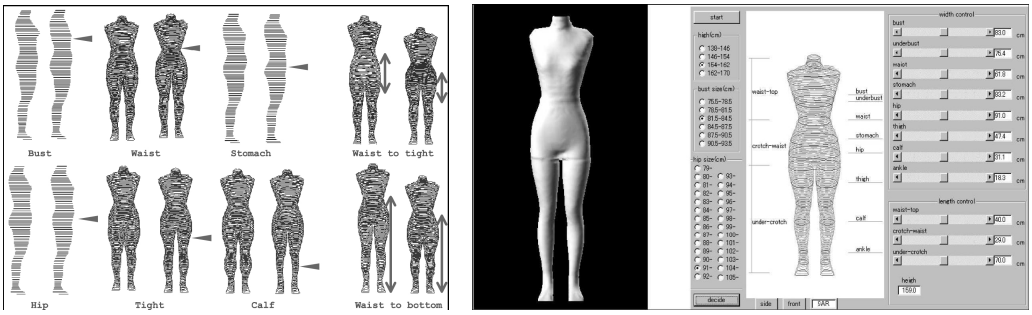
En se basant sur un modèle paramétrique constitué d'un ensemble de contours, CHO et coll. (2005) ont présenté des résultats très prometteurs pour la modélisation interactive des corps humains. La correspondance entre le modèle para-

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

métrique et le corps humain à modéliser se réalise en introduisant les mesures des contours anthropométriques de ce dernier à travers une interface interactive (Figure 1.9b). Ainsi, le mannequin peut évoluer en volume et en hauteur (Figure 1.9a) tout en contrôlant séparément les différentes parties du corps (torse et membres inférieurs). Ce principe de modélisation se retrouve dans la plupart



(a) *Résultats d'évolution en volume et en longueur*

(b) *Interface interactif*

Figure *1.9* – *Modèle paramétrique de* Cho *et coll. (2005)*

des logiciels de CAO pour la confection lors de la phase de l'essayage virtuel d'un vêtement sur mannequin paramétrique. L'intérêt de cette technique est dans la facilité de contrôler le volume et la stature du mannequin avec certaines dépendances de mensurations (liens anthropométriques). Par contre, les morphotypes qui ont permis de créer les mannequins adaptatifs sont très idéalisés, et les évolutions de certaines mensurations peuvent conduire à des aberrations morphologiques.

Conclusion

La conception des systèmes de tailles pour les vêtements a subi de diverses évolutions pendant de nombreuses années d'études. La réalisation d'un système de tailles a été décomposée en une procédure d'étapes bien définies qui présentent de nos jours certaines lacunes faces aux exigences des clients sur le bien-aller des vêtements et la diversité de la population. Les systèmes de tailles doivent se concentrer sur la connaissance et la compréhension des spécificités du corps humain d'un point de vue morphologique et anthropométrique.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Ainsi, dans ce chapitre, nous avons montré le besoin de créer des liens étroits entre trois notions, de morphologie, de systèmes de tailles et de mannequins adaptatifs, primordiales pour le processus de conception de vêtements. Divers campagne de mensurations ont été menées, cependant celles-ci ne s'intéressent qu'aux mesures des contours anthropométriques, et par conséquent conduisent à des pertes d'informations indéniables sur la connaissance morphologique du corps humain. Par exemple, deux personnes morphologiquement différentes peuvent être considérées comme identiques par leurs mensurations (la même taille commerciale, et par la suite, les mêmes tours de poitrine, tour de taille et tour de hanches), et représentées par le même mannequin adaptatif dans les logiciels de CAO destinés à la confection. Ainsi, les techniques de modélisation de ces mannequins doivent prendre en considération les notions d'évolution corporelles (volume et longueur) en se basant sur un ensemble de règles morphologiques et anthropométriques. Ces conditions ne peuvent être atteintes que si la classification des données issues d'une campagne de mensurations est effectué sur les formes 3D du corps humain, afin d'extraire un ensemble de morphotypes représentatifs de la population, paramétrés par rapport à des lois établies à partir des groupes obtenus.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Chapitre 2

Classification non-supervisée et Descripteurs d'objets 3D

Introduction

La plupart des études morphologiques se base sur l'analyse des mesures anthropométriques. Rares sont les recherches morphologiques qui étudient la forme 3D du corps humain. Dans le cadre de nos travaux de recherche, nous cherchons à identifier des classes morphologiques significatives par une classification non-supervisée des formes 3D du corps humain issues d'un scanner 3D. La classification d'objets 3D requiert la mise en œuvre d'une méthodologie spécifique incluant la normalisation des données et la définition d'un descripteur de forme 3D. En effet, afin d'appliquer une classification non-supervisée sur des corps humains représentés par des objets 3D, il est nécessaire de caractériser le maillage 3D par un descripteur ou une signature. Les descripteurs de forme 3D, qui serviront à caractériser la morphologie d'un corps humain, doivent être discriminants et compacts [1]. En effet, un descripteur de forme doit être à la fois suffisamment général pour traiter différentes formes, et suffisamment précis pour représenter fidèlement les caractéristiques globales et locales d'un objet. La normalisation est également souvent requise afin de pouvoir comparer les objets 3D. Ainsi, ce chapitre est composé de deux parties, en relation avec nos

1. signatures de petites tailles permettent d'effectuer des requêtes plus rapides

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

objectifs :

- La première partie présente les principales méthodes de classification non-supervisée, les mesures de dissimilarité et les critères de qualité d'une partition.
- La seconde partie propose un état de l'art sur les techniques de normalisation d'objets 3D et les différentes catégories de descripteurs de forme 3D.

Les travaux que nous présenterons dans la suite de cette thèse, et principalement dans le chapitre3, sont inspirés de cet état de l'art.

2.1 Généralités sur la classification non-supervisée

La classification non-supervisée (en anglais Clustering) est couramment utilisée dans de nombreux domaines tels que la médecine (Shen et coll. 2004), la biologie (Nugent et coll. 2010), la sociologie ou la prévision des ventes (Thomassey et coll. 2006). Elle vise à découvrir une partition hypothétique dans un ensemble d'objets en utilisant différents algorithmes.

A partir des classes formées, il est possible de définir le centre de classe qui représentera l'ensemble des objets de la classe. Ces algorithmes sont toujours basés sur une optimisation d'un ensemble de critères tels que par exemples la minimisation de la variance au sein des classes, ou la maximisation de la distance entre les classes. Cette procédure implique également la définition de la notion de dissimilarité entre les objets. Lors d'une classification non-supervisée, le partitionnement de données est uniquement basé sur les informations contenues dans les données sans aucune connaissance préalable sur la constitution et le nombre des classes. Le nombre de classes, qui est évidemment un paramètre essentiel du partitionnement, peut soit être fixé par l'utilisateur (en se basant par exemple sur des connaissances du contexte), soit être déterminé à partir de méthodes de mesure de la qualité du partitionnement. Le choix de l'algorithme de classification non-supervisée dépend de la taille et des caractéristiques de l'ensemble des données en entrée (Witten et coll. 2011).
Milligan et coll. (1996) résume les principales étapes pour la mise en œuvre

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

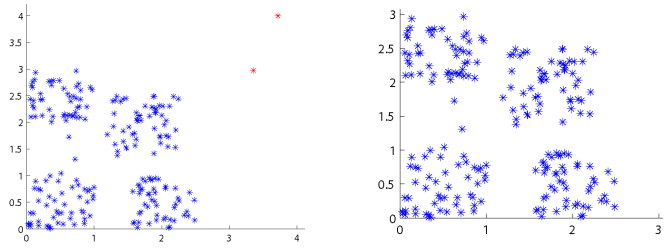
Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

d'une classification non-supervisée :

- choix de l'échantillon des données,
- normalisation des données,
- définition d'une mesure d'éloignement,
- sélection d'un algorithme de classification non-supervisée,
- analyse des résultats et de la qualité de la classification pour la détermination du nombre de classes,
- interprétation et validation des résultats.

2.1.1 Échantillon de données

Le choix de l'échantillon de données influence fortement les résultats d'une classification non-supervisée de point de vue du nombre et de la structure des classes. Par conséquent, il faut sélectionner suffisamment de données représentatives du problème afin d'augmenter la robustesse de la classification (Milligan et coll. 1996). Toutefois, inclure des données non-nécessaires et aberrantes peut fausser les résultats (Fowlkes et coll. 1983). La figure 2.1 illustre l'impact de la suppression des points aberrants sur l'échantillon à traiter. Il apparaît clairement que l'algorithme de classification sera plus efficace sur l'échantillon sans points aberrants (Figure 2.1b). Dans (Milligan et coll. 1996), l'auteur montre que les résultats de la classification non-supervisée peuvent être sensiblement influencés par un point de l'ensemble de données.



(a) *échantillon avec données aberrantes* ***(b)*** *échantillon sans donnée aberrante*

Figure 2.1 – *Exemple de sélection des données pour la classification non-supervisée.*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

2.1.2 Normalisation des données

Avant la procédure de classification, la normalisation est souvent requise notamment lors de l'utilisation de la distance Euclidienne avec des variables non homogènes. L'étape de normalisation consiste à mettre à l'échelle toutes les variables afin de pouvoir, ensuite, les comparer et les classer. Cette étape permet l'homogénéité des variables.

2.1.3 Mesures d'éloignement

Afin de comparer les objets, une méthode de mesure doit être choisie en fonction des données et des caractéristiques ciblées. Deux types de mesures d'éloignement sont généralement utilisés pour un ensemble d'individus ϕ : les fonctions de similarité et les fonctions de dissimilarité (ou mesures de distances). Les fonctions de similarité $F : \phi \text{ x } \phi \rightarrow \mathbb{R}^+$ doivent satisfaire aux trois propriétés suivantes :

- Positivité : $\forall (x,y) \in \phi^2, F(x,y) \geq 0$,
- Symétrie :$\forall (x,y) \in \phi^2, F(x,y) = F(y,x)$,
- Maximalité :$\forall (x,y) \in \phi^2, F(x,x) \geq F(x,y)$.

Cette fonction peut également être normalisée, par exemple dans l'intervalle $[0,1]$ (Rfiqi 2010). Parmi les nombreuses fonctions de similarités, nous pouvons citer les fonctions de similarité cosinus (Tan et coll. 2005), de Pearson (Pearson 1895), de Jaccard (Jaccard 1908) ou encore de Dice (Dice 1945).
Une alternative aux fonctions de similarité est la mesure de distances. Elle se définie comme une fonction de dissimilarité $D : \phi \text{ x } \phi \rightarrow \mathbb{R}^+$ vérifiant les propriétés suivantes :

- Identité :$\forall (x,y) \in \phi^2, D(x,y) = 0 \iff x = y$,
- Symétrie :$\forall (x,y) \in \phi^2, D(x,y) = D(y,x)$,
- Inégalité triangulaire : $\forall (x,y,z) \in \phi^3, D(x,z) \leqslant D(x,y) + D(y,z)$.

Les méthodes de mesure de distances utilisées peuvent influencer la classification non-supervisée. Dans la littérature, les méthodes de mesure de distances sont généralement classées en cinq catégories (Han et coll. 2011) : les mesures

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

de distances pour les attributs numériques, les mesures de distances pour les attributs binaires, les mesures de distances pour les attributs nominaux, les mesures de distances pour les attributs ordinaux et les mesures de distances pour les attributs mixtes.
Compte tenu de la nature numérique de nos données, seules les mesures de distances pour les données numériques seront examinées dans ce qui suit. La distance Euclidienne et la distance de Manhattan sont les plus utilisées pour mesurer le degré de dissimilarité entre les données.
Soient deux points $X, Y \in \phi$, de coordonnées respectives $(x_1, x_2, \ldots, x_n)$ et $(y_1, y_2, \ldots, y_n)$, les distances Euclidienne et de Manhattan entre X et Y sont définies respectivement par :

$$distance_{manhattan}(X, Y) = \sum_{i=1}^{n} |x_i - y_i| \tag{2.1}$$

$$distance_{euclidienne}(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2} \tag{2.2}$$

La distance de Minkowski est une métrique sur l'espace Euclidien, qui est une généralisation de la distance Euclidienne et la distance de Manhattan (Han et coll. 2011), définie pour un ordre $p \geq 1$ par :

$$distance_{minkowski}(X, Y) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^{n} |x_i - y_i|^p} \tag{2.3}$$

Le choix de la méthode de mesure d'éloignement entre les données est aussi important et crucial que le choix de l'algorithme de classification. Bien que la distance de Manhattan soit plus robuste aux valeurs extrêmes, la distance Euclidienne reste la distance la plus couramment utilisée.

2.1.4 Méthodes de classification non-supervisée

De nombreuses méthodes de classification sont proposées dans la littérature. Selon Fraley et coll. (1998) et Nakache et coll. (2004), les méthodes de classifi-

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

cation non-supervisée se déclinent en deux catégories principales : les méthodes hiérarchiques et les méthodes de partitionnement.

Méthodes hiérarchiques

Les méthodes de classification non supervisée hiérarchiques génèrent des classes par une série d'agglomérations ou de divisions successives. Les méthodes hiérarchiques peuvent être soit :

- Ascendantes en utilisant un algorithme de type agglomératif. Chaque classe est initialement constituée d'un seul objet, puis les classes sont agglomérées successivement par fusion avec les classes les plus proches jusqu'à l'obtention d'une seule classe regroupant l'ensemble des objets.
- soit Descendantes en utilisant un algorithme de division. Tous les objets appartiennent initialement à la même et unique classe. Cette classe est ensuite divisée en sous-classes, qui sont à leur tour successivement divisées en sous-classes. Ce processus se poursuit jusqu'à l'obtention de classes contenant chacune un seul objet.

Dans les deux cas, le nombre de classes doit être déterminé à posteriori à partir d'un dendrogramme qui représente le groupement des objets et les niveaux de similarité. Le partitionnement final est obtenu en coupant le dendrogramme au niveau souhaitée (Figure 2.2).
Le défaut commun aux algorithmes hiérarchiques se manifeste par le fait que les divisions ou les fusions, une fois réalisées, sont irrévocables (Everitt et coll. 2009). Par exemple, lorsqu'un algorithme d'agglomération a affecté deux individus à une classe, ils ne peuvent ensuite être séparés. Le temps de calcul est également une problématique lorsque le nombre de données à traiter est important.

Méthodes de partitionnement

Les algorithmes de partitionnement, appelés également algorithmes de regroupement ou de ré-allocation dynamique, nécessitent de fixer le nombre de classes et d'initialiser les centres de classes, à priori. Ensuite, chaque objet est

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

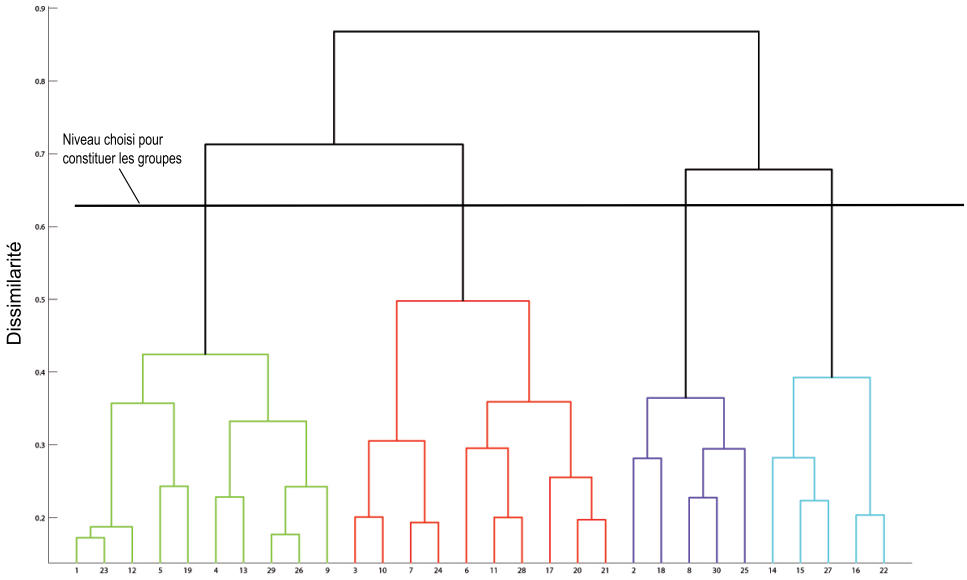


Figure 2.2 – *Dendogramme caractérisant une classification non-supervisée hiérarchique ascendante avec quatre classes (vert, rouge, violet et bleu).*

itérativement affecté au centre le plus proche, puis les centres de classes obtenus sont re-calculés jusqu'à convergence (parfois locale) ou un nombre d'itérations maximum. Divers algorithmes ont été développés pour rechercher la partition optimale à partir de cette technique (Nagpal et coll. 2011). Dans cette section, nous nous limiterons uniquement aux quatre méthodes les plus utilisées : les k-moyennes, les k-médoïdes, les k-moyennes floues et les méthodes basées sur la densité.

La méthode de partitionnement la plus couramment utilisée dans la littérature est la méthode des k-moyennes (en anglais k-means) appelée également méthode des centres mobiles. Le principe de la méthode des k-moyennes, illustré en figure 2.3, consiste à diviser les données en k partitions, appelées clusters, k étant spécifié à l'avance. Les centres de classes sont initialement choisis aléatoirement ou selon une procédure d'initialisation. L'ensemble des objets est assigné au centre de classe le plus proche selon la distance considérée (généralement Euclidienne). Les centres de gravité des classes deviennent les nouveaux centres de classe

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

(centroïdes). L'ensemble du processus est répété jusqu'à convergence vers un minimum d'une fonction objectif ou un nombre maximum d'itérations (Forgy 1965). La fonction objectif utilisée dans l'algorithme des k-moyennes est basée sur la somme des carrés des distances entre tous les points d'une même classe et le centre de la classe. Le principal inconvénient connu de cette méthode

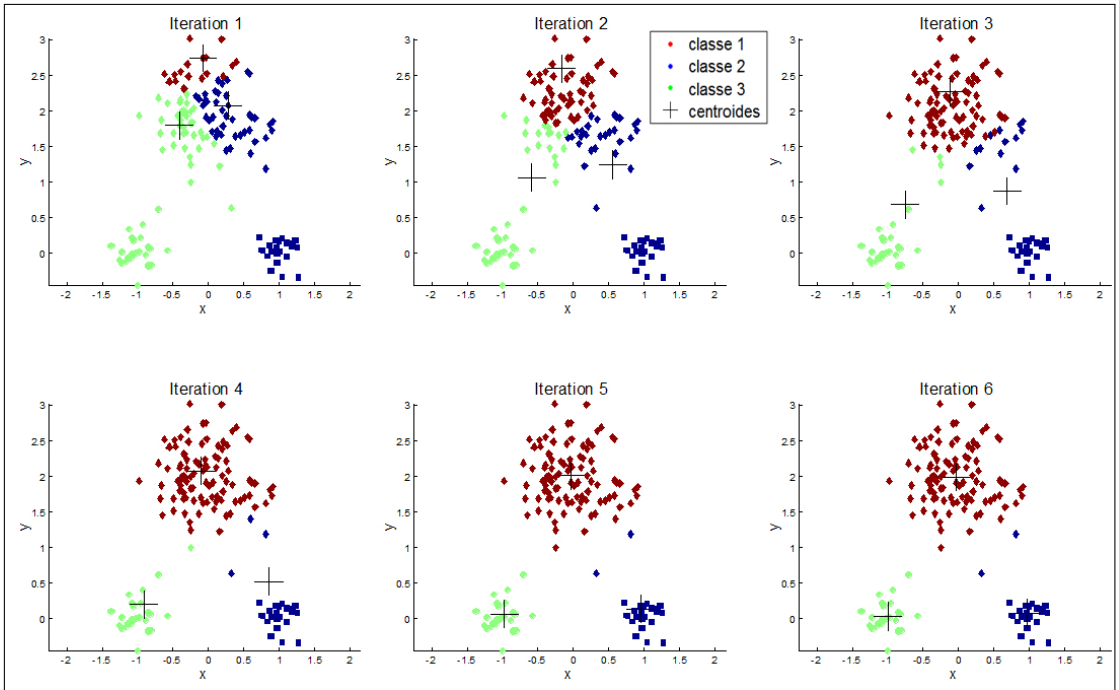


Figure 2.3 – *Application de l'algorithme des K-moyennes sur des données de dimension 2 avec 6 itérations.*

est que l'optimisation de la fonction objectif peut converger vers un minimum local. Afin d'augmenter les chances de convergence vers l'optimum global, il est recommandé d'exécuter plusieurs réplications de l'algorithme avec différentes initialisations des centres de classe. La solution finale retenue sera la partition qui donnera la valeur de la fonction objectif minimale.

La popularité de l'algorithme de K-moyennes réside principalement dans sa simplicité de mise en œuvre, sa facilité d'interprétation et sa vitesse de convergence. L'algorithme des K-moyennes est également attrayant lorsque la taille de données est grande. En effet, la complexité de l'algorithme est linéaire et de l'ordre de $O(\mathcal{K} \times \mathcal{N} \times \mathcal{I})$ avec $\mathcal{K}$ le nombre de classes désirées, $\mathcal{N}$ le nombre de données et I

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

le nombre d'itérations (Akume et coll. 2002). Ainsi, l'algorithme des K-moyennes est avantageux par rapport aux autres méthodes de classification non-supervisée, qui généralement ont une complexité non linéaire supérieure. Cependant, cette méthode reste sensible aux données bruitées et aux valeurs aberrantes (Dhillon et coll. 2001). Il existe plusieurs variantes de l'algorithme des K-moyennes telles que les algorithmes Isodata (Venkateswarlu et coll. 1992), K-moyennes globales (Likas et coll. 2003), k-means++ (Arthur et coll. 2007), x-means (Pelleg et coll. 2000),etc. . Ces variantes proposent des méthodes pour améliorer l'initialisation des centroïdes afin d'assurer la convergence de l'algorithme des K-moyennes vers l'optimum global.

Une autre méthode de partitionnement régulièrement utilisée est l'algorithme des K-médoïdes (en anglais K-medoids ou Partition Around Medoids) défini par Kaufman et coll. (1987). Cet algorithme de partitionnement est également basé sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne de la distance entre les points de la classe et le centre de la classe (médoïde). Cet algorithme, très similaire à l'algorithme des K-moyennes, diffère principalement par sa représentation des différentes classes. En effet, chaque classe est représentée par l'élément le plus centré dans la classe et non par le centre de gravité.
Il apparaît dans la littérature que l'algorithme des K-médoïdes est plus robuste vis-à-vis des données aberrantes que l'algorithme des K-moyennes. Cependant, son traitement est plus coûteux en termes de temps de calcul que l'algorithme des K-moyennes.
Les algorithmes de classification non-supervisée basés sur les systèmes flous ont été introduits par Ruspini (1969). Depuis, diverses méthodes ont été proposées notamment par Dunn (1973) avec l'algorithme Isodata flou.
L'approche de Dunn est moins sensible au problème des minimums locaux que la méthode des K-moyennes. Bezdek (1981) a ensuite défini une famille d'algorithmes, les c-moyennes floues (fuzzy c-means) à partir des travaux de Dunn. Le principe de la classification floue est d'affecter à chaque objet un degré d'appartenance (memberships) aux classes en fonction de sa distance par rapport au centre de la classe. Ainsi, dans une partition floue, chaque objet possède un degré d'appartenance à chacune des classes.
Dans le cas d'un ensemble de données proches, cet algorithme donne géné-

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

ralement de meilleurs résultats que l'algorithme des K-moyennes. Cependant, le principal inconvénient de cette méthode réside dans le nombre d'itérations souvent très grand pour obtenir une convergence (Ahmed et coll. 1999).
Al-Sultana et coll. (1996) ont montré que la méthode des K-moyennes est la plus efficace en termes de temps d'exécution et reste la plus adaptée aux grands ensembles de données malgré les inconvénients cités précédemment (notamment la possible converge vers un optimum local).

Nagpal et coll. (2011) présentent un ensemble d'algorithmes de classification non-supervisée basées sur la densité appartenant aux méthodes de partitionnement. Les méthodes basées sur la densité supposent que les objets qui appartiennent à chacune des classes sont tirés d'une distribution de probabilité spécifique (Nagpal et coll. 2011). La répartition globale des données est censée être un mélange de plusieurs distributions. Le but de ces méthodes est d'identifier les classes et leurs paramètres de distribution. Ces méthodes sont conçues pour découvrir des classes de formes arbitraires qui ne sont pas nécessairement convexes.

Autres méthodes

Les réseaux de neurones artificiels (RNA), qui s'inspirent du fonctionnement du cerveau humain, sont largement utilisés sur des problématiques de prévision, de reconnaissance de formes ou de classification. Différents types de RNA existent et sont adaptés à diverses problématiques selon le type d'apprentissage souhaité : supervisée ou non. Parmi les RNA à apprentissage non-supervisée, les cartes auto-organisatrices appelées aussi SOM (en anglais Self Organizing Map), sont les plus couramment utilisées. Formalisée par le chercheur finlandais Kohonen (1982), cette technique est basée sur une carte topologique auto-organisatrice qui permet de conserver la topologie de l'espace d'entrée et les relations de voisinage entre les neurones.
Le réseau est constitué de deux couches (Figure 2.4) : une couche d'entrée de n neurones, n étant la dimension de l'espace d'entrée, et une couche de sortie également appelée couche ou carte de Kohonen généralement de dimension deux [pxq] avec $p * q = m$ neurones. La couche d'entrée est entièrement connectée

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

à la couche de Kohonen (chaque neurone est connectée aux n entrées). Chacune des connections est associée à un poids W_i (qui forme un vecteur prototype de neurones) qui est optimisé afin que les objets proches dans l'espace d'entrée soient associés au même neurone ou à des neurones proches dans la couche de Kohonen. Le résultat se traduit par une carte où l'on peut repérer très facilement

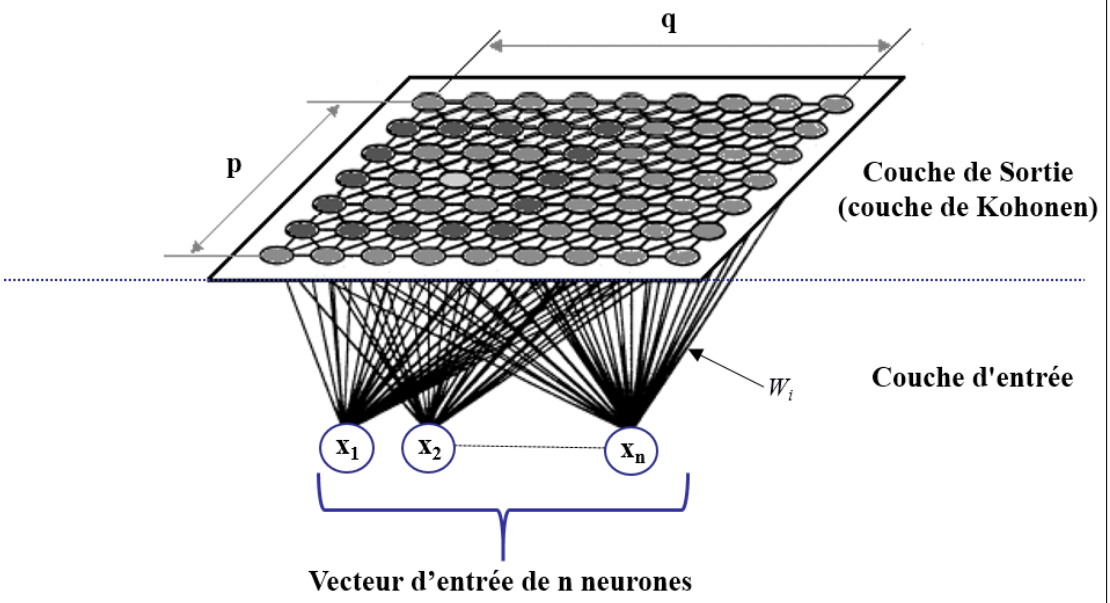


Figure 2.4 – *Exemple de la carte auto-organisatrice.*

les centres des classes voisines (neurones de Kohonen). La figure 2.5 montre un exemple de la carte auto-organisatrice de topologie hexagonale où chaque neurone correspond à un centre de classe. Le voisinage de chaque neurone (ou centre de classe) est constitué des neurones (ou centres des classes) les plus proches.

L'algorithme SOM est utilisé avec succès dans divers domaines tels que la reconnaissance vocale (Wang et coll. 2011) ou la reconnaissance d'images (Garcia 2009).

Cependant, certains paramètres doivent être rigoureusement sélectionnés pour assurer le bon fonctionnement du SOM (Kohonen 1982), notamment les valeurs initiales des poids W_i et le nombre de neurones m de la carte.

Lors d'un apprentissage non supervisé, les techniques d'initialisation des poids

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Figure 2.5 – *Topologie de la carte de kohonen.*

des connections du SOM les plus fréquemment utilisées sont l'initialisation aléatoire et l'initialisation basée sur l'analyse des données (Attik et coll. 2005). Le nombre de neurones de la carte influence directement les erreurs de quantification. L'erreur de quantification (Kohonen et coll. 2001) est la distance moyenne entre chaque donnée et son centre de classe. L'erreur topographique (Kiviluoto 1996) traduit la capacité de la SOM à préserver la structure des données. Plus la taille de la carte est grande, plus l'erreur de quantification est faible, mais plus l'erreur topographique est grande. Afin de préserver la topologie des données, des petites cartes (nombre faible de classes) sont les plus adaptées (Bação et coll. 2005). Dans ce cas, la sensibilité de la SOM à l'initialisation des centres est augmentée et la topologie de la carte est dictée par le nombre de classes (Hajjar 2014).

Ainsi, il est préférable d'utiliser des cartes de dimensions supérieures au nombre de classes. L'obtention des classes finales peut alors être effectuée par l'analyse visuelle des U-matrix définies par Kohonen et coll. (2001). Cependant, cette technique requiert de l'expérience et s'avère difficile à appliquer sur certaines données. La méthode automatique en deux étapes proposée par Vesanto et coll. (2000) est plus aisée à mettre en œuvre. Elle consiste à classer les centres de classes obtenus par la SOM avec un algorithme de classification tel que la classi-

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

fication hiérarchique ou la méthode des k-moyennes. Les principaux avantages de cette procédure en deux étapes sont que :

- le nombre de neurones de la SOM n'est pas fixé par le nombre de classes,
- l'influence de l'initialisation des poids est fortement réduite (Dong et coll. 2005),
- le temps de calcul est globalement inférieur à une procédure avec seule une étape (Vesanto et coll. 2000).

Garcia et coll. (2004b) ont développé avec succès cette procédure à deux étapes. Ils ont trouvé qu'un bon compromis entre l'erreur de quantification et l'erreur topographique peut être obtenu avec une carte de m neurones pour un échantillon de données de taille n tel que :

$$m = 5\sqrt{n} \tag{2.4}$$

La topologie de la carte, c'est à dire le rapport entre le nombre de lignes p et le nombre de colonnes q peut être obtenu par la racine carrée du rapport entre les deux plus grandes valeurs propres de l'échantillon de données (Garcia et coll. 2004b).

$$\frac{p}{q} = \sqrt{\frac{e_1}{e_2}}, \quad e_1 > e_2 \tag{2.5}$$

Les principaux inconvénients attribués aux SOM proviennent du manque de flexibilité de la structure de la carte, fixée à priori. En effet, cela implique de connaître par avance ou de supposer la topologie de l'espace d'entrée, ce qui peut être relativement compliqué si la topologie est très hétérogène (Martinetz et coll. 1991). Afin de palier à ce problème, plusieurs améliorations des SOM ont été proposées notamment avec les réseaux dits de type « gaz neuronal » (Neural Gas) (Martinetz et coll. 1991) puis avec les réseaux « Growing Neural Gas » (GNG) (Fritzke 1995) qui permettent un apprentissage sans spécifier au préalable la topologie du réseau. Ainsi, par cette méthode, il est possible de créer ou supprimer des neurones et des connections entre neurones pendant la construction du réseau.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Bilan

Plusieurs études comparatives ont été réalisées pour évaluer les performances des différentes méthodes de classification non-supervisée (Mishra et coll. 1994 ; Al-Sultana et coll. 1996). Seul l'algorithme des K-moyennes et les SOM ont été appliqués sur des grands ensembles de données. Les autres méthodes ont été testées, généralement, sur des petits ensembles de données. Ceci est dû au fait que l'obtention des paramètres de contrôle est difficile et/ou que leur temps d'exécution est très élevé pour les grands ensembles de données.
Cependant la méthode d'initialisation aléatoire des centroïdes présente un problème de convergence vers les optimums locaux. Par conséquent si une bonne partition initiale peut être obtenue en utilisant, par exemple, une autre méthode de classification non-supervisée, ces algorithmes restent performants, malgré leur simplicité, sur les problèmes comportant de grands ensembles de données.

2.1.5 Nombre optimal de classes

Lors d'une classification non supervisée, le nombre de classes k est généralement inconnu à priori. Selon la méthode utilisée, ce nombre de classes doit être fixé avant (méthode des k-moyennes) ou après (méthode hiérarchique) le partitionnement. Usuellement, la méthode consiste à évaluer la qualité des partitions obtenues pour un ensemble raisonnable de valeurs de k. Le problème réside alors dans le choix du critère de qualité d'une partition le plus adapté. Plusieurs études comparatives des critères d'évaluation d'une partition d'une classification non-supervisée ont été présentées dans les travaux de Milligan et coll. (1985) et Sugar et coll. (2003). Dans ce qui suit, nous résumons les principaux critères d'évaluation décrits dans ces études. De façon générale, ces critères cherchent le compromis optimal entre la compacité et la séparabilité des classes.

Critère "Silhouette"

L'indice "Silhouette", introduit par Rousseeuw (1987) et noté S_{indice}, présente la largeur moyenne de la silhouette de l'ensemble de données, reflétant la compacité intra-classes ainsi que la séparation inter-classes. S_{indice} est défini par la

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

moyenne des silhouettes S_i pour tous les éléments i de la base de données.

$$S_{indice} = moyenne(S_i) \tag{2.6}$$

$$S_i = \frac{b_i - a_i}{max(a_i, b_i)} \tag{2.7}$$

avec :
a_i : la moyenne de la distance entre l'élément i et tous les autres éléments de la même classe C_m autres que i,
b_i : la moyenne de la distance entre l'élément i et toutes les autres éléments de la classe C, $C \neq C_m$.

b_i est calculée comme suit :

$$b_i = \min(d_i, C) \tag{2.8}$$

La valeur indiquant le nombre optimal de classes, suite à une classification-non-supervisée, est choisie de telle sorte que $S_{indice}(k)$ soit maximisé.

Critère Calinski-Harabasz

Calinski et coll. (1974) ont défini un critère d'évaluation pour la classification non-supervisée qui détermine le nombre optimal de classes en maximisant l'indice $CH(k)$ pour une partition de k classes, $k \in \{1, 2, .., n\}$, tel que :

$$CH(k) = \frac{\frac{inter(k)}{(n-k)}}{\frac{intra(k)}{(k-1)}} = \frac{(k-1)}{(n-k)} \frac{inter(k)}{intra(k)} \tag{2.9}$$

avec :
$intra(k)$ et $inter(k)$: les sommes carrés des inerties inter-classes et intra-classes

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

définies comme suit :

$$inter(k) = \sum_{i=1}^{k} n_i \|m_i - m\|^2 \tag{2.10}$$

$$intra(k) = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x \in c_i} \|x - m_i\|^2 \tag{2.11}$$

$$m = \sum_{i=1}^{n} m_i \tag{2.12}$$

avec :
k : le nombre de classes,
m_i : le centroïde de la classe i,
m : la moyenne globale de l'ensemble des données,
n_i : le nombre d'éléments de la $i^{\text{ème}}$ classe,
x : un élément de l'échantillon de données,
c_i : la $i^{\text{ème}}$ classe.

Critère Davies-Bouldin

Le critère Davies-Bouldin a été introduit par Davies et coll. (1979). Ce critère est basé sur un rapport de distances intra-classe et inter-classe. La distance entre les centroïdes des classes est utilisée pour mesurer la séparation entre les classe. Une valeur faible de l'indice Davies-Bouldin traduit une bonne partition (Milligan et coll. 1985). Il est, entre autres, préconisé pour évaluer les regroupements par une SOM (Vesanto et coll. 2000) ou la méthode en deux étapes avec une SOM et les K-moyennes (Garcia et coll. 2004a). Le critère de Davies-Bouldin pour une partition de k classes est défini par :

$$DB(k) = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^{k1} max(\frac{\delta_k + \delta_{k1}}{\Delta_{k,k1}}), \quad k1 \neq k, \tag{2.13}$$

avec :
k : le nombre de classes,
$\Delta_{k,k1}$: la distance entre les barycentres G^k et G^{k1} respectivement des classes C^k

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

et C^{k1},
δ_k : la distance moyenne entre les points appartenant à la même classe C^k et leurs barycentres G^k.

La distance entre les barycentres est calculée par :

$$\Delta_{k,k1} = \|G^k - G^{k1}\| \tag{2.14}$$

La distance moyenne δ_k est donnée par :

$$\delta_k = \frac{1}{n_k} \sum_{x \in c_k} \|x - G^k\| \tag{2.15}$$

avec :
n_k : le nombre d'éléments de la $k^{\text{ème}}$ classe et x est un élément de la classe C_k

2.1.6 Interprétation et validation des résultats

Cette étape consiste à étudier les résultats de la classification non-supervisée en analysant principalement les relations externes entre les classes (analyse inter-classe) et sur les relations internes entre les éléments d'une même classe (analyse intra-classe). Elle peut être subjective (i.e. visuelle) ou objective (i.e. quantitative). Les représentations graphiques sont très utiles pour interpréter la structure résultante des classes (Jain et coll. 1988).

2.2 Normalisation et description de forme 3D

La classification non-supervisée d'objets tridimensionnels (3D) nécessite au préalable des étapes spécifiques pour préparer les données. Les méthodes et les outils de calcul utilisés dans ces étapes doivent être rigoureusement sélectionnés en fonction du type de données et de l'application envisagée.
Le choix du descripteur d'objet 3D, représenté par cet enchainement d'étapes de transformation, est très important car il met en évidence les caractéristiques

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

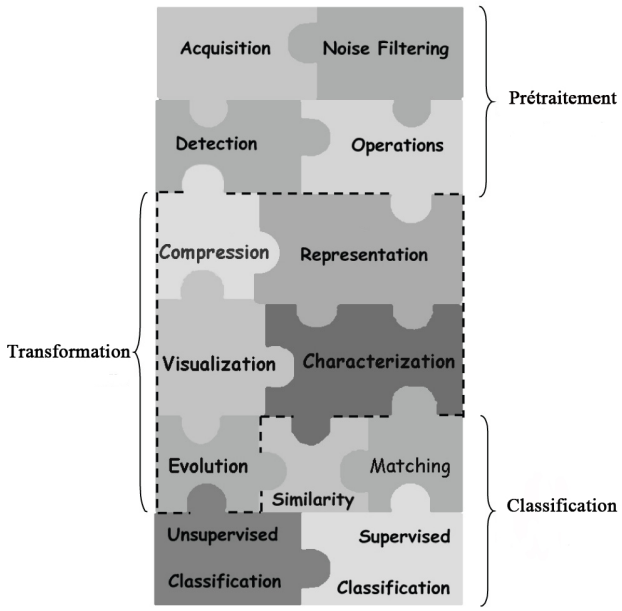


Figure 2.6 – *Processus typique d'analyse de la Forme 3D. (*Costa *et coll. 2009).*

intrinsèques et pertinentes de l'objet (Figure 2.6). Par exemple, dans notre étude, la comparaison de corps humains à postures identiques nécessite une signature de leur forme très sensible aux variations morphologiques, localisées à des endroits agissant sur le bien aller et l'ajustement du vêtement. En général, un descripteur de forme peut être considéré comme une transformation d'un objet 3D en un vecteur caractéristique décrivant la forme 3D de manière très compacte. Ce vecteur représente la signature de l'objet 3D et sert de clé à la base de données pour l'identifier rapidement. Le challenge est de trouver une transformation de façon à préserver au mieux les informations caractérisant la forme 3D tout en optimisant la taille du vecteur caractéristique. Deux critères sont souvent mis en avant pour qualifier un descripteur de forme 3D : l'efficacité et l'efficience (Bai et coll. 2014). Un descripteur de forme est considéré comme efficace si le temps d'analyse des formes est très rapide. La rapidité ne peut être obtenue que par l'utilisation de descripteurs globaux qui conduit le plus souvent à une précision grossière. Dans le cas contraire, l'utilisation de descripteurs locaux aboutit à des résultats très précis mais dans un temps relativement long. Aussi, un descripteur

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

de forme est considéré comme efficient s'il est capable de représenter fidèlement les caractéristiques globales, aussi bien que locales, des objets, en augmentant ainsi son caractère discriminant.
La normalisation des données est un autre aspect important dans le processus d'analyse de forme. Elle se situe en amont du processus d'analyse de formes 3D (Figure 2.6). L'objectif est de rendre comparable chaque objet de la base de données en leur affectant différentes transformations spatiales. Diverses techniques sont proposées dans la littérature que nous allons parcourir dans le paragraphe suivant.

2.2.1 Normalisation d'objets tridimensionnels

La normalisation représente une étape importante et commune dans plusieurs applications de reconnaissance de formes et de vision par ordinateur (Bustos et coll. 2004 ; Shilane et coll. 2004 ; Tangelder et coll. 2003 ; Zaharia et coll. 2004). Le processus de normalisation est une conversion des objets 3D dans une représentation canonique qui garantit que le descripteur de forme soit invariant aux opérations suivantes (Figure2.7) : la translation (le centrage), la rotation (l'alignement) et la mise à l'échelle. Dans ce qui suit, nous présentons un état de l'art non-exhaustif des méthodes de normalisation d'objets 3D.

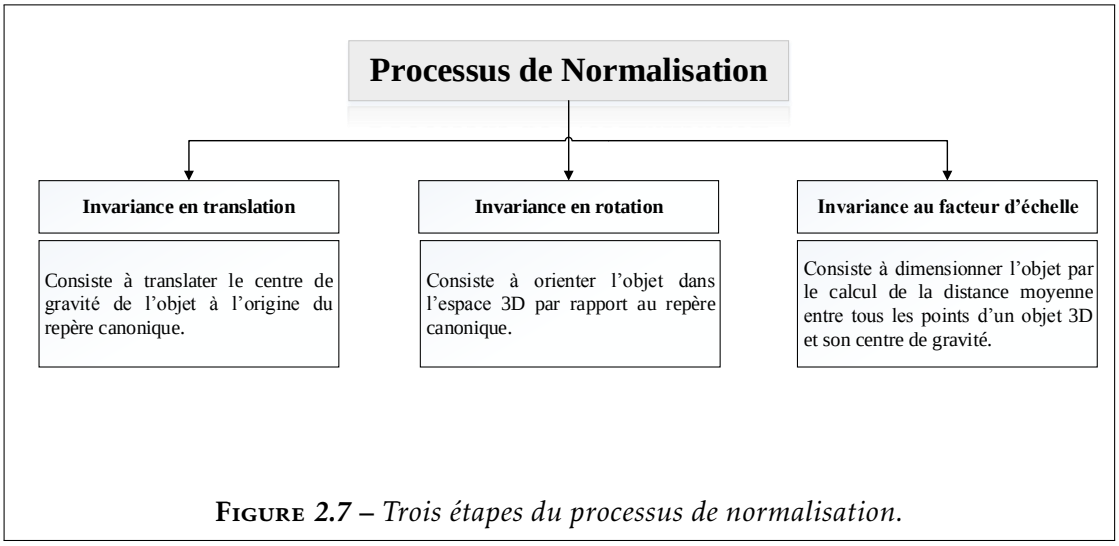


Figure 2.7 – *Trois étapes du processus de normalisation.*

Nous nous intéressons essentiellement à deux grandes catégories de norma-

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

lisation. La première est une méthode qui utilise l'analyse par composantes principales et garantit autant que possible l'invariance des vecteurs résultants des caractéristiques de la forme 3D aux translations et aux rotations. L'autre catégorie est basée sur la recherche du volume englobant de l'objet 3D.

Technique de normalisation basée sur l'ACP

L'analyse en composantes principales est généralement définie comme une méthode d'analyse de données qui a la particularité de transformer un certain nombre de variables corrélées entre-elles en un plus petit nombre de variables dé-corrélées appelées composantes principales. Selon le domaine d'application, il est également nommé la transformée de Karhunen-Loève, la transformée de Hotelling ou la décomposition orthogonale aux vecteurs propres. L'ACP a été inventé en 1901 par Karl Pearson (Pearson 1901). Très souvent utilisée comme une technique d'exploration de données, elle s'est de nos jours orientée vers des modèles prédictifs de reconstruction. Dans le cas de la normalisation d'un objet 3D, le but de l'ACP est de changer les axes initiaux du système de coordonnées, qui se situent en général au centre de gravité de l'objet ou ailleurs suivant le type de scanner, en de nouveaux axes qui coïncident dans la direction des trois plus grandes répartitions de la distribution des points (sommets ou vertices pour les objets 3D). Les trois grandes étapes qui doivent être appliquées pour satisfaire la normalisation de nos données sont les suivantes :

- **Translation** : Le centre de gravité de l'objet 3D doit d'abord être déplacé à l'origine du repère canonique par cette transformation :

$$I_1 = I - c = \{u | u = v - c, v \in I\} \tag{2.16}$$

  dans laquelle I représente les coordonnées des sommets v des triangles du maillage initial de l'objet 3D, I_1 les coordonnées des sommets des triangles du nouveau maillage après la translation, c le centre de gravité de l'objet 3D à l'état initial, (Vranic 2004).

- **Rotation** : L'ACP est ensuite utilisée pour déterminer les axes de coordonnées canoniques d'un objet 3D, elle est basée sur le calcul des vecteurs

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

propres correspondants et le résultat de la matrice diagonale R des valeurs propres, les valeurs sont classées par ordre décroissant. La transformation est représentée par :

$$I_2 = R * I_1 = \{x | x = R * u, v \in I_1\} \tag{2.17}$$

où I_2 représente les coordonnées des sommets v des triangles du maillage de l'objet après rotation. L'inconvénient majeur de cette technique est sa sensibilité aux changements de la qualité du maillage (résolution). Afin de rendre plus robuste la transformation, différents auteurs pondèrent les triangles par leur surface ce qui améliore nettement la fiabilité et la véracité de la représentation de l'objet (Bustos et coll. 2005 ; Paquet et coll. 2000 ; Vranic 2004). Entre autres, ils ont constaté que la transformation ACP, traitant le nuage de points des sommets de l'objet 3D, peut entrainer une normalisation inexacte qui peut affecter sérieusement la précision des résultats lorsque les sommets choisis n'ont pas une répartition uniforme sur la surface. Par conséquent, une amélioration plus approfondie, appelée ACPC (ACP continue), qui effectue la transformation sur l'ensemble des polygones du maillage 3D, est proposée dans (Vranic et coll. 2001). L'ACPC généralise la transformation ACP en utilisant les sommets des facettes d'un objet 3D au lieu des sommets des triangles. Par conséquent, un objet 3D peut être représenté par la somme des facettes S_i, c'est à dire :

$$S = \sum_{i=1}^{N_f} S_i = \int_I dv \tag{2.18}$$

avec $v \in I$ un sommet de la surface, N_f le nombre de facettes sur l'objet 3D et I l'ensemble de points de l'objet 3D qui se présente sous la forme :

$$I = \bigcup_{i=1}^{N_v} V_i \tag{2.19}$$

avec N_v le nombre de points, V_i le $i^{ème}$ sommet. De même, l'ensemble de

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

triangles T est défini par :

$$T = \bigcup_{i=1}^{N_t} \Delta_i, \Delta_i = (a_i, b_i, c_i). \tag{2.20}$$

avec N_t le nombre de triangles, Δ_i la moyenne de la surface du $i^{ème}$ triangle de sommets a_i, b_i, c_i. La matrice de covariance R est alors définie comme :

$$R = \frac{1}{S} \int_I \nu * \nu^T d\nu \tag{2.21}$$

Après avoir trouvé la matrice de covariance, elle est ensuite diagonalisée en calculant la matrice des vecteurs propres. Les valeurs propres et les vecteurs propres sont ensuite ordonnés et appairés (la i^{ième} valeur propre correspondant au i^{ième} vecteur propre). Un tri, par ordre décroissant des valeurs propres, des colonnes de la matrice des vecteurs propres et de la matrice des valeurs propres est alors effectué. Les vecteurs de base sont finalement obtenues par la sélection d'un sous-ensemble des vecteurs propres. L'algorithme de l'ACP est une méthode simple et efficace. Toutefois, elle est critiquable sur le fait qu'elle peut engendrer des erreurs sur l'affectation des axes principaux entrainant des résultats de normalisation erronés, en particulier lors d'une proximité trop forte des valeurs propres entre-elles, perçue dans le cas d'objets de même catégorie (Funkhouser et coll. 2003 ; Kazhdan 2004) ou si l'objet a naturellement une position à l'encontre de celle proposée par l'ACP.

- **Mise à l'échelle** : Enfin, l'objet 3D doit également être mis à l'échelle en le multipliant par un coefficient approprié à une certaine unité de mesure garantissant l'invariance d'échelle. Diverses méthodes de mise à l'échelle sont proposées dans la bibliographie telles que : le rayon maximal, le rayon moyen, le rayon de la boîte englobante. La définition de la matrice de retournement et du coefficient de mise à l'échelle peut être trouvée dans les travaux de Vranic et coll. (2001).

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Normalisation par un volume englobant

Une approche classique pour résoudre les invariances en translation et en échelle est de placer chaque objet 3D dans un volume englobant commun. Un volume englobant est un volume fermé qui contient l'objet 3D dans sa totalité. L'efficacité des opérations géométriques est fortement améliorée en utilisant des volumes simples qui ont la faculté de contenir des objets très complexes. Il existe trois volumes englobants : la boîte englobante, le cylindre englobant et la sphère englobante.

La boite englobante Deux types de boîtes englobantes sont principalement proposés :

- la boîte englobante alignée dont le cadre de délimitation est aligné avec les axes du système de coordonnées (en anglais Aligned Axis Bounding Box, AABB). Pour calculer les limites de cette boîte, il suffit simplement de calculer le minimum et le maximum des positions des sommets de l'objet sur chaque axe majeur (X, Y, Z). L'AABB a l'avantage de détecter simplement une intersection avec un autre objet (ex : le sol pour une voiture). Son inconvénient majeur est qu'elle ne supporte pas la rotation de l'objet à l'intérieur d'elle-même qui se traduit par un nouveau calcul dimensionnel conduisant à une augmentation de volume.
- la boîte englobante orientée (Oriented Bounding Box), dont le cadre de délimitation est arbitraire, représente le cas général des AABB car elle a la particularité de tourner et suivre le changement d'orientation de l'objet. Son utilisation est plus compliquée, mais le résultat est bien meilleur pour la mobilité de l'objet à l'intérieur de la boîte.

Trouver la meilleure boîte englobante adaptée à l'objet 3D est l'un des verrous majeurs pour la normalisation (Akenine-Möller et coll. 2008 ; Gottschalk 1999). À ce jour, de nombreuses méthodes de construction de boîtes englobantes ont été mises au point parmi lesquelles les AABB et les IPA (en anglais Inertial Principal Axes IPA). Le principe de construction des AABB, expliqué précédemment, présente un caractère simpliste. Dans le cas des IPA, le principe utilisé est nettement plus compliqué car il s'appuie sur une méthode statistique qui

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

optimise l'ajustement de la boîte sur l'objet. En effet, Gottschalk (1999) présente une méthode qui se base sur l'inertie des axes principaux. Elle consiste à calculer les vecteurs propres de la matrice de covariance, ce qui engendre une boîte englobante pré-orientée par l'objet. Le ratio espace occupé/espace libre de la boîte englobante résultante est nettement amélioré en comparaison avec une simple AABB, et par la suite l'orientation de l'objet 3D pourra s'effectuer plus précisément tout en optimisant les temps de calcul.

Le cylindre englobant Le volume d'un cylindre englobant est représenté par un cylindre de hauteur h, de centre c et de rayon $Rmax$. L'axe du cylindre est aligné sur l'une des trois directions du repère intrinsèque de l'objet. La plupart des applications, l'axe du cylindre est aligné avec la direction verticale de l'objet. Ce volume est approprié pour les objets 3D qui tournent seulement autour de l'axe d'alignement du cylindre.

La sphère minimale englobante La sphère minimale englobante (minimal bounding sphere) d'un ensemble de points P se définie comme étant la sphère unique de rayon minimum contenant l'ensemble des points P de l'objet. La recherche de cette dernière a donné lieu à de nouveaux travaux. Sylvester (1857) a initié les travaux par le calcul du cercle minimal englobant sur un ensemble de points appartenant au même plan (dimension $d = 2$). Ensuite, plusieurs algorithmes d'optimisation ont vu le jour afin d'étendre l'étude à des espaces de dimensions supérieures, notamment Megiddo (1982). Son algorithme a été reconnu performant seulement en dimension $d = 2$ et $d = 3$. Afin de pallier à cette limite dimensionnelle, Gärtner (1999) a proposé une solution rapide et efficace en dimension d. La sphère minimale englobante obtenue par l'algorithme de Gärtner se résume en dimension $d = 2$ par ces étapes :

1) Une première sphère de centre c, prise au hasard, de rayon r représentant la distance maximale entre ce centre et tous les autres points du support P, est calculée. Le point le plus distant de c sera mémorisé dans un support T tel que $T \subseteq P$,

2) Une première transformation consiste à déplacer progressivement le centre c de la sphère dans la direction du centre de gravité de T , tout en réduisant

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

son rayon r et par conséquent son volume, jusqu'à ce qu'elle touche un nouveau point distant que l'on ajoute à T. Cette étape est répété jusqu'à obtenir 3 points dans T,

3) Une deuxième transformation consiste à vérifier la condition d'arrêt de l'algorithme qui est de contrôler si le centre c appartient à l'enveloppe convexe de T. Si cette condition n'est pas satisfaite, les points de T de distance signée négative seront supprimés de T et l'algorithme se réitérera en reprenant le calcul à l'étape 2.

La normalisation avec la sphère minimale englobante revient donc à étendre le principe précèdent à une dimension $d = 3$ afin d'obtenir les paramètres optimaux (centre et rayon), et en second lieu appliquer une transformation à l'objet composée d'une translation et d'une mise à l'échelle afin de faire entrer l'objet dans une sphère unité. Ainsi, la normalisation d'un objet 3D par la sphère minimale englobante se base uniquement sur la distribution des sommets et ignore tous les critères dépendants de la sémantique de l'objet 3D. Ainsi, par exemple une girafe et un chien normalisés sont perçus comme deux objets de taille identique. Ce phénomène, relativement gênant pour certaines applications de classification d'objets 3D, est une solution pour normaliser des objets similaires tels que les corps humains en respectant les proportions.

2.2.2 Descripteurs de formes tridimensionnelles

Au cours de la dernière décennie, la classification d'objets 3D est devenue une problématique importante dans le domaine de la vision par ordinateur. Plusieurs types de descripteurs (ou signatures) existent pour décrire les caractéristiques intrinsèques d'un objet 3D afin de réaliser le processus de classification. Un descripteur de forme 3D doit vérifier un ensemble de critères, tels que la compacité [2], la rapidité [3], l'invariance aux transformations affines [4], l'invariance à la résolution et la qualité du maillage et la pertinence de l'information codée (Tung

2. les descripteurs de petits tailles permettent d'effectuer des requêtes plus rapides, et rendent la base de données transportables

3. le calcul des vecteurs caractéristiques et le calcul de leur similarité ne doivent pas être trop longs

4. invariance aux rotation, translation et la mise à l'échelle

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

et coll. 2005). Le choix de la signature de l'objet est essentiel pour souligner ses caractéristiques pertinentes. Par exemple, lorsque l'on compare des corps humains en 3D dans une même posture, la signature doit être très sensible sur les zones qui caractérisent la morphologie et qui contribuent à un vêtement confortable. En vision par ordinateur et reconnaissance de formes, de nombreux types de descripteurs ont été proposés pour définir les caractéristiques intrinsèques d'un objet 3D à des fins de regroupement (Kwon et coll. 2014 ; Mehmood et coll. 2012). Ces descripteurs peuvent être divisés en trois catégories : 2D, 2,5D et 3D. Les méthodes 2D s'appuient sur différentes projections de l'objet 3D sur plusieurs plans 2D, sous différents angles de vue, qui ont été judicieusement sélectionnés pour décrire la forme de cet objet. Les méthodes 2,5D reposent, en général, sur la projection 2D de l'objet sur un ensemble de plans associée à une information tridimensionnelle de l'objet. Cette information peut être sous la forme d'une carte de courbure ou une carte de profondeur. Toutefois, afin de tenir compte des caractéristiques de la totalité de l'objet 3D, les méthodes 3D sont généralement préférées. En effet, ces méthodes utilisent l'information 3D contenue dans la représentation de l'objet 3D. Ces méthodes incluent différentes techniques telles que : les approches par transformée, les approches par graphe, les approches globales ou locales et les approches par partitions de l'espace (Napoléon 2010). Ces différents types d'approches se positionnent selon les besoins finaux de l'application. Dans notre cas, nous avons choisi de privilégier les méthodes 3D pour tenir compte de toute la richesse d'information que l'objet peut apporter, et de séparer les descripteurs de forme 3D en trois catégories en fonction de la technique utilisée pour extraire l'information de l'objet 3D. Ainsi, nous étudierons les approches basées sur (Figure 2.8) :

- les transformées,
- les graphes,
- les histogrammes.

Approches par transformées

Les méthodes de traitement du signal classique, telles que la transformation de Fourier 3D et les harmoniques sphériques, ont été les principales sources

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

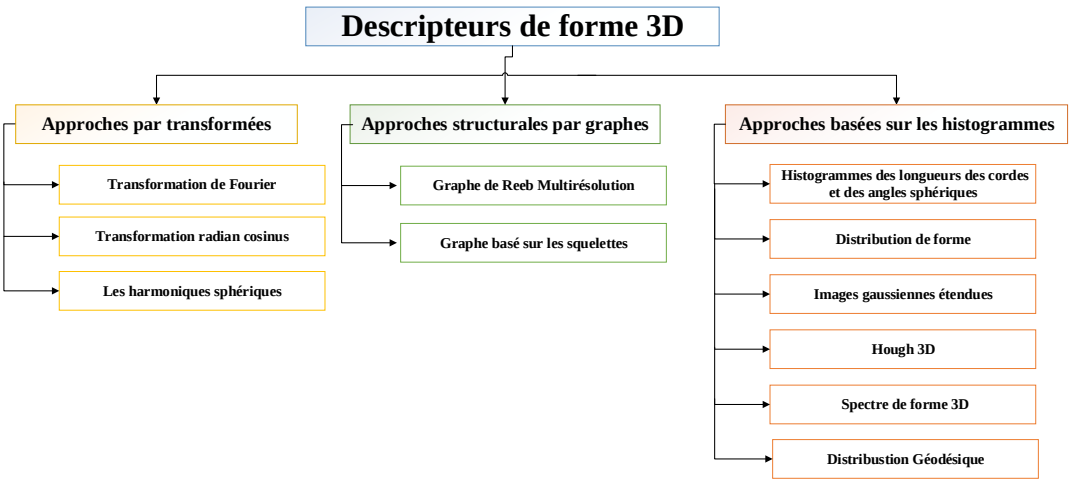


Figure 2.8 – *Taxonomie des descripteurs de formes tridimensionnelles.*

de mise au point de nombreux descripteurs. Par analogie aux représentations d'objets 2D (descripteur de forme 2D) par transformées, la plupart des méthodes 2D ont été appliquée sur des objets 3D (Chaouch 2010).

Vranic et coll. (2001) ont étendu l'utilisation de la transformée de Fourier sur des formes 2D à des formes 3D. Ils ont utilisé la Transformée de Fourier 3D (en anglais 3DFT [5]) pour cartographier le modèle voxelisé dans un domaine fréquentiel. Comme la 3DFT n'est pas invariante par rapport à la rotation, elle n'a pu être appliquée sur les voxels qu'après normalisation de l'objet 3D par une analyse en composante principale (Vranic et coll. 2011).

L'idée d'utiliser la 3DFT sur des objets voxelisés a également été poursuivie par Dutagaci et coll. (2005) dans le but de pallier au problème d'invariance en rotation. Ils ont exploré différentes options de la 3DFT et de la RCT [6] sur des objets voxélisés. Les résultats montrent que la RCT conduit à une classification des objets 3D plus rapide mais moins précise à contrario de celles de la 3DFT. En outre, en considérant la somme des amplitudes des coefficients de 3DFT à la même fréquence et au détriment de l'information de forme perdue, ils ont obtenu un descripteur invariant à la rotation, sans passer par l'ACP.

5. 3D Fourier transform
6. Radial Cosine Transform

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

La transformation par l'harmonique sphérique (Healy et coll. 2003) est devenue un outil très populaire dans le domaine de la description de forme 3D. Cette transformation a pour objectif de décomposer en harmoniques sphériques les fonctions sphériques calculées à partir d'une sphère S^2. Ses fonctions représentent l'intersection entre la surface de l'objet 3D et un ensemble de sphères concentriques. Cette transformation est généralement utilisée pour s'affranchir des problèmes de description de forme invariante en rotation. La méthode a été conçue pour réduire considérablement la taille du descripteur avec peu de perte d'information sur la forme de l'objet en fixant un coefficient de ressemblance adéquat (degré de l'harmonique). La figure 2.9 montre la décomposition en harmoniques sphériques de la fonction sphérique appliquée par Funkhouser et coll. (2003) sur des objets voxelisés.

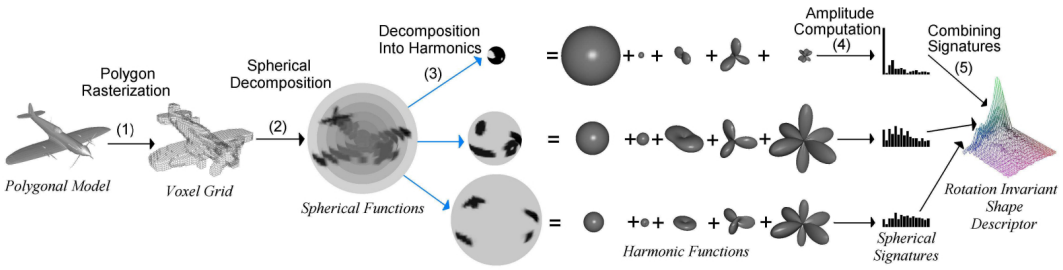


Figure 2.9 – *La décomposition en harmoniques sphériques (*Funkhouser *et coll. 2003).*

Vranic (2004) a amélioré ce descripteur en considérant plusieurs fonctions de mesure évaluées dans une sphère concentrique à rayons variables afin d'améliorer le pouvoir discriminant du descripteur appliqué sur différentes bases de données (Bustos et coll. 2004 ; Shilane et coll. 2004 ; Vranic 2004) (Figure 2.10).

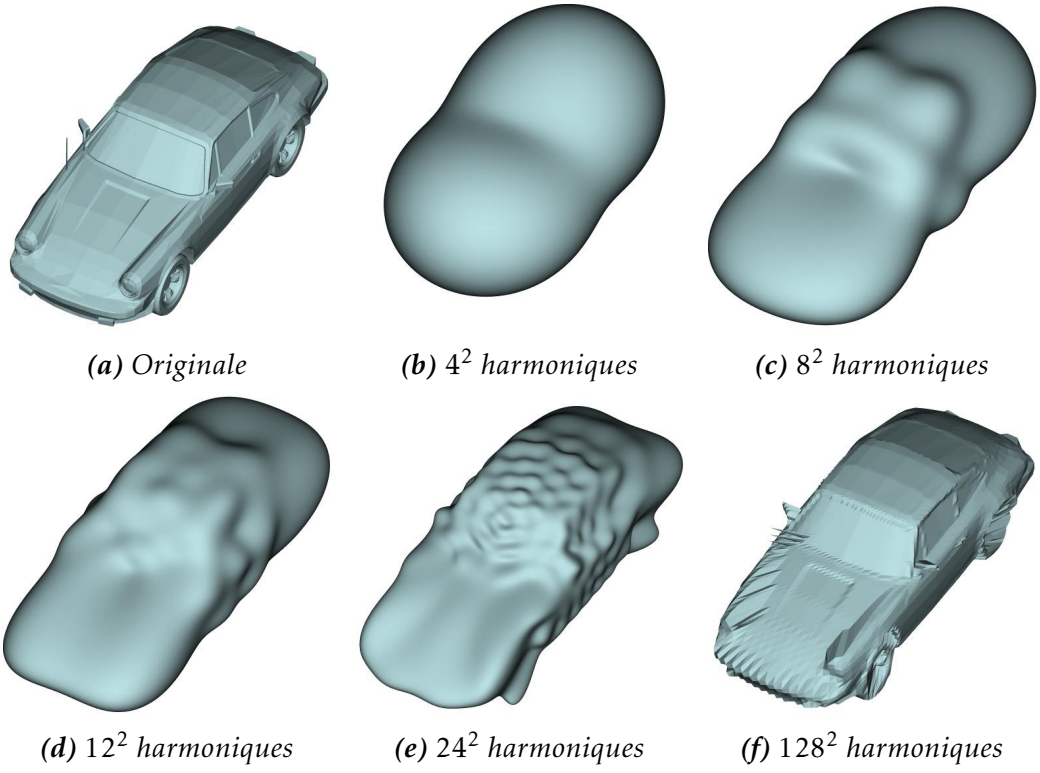
Approches structurelles par graphes

Les approches structurelles par graphes sont fondamentalement différentes des autres approches. Elles sont beaucoup plus élaborées et complexes. En général, elles sont plus difficiles à obtenir mais elles ont la capacité de représenter fidèlement la forme de l'objet 3D et de conserver sa structure topologique. Cepen-

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Originale* ***(b)*** 4^2 *harmoniques* ***(c)*** 8^2 *harmoniques*

(d) 12^2 *harmoniques* ***(e)*** 24^2 *harmoniques* ***(f)*** 128^2 *harmoniques*

Figure *2.10* – *Représentation multirésolution d'un objet 3D avec la méthode des harmoniques sphériques (*Vranic *2004).*

dant, ces méthodes ne se généralisent pas facilement à tous les formats d'objets 3D et elles exigent des mesures de dissimilarité spécifiques. Ces approches présentent un problème commun qui se résume dans la représentation numérique du descripteur. A l'aide d'outils de la théorie spectrale des graphes, on ne peut coder sous forme de descriptions numériques qu'une partie des informations contenues dans un graphe. Entre autres, l'absence d'une représentation vectorielle que l'on retrouve dans les approches basées sur les histogrammes, empêche l'utilisation de ces méthodes dans beaucoup d'applications de classification telles que celles nécessitant plus de connaissance de la morphologie de l'objet. Le domaine d'application dans lequel ces approches excellent est le traitement de bases d'objets dits "articulés". Bien que notre objectif soit d'appliquer des algorithmes de classification non-supervisée sur des descripteurs de forme 3D, il nous semble malgré tout intéressant de présenter deux études représentatives

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

des approches structurelles par graphes, en particulier : les graphes de Reeb multirésolution (Hilaga et coll. 2001 ; Tung et coll. 2005) et les graphiques squelettiques (Sundar et coll. 2003). Ces approches auraient peut être à leur place dans l'estimation du niveau d'un handicap pour les personnes présentant des déformations morphologiques (e.g. cas de scoliose).
Le graphe de Reeb d'un objet 3D repose sur la théorie de Morse (Milnor 1963 ; Shinagawa et coll. 1991) en présentant l'objet sous forme d'un squelette. La théorie de Morse présente un ensemble de techniques permettant d'étudier et de caractériser la topologie de la surface d'un objet par rapport à des points de références via une fonction continue. Différentes fonctions continues peuvent être utilisées dans la construction du graphe de Reeb multirésolution. Les fonctions peuvent être définies par rapport à la hauteur d'un point sur la surface, de la distance au centre de masse ou bien à la distance géodésique (Figure 2.11).

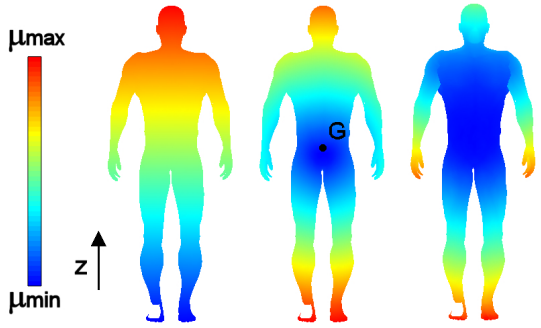


Figure 2.11 – *Exemples des fonctions permettant la caractérisation de la topologie de la surface d'un objet (*Tung *et coll. 2005).*

L'intérêt de la multirésolution est son adaptabilité à l'exploration de grandes bases de données. Dans ce cas, il est aisé de gérer le niveau de résolution en le diminuant pour accélérer le calcul ou en l'augmentant pour améliorer la précision des résultats (Chaouch 2010). Selon la fonction choisie, le descripteur qui en résulte peut bénéficier de certaines invariances. Hilaga et coll. (2001) ont introduit la méthode d'appariement de graphes de Reeb Multirésolution. Ils utilisent la fonction géodésique pour le calcul de la fonction continue. Le squelette est ensuite obtenu en reliant les nœuds voisins dont les régions sont connexes (Figure 2.12).

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

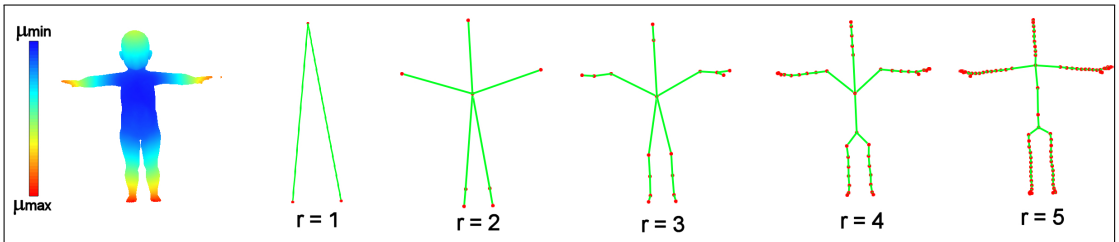
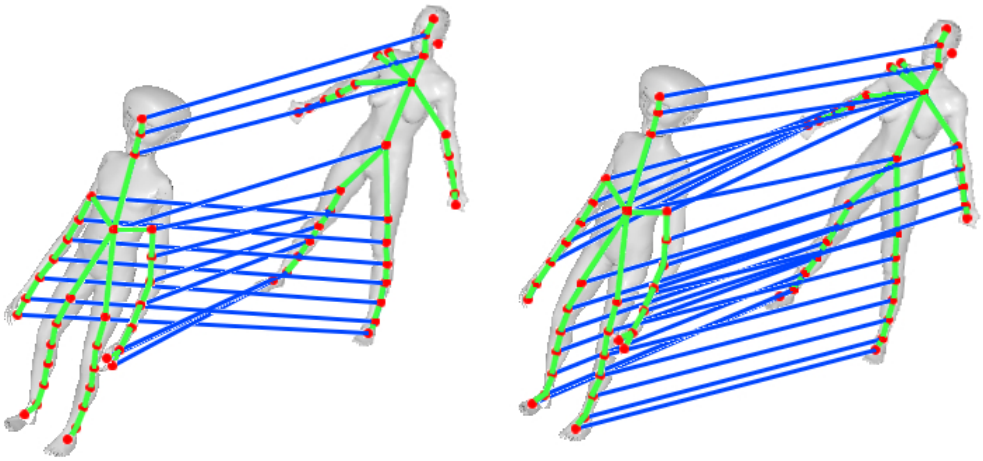


Figure 2.12 – *Différentes résolutions de graphe de Reeb multirésolution utilisant la fonction intégrale des distances géodésiques (Tung et coll. 2005).*

Cette méthode est invariante aux rotations et aux bruits. Tung et coll. (2005) ont proposé une amélioration de la méthode de Hilaga en enrichissant les graphes par un ensemble d'attributs géométriques appliqués à chaque nœud afin d'améliorer la correspondance entre deux graphes d'objets topologiquement proches (Figure 2.13). Sundar et coll. (2003) ont décrit une méthode pour rechercher et



(a) *Sans l'information géométrique, les jambes peuvent être appariées aux bras car ils sont topologiquement équivalents.*

(b) *Avec l'information géométrique, l'appariement est parfait.*

Figure 2.13 – *Appariement d'objets 3D avec les graphes de Reeb Multirésolution.*

comparer les objets 3D par leur squelette. L'intérêt de cette méthode est de bénéficier d'un support visuel du descripteur très explicite permettant à l'utilisateur d'affiner et de modifier interactivement sa requête en fonction des résultats. Le squelette graphique est obtenu à partir d'une transformée de distance (Gagvani

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

et coll. 1999) (Figure 2.14) appliquée sur les données de l'objet, sous un format voxelisé, afin de l'amincir (passage de l'étape 1 à l'étape 2). Cette transformation

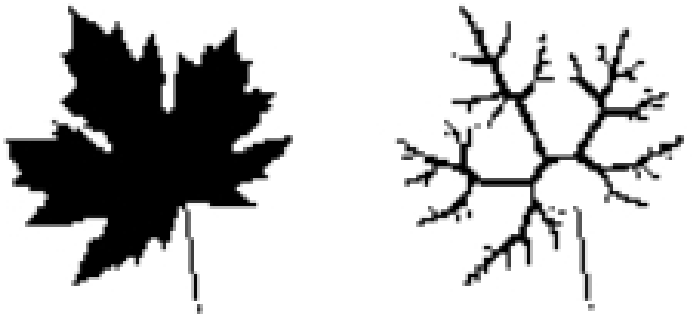


Figure 2.14 – *Processus d'amincissement avec la transformée de distance.*

est ensuite convertie en un graphe acyclique en appliquant l'algorithme de l'arbre couvrant minimum (Napoléon 2010). Un vecteur de signature, dit topologique, encode l'information topologique dans laquelle chaque nœud de ce graphe est associé à un ensemble de caractéristiques géométriques. Les squelettes de deux objets 3D sont comparés à l'aide d'une procédure de mise en correspondance de coût minimale dans un graphe biparti afin de réduire le temps de calcul (Napoléon 2010).
Face à nos objectifs de recherche, deux principaux problèmes subsistent : ces deux méthodes manquent de discrimination par rapport à nos formes 3D et sont sensibles à la qualité du maillage de l'objet.

Approches basées sur les histogrammes

Tous les descripteurs présentés dans la suite ne sont pas de véritables histogrammes au sens statistique du terme, mais ils partagent tous la même philosophie de capturer les données utiles ou attributs d'un objet 3D sous l'apparence de primitives géométriques (triangles, cordes, angles, segments) pour créer l'histogramme représentatif de l'objet 3D.
Paquet et coll. (Paquet et coll. 1997, 2000) ont proposé les histogrammes des longueurs de cordes et de leurs angles respectifs pour décrire des objets 3D. En

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

effet, leur méthode repose sur la construction d'un ensemble de cordes reliant le centre de gravité de l'objet aux centres de gravité de chaque triangle du maillage. Le descripteur de la forme 3D est représenté par une distribution de la longueur des cordes. Un peu plus tard, ils ont apporté une amélioration à la méthode afin d'introduire en complément la distribution des angles sphériques (azimut et élévation) (Figure 2.15) entre la normale de la surface de chaque triangle et le centre de gravité de l'objet. Ces méthodes sont extrêmement rapides et assez discriminantes pour les objets uniformément maillés mais elles sont dépendantes de la qualité du maillage.

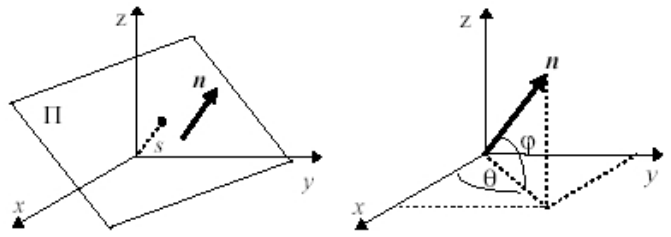


Figure 2.15 – *Passage en coordonnées sphériques.*

Osada et coll. (2002) ont présenté une méthode de distribution de forme. Le descripteur est représenté par une distribution de probabilité d'une fonction définie à partir de la mesure d'un ensemble de propriétés géométriques caractérisant l'objet dans sa globalité. Les mesures sont calculées à partir d'un échantillonnage de points pris au hasard sur l'objet. Une normalisation de la distribution est nécessaire pour garantir une invariance par rapport à l'échelle. Les mesures caractérisant la fonction de forme sont (Figure 2.16) :

- la distance entre le centre de gravité et un point,
- la distance entre deux points,
- l'angle entre trois points,
- la racine carrée de l'aire du triangle formé par trois points,
- la racine cubique du volume du tétraèdre formé par quatre points.

La critique qui peut être émise est que la fonction de forme n'est pas assez précise pour décrire la forme 3D efficacement. Le descripteur résultant de cette méthode

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

est par conséquent non discriminant et élémentaire pour caractériser la forme de l'objet. Par contre, ce descripteur est très attrayant par sa compacité, son invariance aux transformations géométriques et sa robustesse aux bruits. Son utilisation semble plus adéquate pour la recherche d'objets de formes globalement similaires dans une base de données regroupant des objets à forte dissimilarité. Une distribution de formes généralisée a été introduite par Liu et coll. (2006). L'objectif de la méthode est de représenter le descripteur dans un espace 3D afin de l'enrichir avec des propriétés locales de l'objet par cette troisième dimension (Osada et coll. (2002)). Les deux premières dimensions apportent une signature globale et locale de l'objet. La troisième dimension est consacrée aux distances entre les formes locales appairées. Toutefois, l'amélioration fournie par cette méthode n'est pas suffisante pour concurrencer les autres méthodes sur le pouvoir discriminant du descripteur.

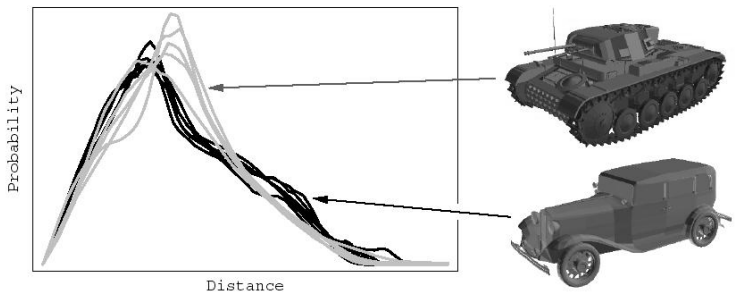


Figure 2.16 – *Distribution de forme selon* Osada *et coll. (2002).*

Horn (1984) s'est intéressé aux images gaussiennes étendues connues sous le nom des EGI (Extended Gaussian Images) pour définir des descripteurs 3D sous la forme d'histogrammes, qui ont évolués ensuite vers différentes variantes avec les travaux de (Kang et coll. 1993 ; Matsuo et coll. 1994 ; Xu et coll. 1996). Le principe de base de la méthode repose sur la projection sur une sphère de Gauss, partitionnée en différentes facettes, d'une fonction représentative et pondérée du maillage 3D de l'objet. Chaque facette est indexée par le couple (θ_j, ϕ_k) compris respectivement dans l'intervalle $0 \leq \theta < 2\pi$ et $\theta \leq \phi < \pi$. Un EGI se traduit alors par un histogramme sphérique contrôlé par ses deux angles en azimut et en élévation. Sur chaque facette de l'histogramme est calculée la valeur cumulée

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

des angles sphériques de la normale à la surface des triangles, pondérée généralement par leur aire. La fonction caractérisant l'orientation du maillage des facettes présente malheureusement une limite majeure dans la discrimination des formes primitives. Pour pallier à cette limitation, une extension importante a été proposée par Kang et coll. (1993) qui ont réorienté leurs angles sphériques par rapport à la distance du centre des triangles au centre de la sphère. Le descripteur de forme 3D qui en résulte est appelé images gaussiennes étendues complexes (Complex EGI). L'inconvénient majeur des images gaussiennes étendues et de ses différentes versions est qu'elles ne sont pas invariantes aux transformations géométriques (translation, rotation et mise à l'échelle), ce qui nécessite une étape de normalisation.

Zaharia et coll. (Zaharia et coll. 2001, 2002) ont introduit le descripteur de Hough 3D sous la forme d'histogramme construit par l'accumulation des paramètres de référence des plans assimilés à chaque triangle du maillage de l'objet 3D. Un plan est défini uniquement par les coordonnées sphériques (d, θ, ϕ), où d est la distance à l'origine du repère, $0 \leq d \leq d_{max}$, $0 \leq \theta < 2\pi$ et $0 \leq \phi < \pi$. Pour construire l'histogramme de Hough, un ensemble de plans doit être créé en suivant une orientation indexée par le couple (θ_j, g_k) passant par le centre de gravité des facettes de l'objet maillé, sur lesquels sont calculée leur distance normal pondérée d_i à l'origine. Cette méthode permet de construire un descripteur dans un repère intrinsèque défini par le centre de gravité et les axes principaux de l'objet 3D. Le descripteur de Hough 3D peut être considéré comme une version généralisée de l'EGI. En fait, pour un d_i donné, le couple (θ_j, g_k) correspond à une EGI avec une distance d_i, sauf que le descripteur de Hough capture les informations décrivant la forme 3D d'un objet mieux que le descripteur EGI. Des limites sont souvent constatées avec ce descripteur dans le cas de mauvais positionnements des repères de l'objet 3D lors de l'inversion des axes principaux ou encore leur affectation.

Zaharia et coll. (2001) ont présenté le descripteur de spectre de formes 3D pour la description de contenu multimédia. L'histogramme qui représente ce descripteur est obtenu en se basant sur la distribution de la fonction de l'indice de forme, qui est présenté dans les travaux de Koenderink et coll. (1992). Cet indice de forme est une fonction de deux courbures principales qui a la particu-

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

larité de caractériser localement la géométrie d'une surface 3D pour des formes élémentaires telles que l'on perçoit à la (Figure2.17). Son invariance par rapport à l'échelle, la translation et la rotation est attrayante. Néanmoins, l'estimation des courbures est très critiquée par son manque de fiabilité qui agit sur la robustesse de la méthode. Zaharia et coll. (2004) ont tenté de remédier à ce problème en enrichissant l'histogramme d'indice de forme par deux attributs supplémentaires, à savoir, la surface plane et la surface singulière. Bien que les expériences effectuées par les auteurs avec ce descripteur sur plusieurs bases de données 3D aient donné de bons résultats, d'autres chercheurs ont montré le contraire (Bustos et coll. 2005 ; Tung et coll. 2005). Hamza et coll. (2006) ont proposé

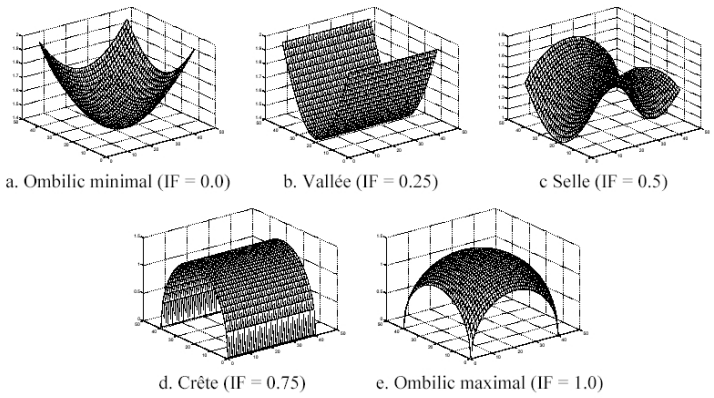


Figure *2.17* – *Indice de forme permettant de caractériser la géométrie d'une surface (*Zaharia *et coll. 2004).*

une description de la forme 3D appelée distribution de la forme géodésique globale. Celle-ci se base sur le calcul des distances géodésiques représentant le chemin le plus court entre deux points sur une surface fermée. La méthode proposée par Hamza et coll. s'inspire des travaux antérieurs de Hilaga et coll. (2001) et Osada et coll. (2002), qui ont la particularité de se baser sur la distance euclidienne entre deux points dans l'espace 3D pour calculer la distribution de forme. Contrairement à la distance euclidienne, le chemin géodésique permet de représenter la structure non linéaire globale et la géométrie intrinsèque de l'objet 3D car il s'appuie directement sur sa forme.

Selon Hamza et coll., un descripteur basé sur la distribution des distances géodésiques donne des résultats nettement supérieures à la méthode du spectre

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

de forme de Zaharia et coll. Ce descripteur garantit les critères suivants : la compacité, la rapidité, l'invariance aux transformations affines, l'invariance à la résolution et la qualité du maillage et la pertinence de l'information codée. Mais, le calcul de toutes les paires de plus courts chemins peut être une opération lourde estimée à $\mathcal{O}(m^3) * \mathcal{O}(m^2)$ par (Kimmel et coll. 1998). Cependant, la complexité du calcul est compensée par la qualité du résultat.
Peyré et coll. (2009, 2010) ont proposé une méthode pour calculer les distances géodésiques par rapport à un ensemble de points de références prédéfinis. Cette approche se base sur une propagation de front qui part de ces points et gagne toute la surface de l'objet maillé. Ils ont utilisé, pour le calcul de la propagation, la méthode "Fast Marching" (Sethian 1999) permettant de calculer une carte de distance à partir des points de références par rapport aux autres points du maillage. Cette carte est obtenue en se basant sur le calcul du temps d'arrivée du front se propageant à l'ensemble des points du maillage. Ainsi, la surface de l'objet 3D sera partitionnée en plusieurs régions associées chacune à leurs points de références respectifs (Figure 2.18). L'algorithme Fast Marching de base et plusieurs extensions sont exposées dans l'ouvrage de Sethian (1999).

(a) *1 point de référence* ***(b)*** *4 points de références*

Figure 2.18 – *Des exemples d'extraction géodésique sur un maillage à partir de points de références (Peyré et coll. 2009).*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Conclusion

Un des grands objectifs de cette thèse est de détecter des morphotypes humains (centres des classes morphologiques) via une classification non-supervisée en considérant la forme du corps en tant qu'objet 3D. Pour cette raison, nous nous sommes intéressés dans une première phase de ce chapitre aux différents travaux relatifs à la classification non-supervisée de forme 3D, ainsi qu'aux différentes étapes de mise en œuvre de celle-ci. Il a été important de dresser un état de l'art des méthodes de classification non-supervisée se rapprochant au mieux de notre étude. Le bilan ressorti de ce travail est que deux méthodes doivent être testées et comparées pour conclure sur le choix de celle à retenir. La première solution utilise l'algorithme des K-moyennes étant donné la taille importante de notre base de données. Dans le souci d'améliorer les résultats et de contourner le problème d'initialisation de la méthode des K-moyennes, la deuxième solution a été d'appliquer une méthode à deux niveaux. Pour cela, une partition initiale doit être effectuée en utilisant la méthode SOM. A partir de cette partition initiale, l'algorithme des K-moyennes sera mis en œuvre pour obtenir les classes finales. La seconde phase de ce chapitre a été de choisir le descripteur le plus apte à représenter nos formes 3D de corps humains. Pour cela, nous avons effectué un bilan sur les techniques de normalisation afin de choisir une méthode pour préparer nos données à l'étape de description de forme. La recherche bibliographique dans le domaine des descripteurs de forme nous a permis de les classer en différentes catégories afin de guider notre choix sur celui qui va représenter notre corps humain avec la meilleure précision, tout en allégeant les calculs de la classification. Les techniques géodésiques nous semblent les plus appropriées à notre problématique compte tenu des résultats obtenus dans la littérature.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Chapitre 3

Définition de morphotypes à partir d'une classification de morphologies 3D [1]

Introduction

La classification des morphologies humaines est essentiellement basée sur l'analyse des mensurations (Chapitre 1). Cependant, la richesse de la littérature dans les domaines des descripteurs de forme 3D et de la classification non supervisée, nous amène à mettre en œuvre une méthodologie spécifique pour la classification des morphologies humaines à partir des scans 3D.

La prise en compte de données 3D à la place des mensurations, est primordiale pour caractériser au mieux la morphologie, notamment pour la problématique de bien aller de vêtements (Sections 1.2.4 et 1.3). Une classification des morphologies 3D permet d'extraire les principaux morphotypes d'une population et de définir ainsi une bonne adéquation entre les systèmes de tailles des différentes classes et les modèles adaptatifs associés. Ainsi, ce chapitre présente les deux contributions de notre thèse :

- La première contribution porte sur la détection des morphotypes humains utilisant des techniques de description et de classification des formes 3D.

1. La méthodologie présentée dans ce chapitre a été soumise pour une publication.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Dans une première phase, nous présentons chaque étape du processus complet de classification non-supervisée de scans humains tridimensionnels. Nous proposons dans la section 3.1.1 la procédure spécifique de prétraitement des scans 3D incluant les différentes étapes de nettoyage et de réparation des données 3D. Dans la section 3.1.2, nous décrivons les différentes étapes nécessaires à la définition d'un descripteur de forme 3D capable de différencier des morphologies 3D.
Dans une seconde phase, la section 3.1.3 introduit les deux méthodes de classification non-supervisée expérimentées dans le cadre du présent travail.

- La deuxième contribution de ce chapitre porte sur la méthode de conception des mannequins adaptatifs à partir de morphotypes issus des résultats de la classification 3D. Dans ce cadre, la section 3.2.1 introduit les différentes étapes du processus de création d'un mannequin morphotype adaptatif. Par la suite l'ajustement de celui-ci au volume et à la stature de la taille commerciale de base est présenté dans la section 3.2.2. Nous clôturons cette partie, par la présentation du modèle morphotype dans différentes tailles commerciales.

3.1 Classification non-supervisée de morphologies 3D

La mise en œuvre d'une classification non-supervisée de morphologies à partir de scans 3D est une tâche complexe. Le résultat d'un tel processus doit être robuste, précis et adapté à l'application finale. La figure 3.1 illustre les différentes étapes de la méthodologie que nous avons mis en place :

- **Prétraitement des données :** Le scan 3D d'un individu issu d'un scanner corporel est un nuage de points qui nécessite différentes étapes pour être exploitable. En effet, les outils mis en œuvre par la suite s'appliquent sur des objets 3D avec une surface correctement maillée et totalement fermée. Ainsi, le pré-traitement des scans 3D consiste à mailler le nuage de points, filtrer les données bruitées, reboucher les trous correspondant aux zones

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

FIGURE 3.1 – *Processus global de la classification non-supervisée des morphologies 3D*

d'ombre, notamment les zones des aisselles et l'entrejambe et lisser le maillage.
A partir des scans traités, un processus d'extraction de torses humains est réalisé en se basant sur la position précise de points anthropométriques,

- **Description de forme 3D pour les corps humains :** Chaque torse 3D est normalisé puis représenté par un descripteur de forme 3D basé sur la distribution des distances géodésiques par rapport à un ensemble de points de références placés sur la surface du torse,
- **Classification non-supervisée :** Une classification non-supervisée est appliquée aux descripteurs des torses 3D. Les centres de classes représentent les morphotypes de la population considérée.

3.1.1 Prétraitement des données

Le nuage de points en 3D, obtenu après l'acquisition des corps humains 3D, doit être soumis à différents prétraitements, illustrés en figure 3.2, afin de réaliser le maillage et corriger certaines imperfections telles que les zones d'ombres (ou trous) et les données bruitées. Pour pouvoir comparer les morphologies, il est également nécessaire d'extraire uniquement les torses des scans 3D. En effet, la tête et les membres ne sont généralement pas considérés dans l'analyse morphologique. Pour ces étapes de prétraitements, nous avons utilisé la boîte à outils *Iso2mesh* conçue pour la génération et le traitement des surfaces maillées de haute qualité (FANG et coll. 2009). Elle contient un ensemble riche de programmes permettant le traitement des objets maillés. Cet outil *Iso2mesh*, sous licence libre et gratuite "open-source", est compatible avec plusieurs plateformes.

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

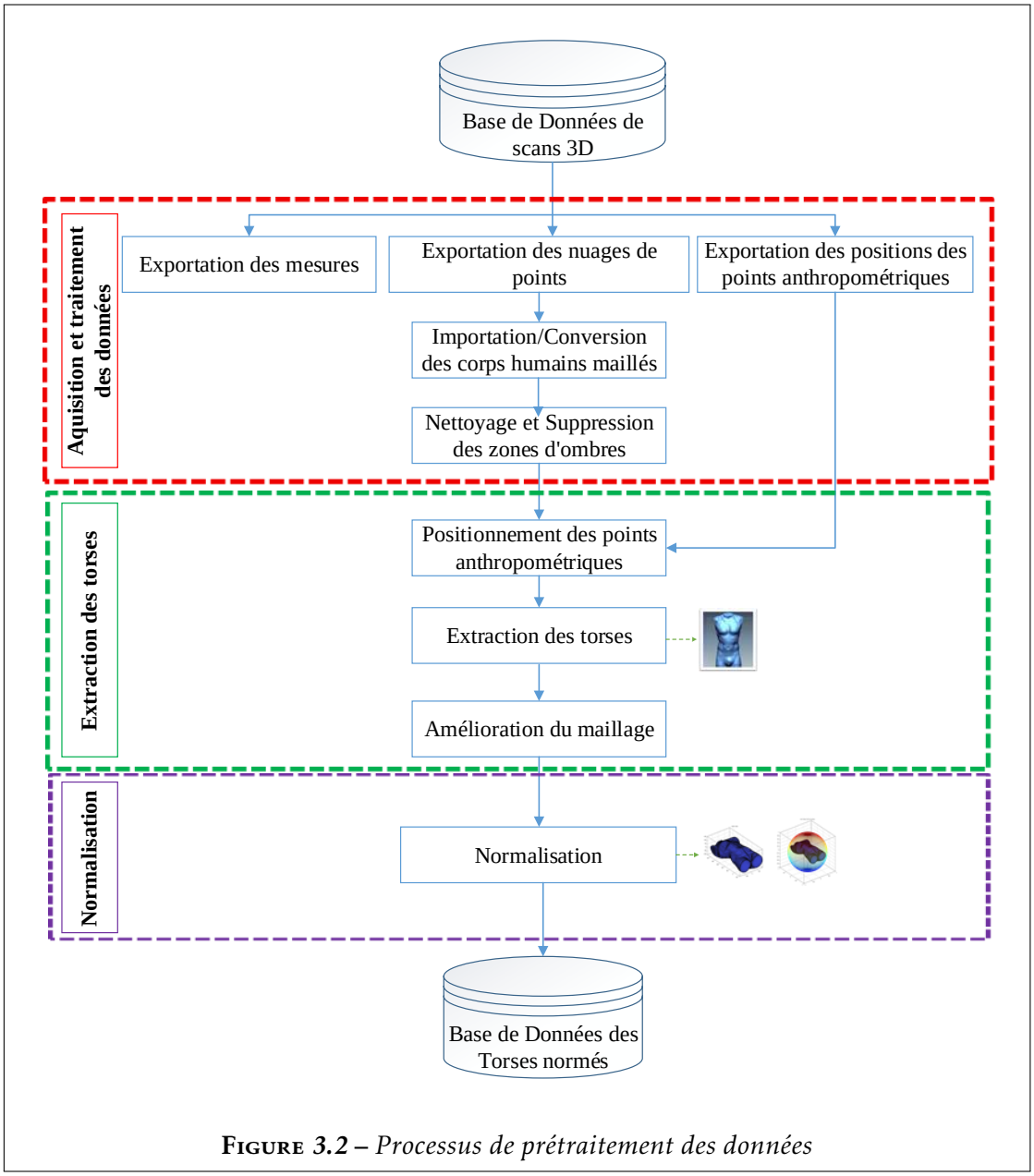


FIGURE 3.2 – *Processus de prétraitement des données*

Acquisition et traitement des données

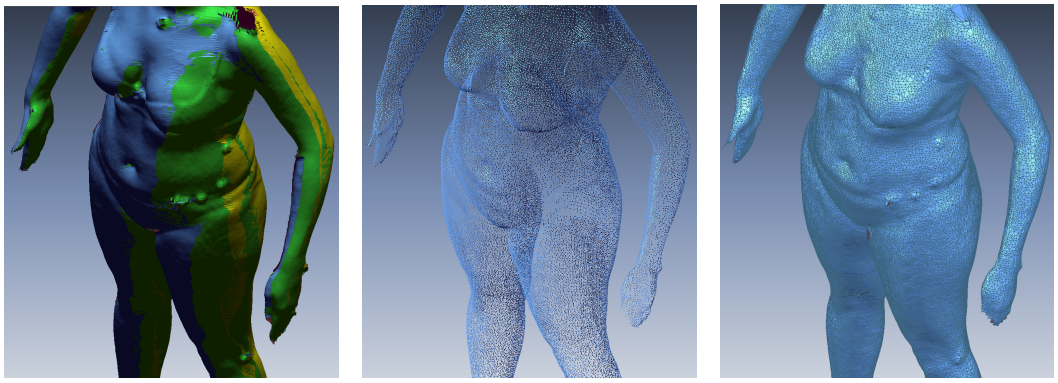
De nombreuses technologies permettent actuellement la numérisation rapide et précise d'un corps en 3D. Néanmoins, certain scanner nécessite un calibrage qui doit être réalisé avec précision afin d'éviter les problèmes de superposition de couches (Figure 3.3a). Une acquisition des données 3D de mauvaise qualité

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

génère de fastidieuses étapes de suppression de points redondants ou aberrants et de lissage pour permettre la mise en œuvre de notre méthodologie. Pour limiter le temps d'exécution, le nombre de points est réduit par un échantillonnage régulier basé sur l'analyse globale de la géométrie. Le nombre de points est ainsi réduit d'environ 30%, un corps humain scanné de 400000 sommets avant échantillonnage du nuage de points est alors réduit à 250000 sommets (Figure 3.3b) après échantillonnage. Un nouveau maillage est alors créé (Figure 3.3c). Les coordonnées des points anthropométriques et les mensurations estimées par le logiciel associé au scanner corporel sont également extraites pour la suite de la procédure.



(a) *Objet 3D scanné* ***(b)*** *Nuage de points traité* ***(c)*** *Objet 3D maillé*

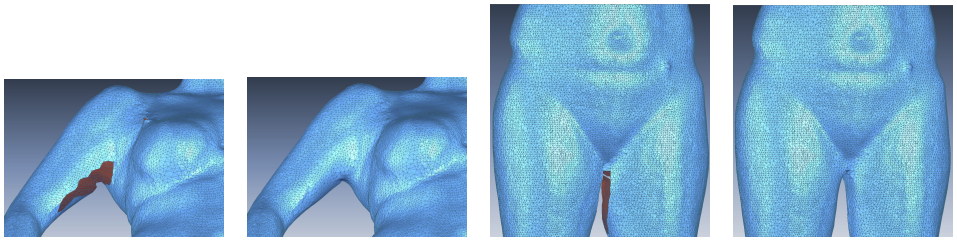
Figure 3.3 – *Processus d'extraction des surfaces maillées à partir d'un objet scanné*

Différentes étapes de notre méthodologie, telles que les sections planes ou les mesures de distances géodésiques, requièrent une surface fermée (sans trous). Par conséquent, les trous ou les zones d'ombres de la surface maillée (Figures 3.4a et 3.4c) doivent être "rebouchés". Pour cela, nous avons utilisé l'algorithme proposé par Attene et coll. (2006) composé de deux étapes. La première étape consiste à trianguler les trous simples (Barequet et coll. 1995). La deuxième étape nécessite de reboucher les trous complexes par l'insertion de nouveaux sommets de manière à reproduire la densité de l'échantillonnage de la surface voisine en considérant la topologie de celle-ci (Figures 3.4b et 3.4d). Cette technique est une généralisation de la méthode proposée par Liepa (2003) qui s'appuie sur la triangulation de Delaunay (Kumar et coll. 2008).

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Aisselle avec trou* ***(b)*** *Aisselle rebouchée* ***(c)*** *Entrejambe avec trou* ***(d)*** *Entrejambe rebouché*

FIGURE 3.4 – *Processus de nettoyage des surfaces maillées*

Extraction des torses

Le torse est la partie du corps qui contient les informations essentielles de la morphologie humaine. Aussi, cette étape demande une grande précision et surtout une reproductibilité afin de ne pas compromettre l'étape de classification morphologique. Plusieurs méthodes peuvent être envisagées pour la réalisation de cette étape, notamment l'utilisation des logiciels de CAO (Conception Assistée par Ordinateur), mais cette solution, qui nécessite une intervention manuelle, s'avère généralement trop coûteuse en temps de réalisation et peut être source d'erreurs dans le traitement d'un nombre important d'individus.
Ainsi, nous avons mis en place une procédure automatique d'extraction de torses basée sur les points anthropométriques. En effet, le système anthropométrique (points et contours anthropométriques) est un modèle rapide et précis pour représenter le corps humain (Section1.1.1). Comme mentionné dans la section 3.1.1, les coordonnées des points anthropométriques sont généralement fournies par les logiciels associés aux scanners 3D.
Les positions des points anthropométriques permettent de définir avec précision des plans de sections aux jonctions du torse et de la tête ou des membres. Les plans de sections ont été réalisés de la façon suivante (Figures 3.5a et 3.5b) :

- pour la tête, le plan de section est le plan orthogonal au plan sagittal passant par le point de la nuque situé à la $7^{ème}$ vertèbre cervicale et le point antérieur du cou (situé au dessus du creux du cou sur la ligne médiane antérieure),
- pour les jambes, le plan de section est le plan parallèle au sol passant par

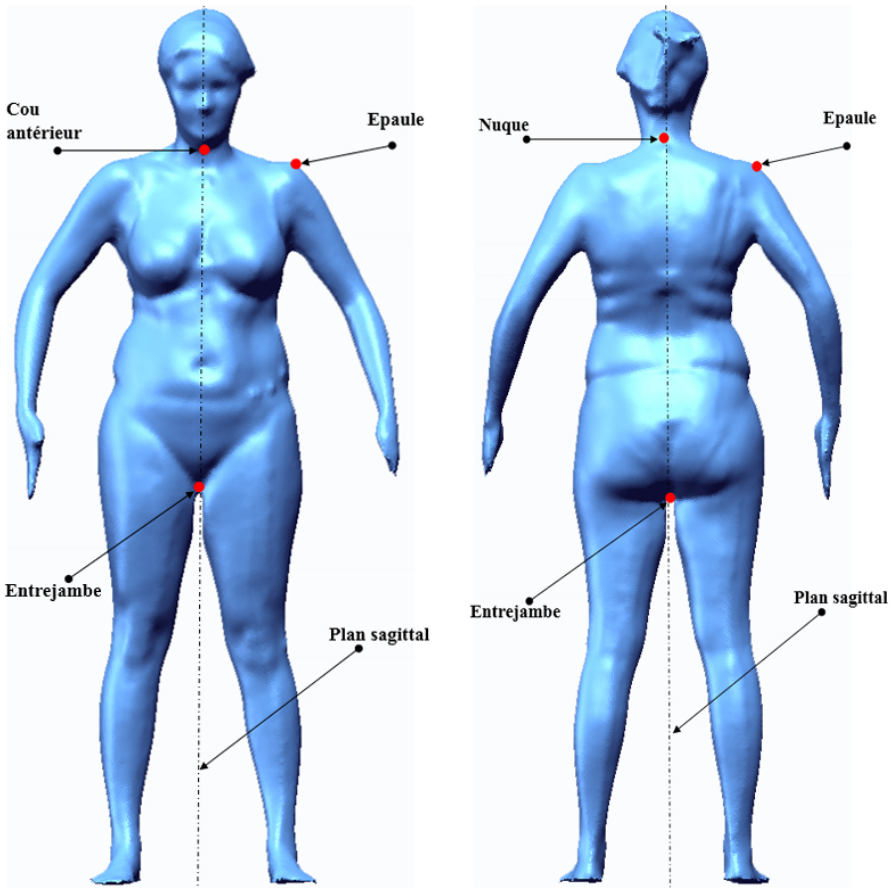
© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

le point de l'entrejambe,

- pour chacun des bras, le plan de section est le plan parallèle au plan sagittal passant par le point d'épaule situé sur l'acromion.



(a) Vue antérieure *(b) Vue postérieure*

Figure 3.5 – *Positionnement des points anthropométriques pour l'extraction des torses*

Cette procédure permet d'appliquer et de reproduire le même traitement dans les mêmes conditions sur tous les scans afin de construire une nouvelle base de données de torses 3D (Figure 3.6).

Normalisation des torses

La dernière étape de ce processus de prétraitement est la normalisation des torses. La normalisation est cruciale pour comparer avec précision la forme

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

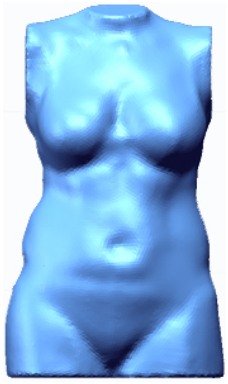


Figure 3.6 – *Torse 3D résultant des sections planes*

des torses 3D. Cette étape doit respecter la proportionnalité dimensionnelle et la distribution des masses du torse traité. La normalisation nous permet de comparer les morphologiques des corps et non les mensurations des individus considérés. Cela constitue un point de différenciation essentiel comparé au études morphologiques existantes dans le domaine de l'habillement.
Ils existent plusieurs méthodes de normalisation d'objet 3D dans la littérature (Section 2.2.1). Notre choix méthodologique pour la normalisation s'est porté sur l'une des variantes des volumes englobants : la sphère minimale englobante avec l'algorithme de Gärtner (1999). Cette technique permet le centrage et surtout la mise à l'échelle des torses en adéquation avec les proportions du corps humain. En effet, avec la normalisation utilisant la sphère minimale englobante, les objets ne sont pas normalisés par rapport à leur taille réelle (hauteurs des torses) mais par rapport à la distribution de leurs sommets. Ainsi, deux individus de stature très différentes mais de morphologique identique, seront représentés par des objet 3D très proches après normalisation (Figure 3.7).

L'algorithme de Gärtner consiste à définir la sphère minimale qui permet d'englober un ensemble de points $P \in \mathbb{R}^d$ (d dimension de la sphère) via une approche itérative. Cette technique est appliquée en dimension $d = 3$ pour chercher la sphère minimale englobante de chaque torse 3D obtenu en section 3.1.1. Le torse est soumis à une transformation composée d'une translation $T \in \mathbb{R}^3$ et d'une mise à l'échelle $E \in \mathbb{R}^+$ de façon à l'inclure dans la sphère de rayon $r = 1$ (Figure 3.8). Ainsi, la transformation suivante est appliquée à chaque

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

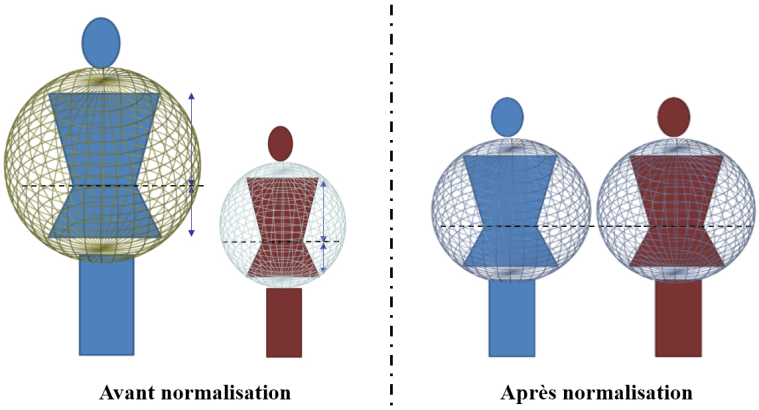


FIGURE 3.7 – *Exemple de deux corps humains de morphologie similaire normalisés par la sphère minimale englobante.*

point du torse de coordonnées $(x_{torse}, y_{torse}, z_{torse})$:

$$X_{torse} = \frac{x_{torse} - C_x}{r_s}; \qquad Y_{torse} = \frac{y_{torse} - C_y}{r_s}; \qquad Z_{torse} = \frac{z_{torse} - C_z}{r_s}; \qquad (3.1)$$

avec :

r_s : rayon de la sphère minimale englobante,

(C_x, C_y, C_z) : coordonnées du centre de la sphère minimale englobante,

$(X_{torse}, Y_{torse}, Z_{torse})$: coordonnées d'un sommet après transformation.

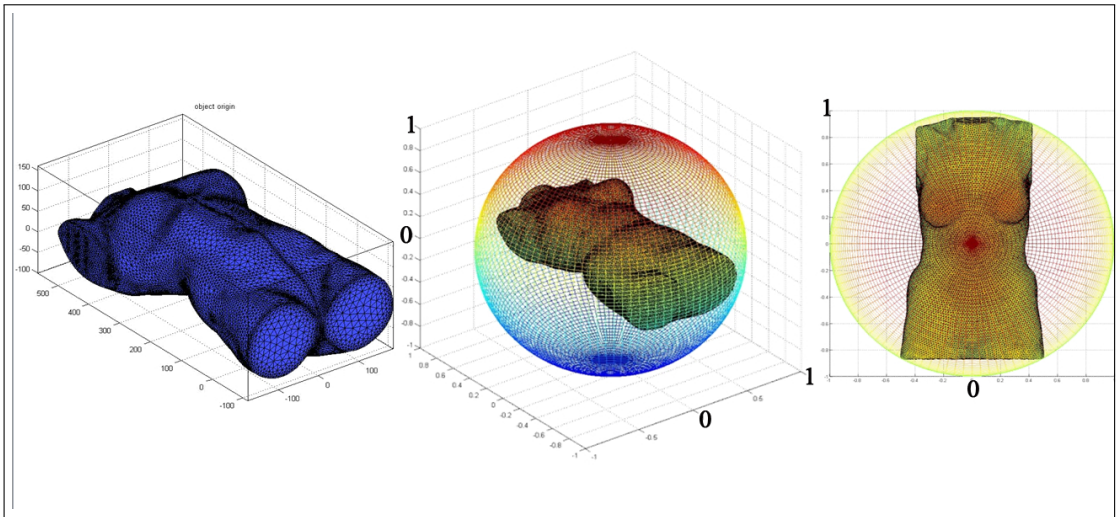


FIGURE 3.8 – *Normalisation d'un torse 3D par la sphère minimale englobante*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

3.1.2 Descripteur de forme 3D pour les corps humains

Le choix d'un descripteur de forme permettant de caractériser la morphologie des torses 3D est très important pour garantir l'efficacité de la classification non-supervisée. En effet, le descripteur doit fournir une représentation à la fois locale de la forme pour détecter les dissimilarités morphologiques sur des zones spécifiques au bien aller des vêtements (formes de la taille, la hanche, le buste, etc.) et générale de la forme pour appréhender le torse dans sa globalité. La figure 3.9 présente les différentes étapes que nous avons suivies pour optimiser et calculer le descripteur de forme 3D.

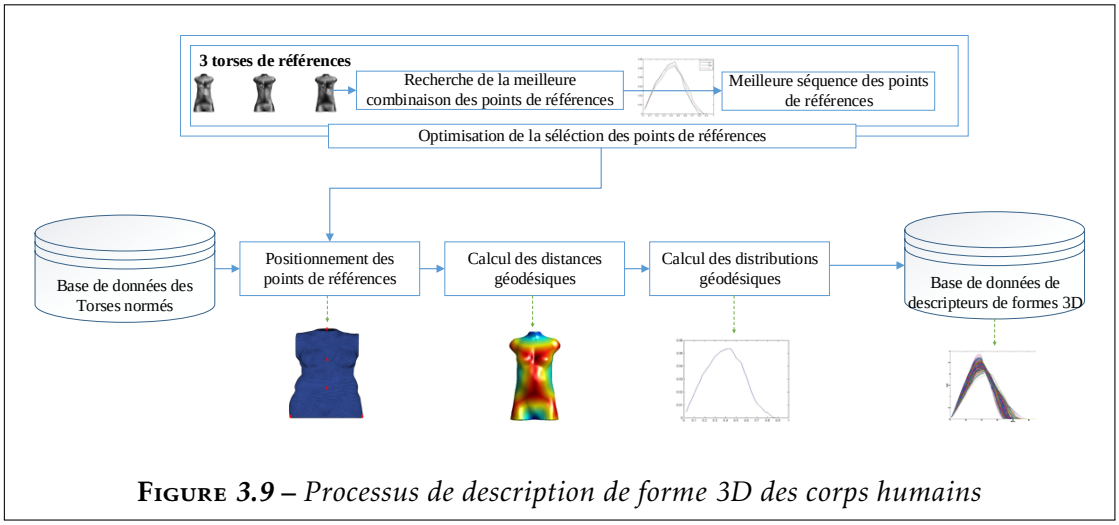


Figure 3.9 – *Processus de description de forme 3D des corps humains*

Le chemin géodésique et la distribution des distances géodésiques présentent des propriétés intéressantes en termes de description de forme, notamment pour les objets non-rigides (Section 2.2.2). Outre son invariance par rapport aux transformations affines (translation, mise à l'échelle et rotation), un descripteur de forme basé sur des distances géodésiques, est également robuste par rapport à la résolution du maillage, et a une faible sensibilité à la variation de la posture. Ainsi, le descripteur choisi pour notre application est la distribution des distances géodésiques à partir de points de références (ou points de départ). Une bonne connaissance de la définition du descripteur conditionne non seulement son application, mais également l'interprétation des résultats.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Distribution des distances géodésiques

Le descripteur de forme 3D basé sur la distribution des distances géodésiques (Section 2.2.2) se base sur une fonction de forme géodésique globale définie pour un objet O, par $f : C \longrightarrow \mathbb{R}$ (Hamza et coll. 2006) telle que :

$$\forall c_i \in C, \qquad f(c_i) = \frac{1}{|A_T T|} \sum_{j=1, j\neq i}^{n} Aire(T_j) g(c_i, c_j)^2 \tag{3.2}$$

avec :
n : est la taille du nuage de points,
$C = (c_1, ..., c_n)$: l'ensemble des centroïdes des triangles sur la surface de O,
$|A_T T|$: l'aire totale de tous les triangles,
$Aire(T_j)$: l'aire du $j^{ème}$ triangle de l'objet O,
$g(c_i, c_j)$: le plus court chemin entre deux points c_i et c_j décrit par une courbe lissée V (calculé par l'algorithme de Dijkstra).

La longueur de la courbe Y est calculée par la fonction :

$$L(Y) = \int_{x_i}^{x_j} \| Y'(t) \| \, dt \tag{3.3}$$

avec :
$Y : [x_i, x_j] \longrightarrow V$, $Y(x_i) = c_i$ et $Y(x_j) = c_j$.

L'aire totale de tous les triangles est donnée par :

$$|A_T T| = \sum_{j=1}^{n} Aire(T_j) \tag{3.4}$$

L'aire du $j^{ème}$ triangle de l'objet O est calculée par :

$$Aire(T) = \frac{\| N \|}{2} \tag{3.5}$$

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

avec :
$N = (n_1, n_2, n_3)$ le vecteur normal du triangle T tel que :

$$n_1 = \sum_{i=1}^{d} (y_i - y_{next(i)})(z_i - z_{next(i)}) \tag{3.6}$$

$$n_2 = \sum_{i=1}^{d} (z_i - z_{next(i)})(x_i - x_{next(i)}) \tag{3.7}$$

$$n_3 = \sum_{i=1}^{d} (x_i - x_{next(i)})(y_i - y_{next(i)}) \tag{3.8}$$

avec :
(x_i, y_i, z_i) : les coordonnées de chaque $v_i \in T_j$,
$(x_{next(i)}, y_{next(i)}, z_{next(i)})$: les coordonnées du sommet suivant v_i du triangle T_j,
(v_1, v_2, v_3) : les vertices du triangle T_j.

Une estimation probabiliste de la densité de la fonction de la forme géodésique $f(c_i)$ a été réalisée par la suite. Cette estimation se base sur un échantillon de données statistiques afin d'estimer la densité en tout point de l'objet. Cette méthode généralise astucieusement la méthode d'estimation par un histogramme. Nous avons utilisé l'estimation de densité de probabilité par noyau de Parzen Rosenblatt (en anglais Kernel Density Estimation KDE) (Parzen (1962) et Zelinka (2011)) pour son efficacité à dégager une représentation significative de l'objet 3D décrit par la fonction des distributions des distances géodésiques, et sa rapidité par rapport à la vitesse de convergence (Cremers et coll. 2007 ; Hamza et coll. 2006). L'estimateur de la densité du noyau est donné par la relation :

$$p(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^{n} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \tag{3.9}$$

avec :
x : la valeur normalisée de la fonction de forme géodésique $f(c_i)$ obtenue par la formule (3.2),

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

h : un paramètre nommé "fenêtre" qui gère le degré de lissage de l'estimation,
K : le noyau gaussien représenté par la relation suivante :

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2} \tag{3.10}$$

A l'issue de cette estimation, il est maintenant possible de comparer les formes de différents objets 3D car la fonction de la forme géodésique est exprimée par un vecteur d'estimation de densité considéré comme un descripteur de forme.

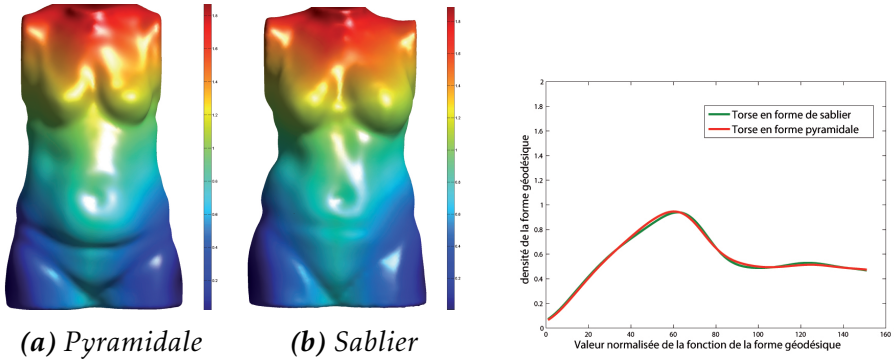
L'étape suivante a été d'introduire une méthode de calcul des distances géodésiques par rapport à un ensemble de points de références placés sur la surface de l'objet (Section 2.2.2). En combinant la méthode de Peyré et coll. avec une estimation probabiliste de la densité de la fonction de la forme géodésique de Hamza et coll., nous avons pu calculer les distributions des distance géodésiques par rapport à un ensemble de points de références.

Sélection des points de références

La distribution des distances géodésiques est très sensible à la position et au nombre de points de références. En effet, le pouvoir discriminant du descripteur peut être considérablement réduit ou amplifié selon le choix de ces points (Figures 3.10 et 3.11). Par exemple, la figure 3.10 montre la distribution des distances géodésiques, calculée par l'estimateur de densité de probabilité KDE, par rapport à deux points de références situés au niveau de la hanche (gauche et droite) de deux torses de morphologie sensiblement différente. La figure 3.11 illustre les mêmes calculs de distribution avec six points de références situés au niveau du mamelon (gauche et droite), de la taille (gauche et droite) et de la hanche (gauche et droite). L'échelle de couleur permet d'apprécier les distances entre les points de la surface et le point de référence le plus proche.
Ces deux figures montrent qu'avec deux points de références, le descripteur est peu discriminant, probablement dû à une insuffisance de points agissant sur son pouvoir de séparation (Figure 3.10). Cette hypothèse semble se confirmer car avec les six points de références (Figure 3.11), le descripteur s'avère plus discriminant. Le calcul de la distance euclidienne entre les deux descripteurs

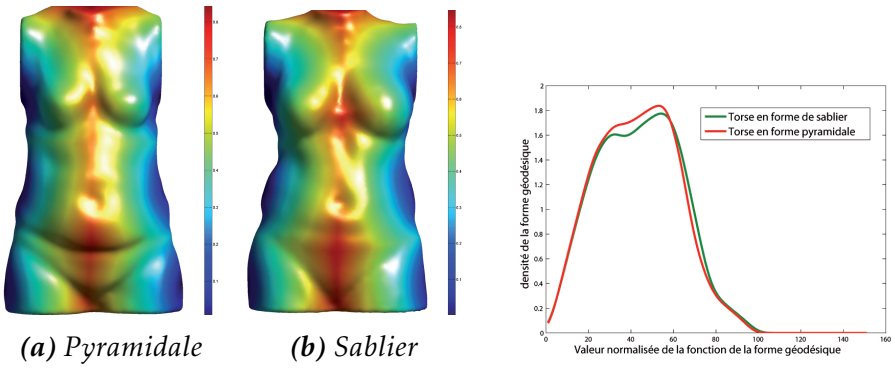
© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Pyramidale* ***(b)*** *Sablier*

FIGURE *3.10* – *Distribution des distances géodésiques avec deux points de références*



(a) *Pyramidale* ***(b)*** *Sablier*

FIGURE *3.11* – *Distribution des distances géodésiques avec 6 points de références*

représentants les deux torses (Tableau 3.1) confirme l'analyse visuelle. Ainsi, il est nécessaire de déterminer la meilleure combinaison de points de références permettant d'avoir une discrimination optimale.

Afin d'analyser l'impact de ces points sur le pouvoir discriminant du descripteur,

	Distances (Pyramidale-Sablier)
2 points de références	0.2945
6 points de références	0.7558

TABLEAU *3.1* – *Distances euclidiennes entre les deux descripteurs représentant les deux torses des figures 3.10 et 3.11.*

nous avons mis en place une méthode d'optimisation basée sur le principe des algorithmes exploratoires. L'objectif est de sélectionner judicieusement le

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

nombre et la position des points de références dans le but d'optimiser le pouvoir discriminant du descripteur. Compte tenu de l'application finale de notre étude au domaine de l'habillement, les régions qui nous semblent les plus prioritaires sont définies sur les zone importantes pour le bien aller du vêtement : l'abdomen, la taille, les hanches, la poitrine ou encore le cou.

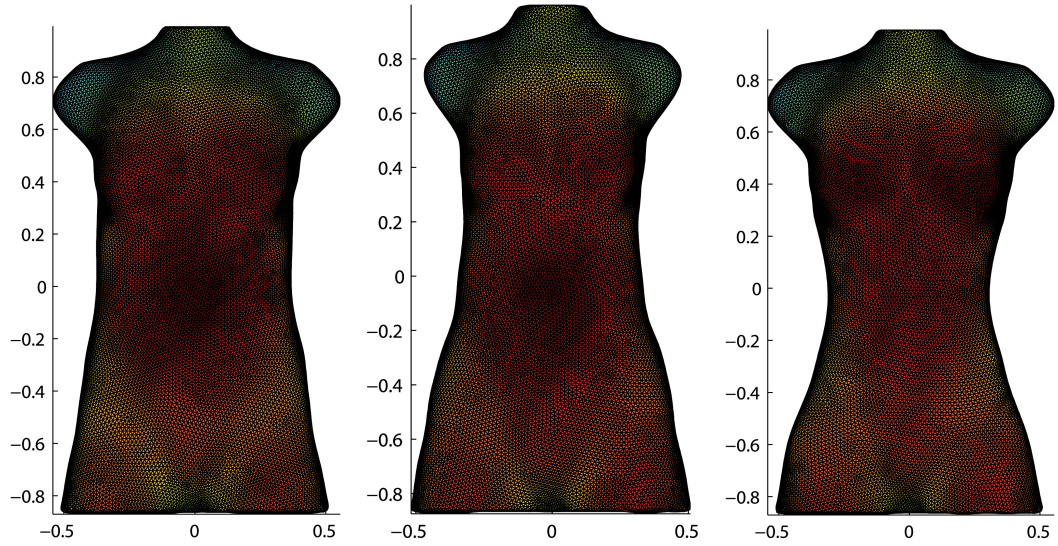
Si l'on tient compte des remarques précédentes, les points de références doivent être positionnés sur ces zones spécifiques pour y concentrer le pouvoir discriminant du descripteur. Ainsi, nous avons choisi de positionner ces points sur les positions anthropométriques suivantes :

- point de la nuque,
- point de l'entre-seins et sa projection orthogonale sur la partie postérieure,
- point du nombril et sa projection orthogonale sur la partie postérieure,
- points latéraux du mamelon,
- points latéraux de la taille,
- points latéraux de la hanche.

Le problème consiste alors à trouver la combinaison de ces points de références qui optimise le pouvoir discriminant.
A cet effet, l'expérience suivante est réalisée. Trois torses de références sont générés à partir du même modèle paramétrique (Hamad et coll. 2012). L'avantage de l'utilisation de ce modèle est qu'il a la capacité de changer ces mensurations de façon indépendante avec des paramètres de contrôle, ce qui nous permet de créer artificiellement trois torses correspondant visuellement aux formes traditionnelles $H-O-A-X$ définies par Duffy (1987) : la forme rectangulaire (ou H ; Figure 3.12a), la forme pyramidale (ou A ; Figure 3.12b) et la forme de sablier (ou X ; Figure 3.12c). A partir de ces trois torses, l'objectif est de déterminer les points de références de telles sorte que la distribution de la forme géodésique soit la plus discriminante possible. Cette condition est obtenue par la recherche du maximum d'éloignement entre les descripteurs (courbes de distributions géodésiques) utilisant la distance Euclidienne.
Comme mentionné précédemment et pour restreindre l'espaces de solutions, nous limitons le choix des points de références aux 11 points anthropométriques

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Forme rectangulaire* ***(b)*** *Forme pyramidale* ***(c)*** *Forme de sablier*

Figure *3.12* – *Trois torses de références générés à partir du même modèle paramétrique*

les plus pertinents pour la conception du vêtement présentés en figure 3.13. Le positionnement des points de références sur le torse est réalisé en respectant les proportions du corps humain et en s'inspirant du concept de beauté (Canon à huit têtes(Serwatka 2008)). Nous nous sommes ainsi basés sur la hauteur du torse et nous avons définis deux rapports de proportionnalité : le premier permet de positionner les points de références antérieurs (face) dans un rapport de 1/3 afin d'assurer une reproductibilité, et leurs projections sur la partie postérieure du corps (dos), alors que le deuxième rapport permet de positionner les points de références latéraux sur les contours anthropométriques (tour de taille, tour de poitrine et tour de hanches). Compte tenu de la symétrie de la forme globale du torse, tous les points, à l'exception du point de la nuque, sont considérés comme des paires de points qui ne peuvent pas être sélectionnés indépendamment.
Ainsi, notre solution qui représente une sélection de points références, peut être codée sur 6 bits (point de la nuque et cinq paires de points anthropométriques). Un bit avec la valeur 1, (respectivement 0) signifie que le point ou la paire de points est sélectionné (respectivement non sélectionné, Figure 3.14).
L'espace de solution devient alors égal à $2^6 - 1 = 63$ solutions possibles. L'algorithme de sélection des points de références, illustré par la figure 3.15, consiste

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

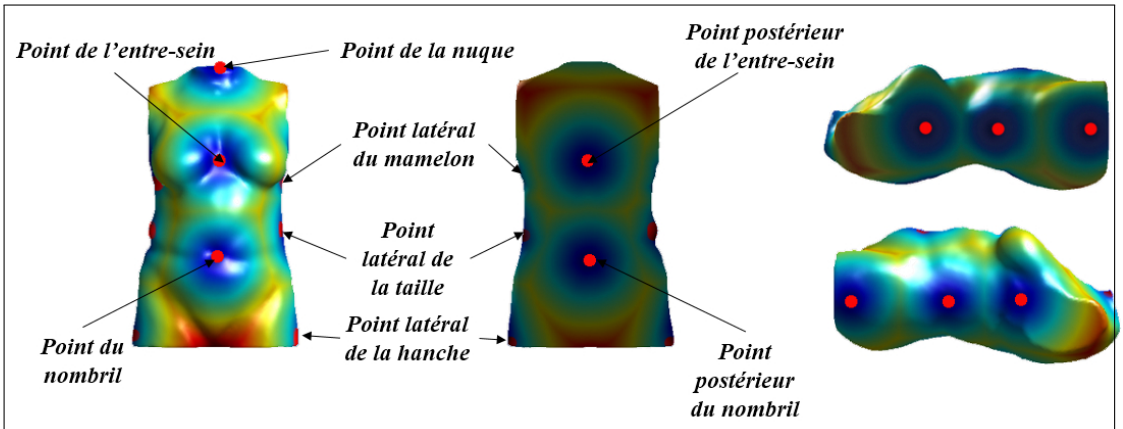


FIGURE 3.13 – *Les onze points anthropométriques possibles pour le choix des points de références*

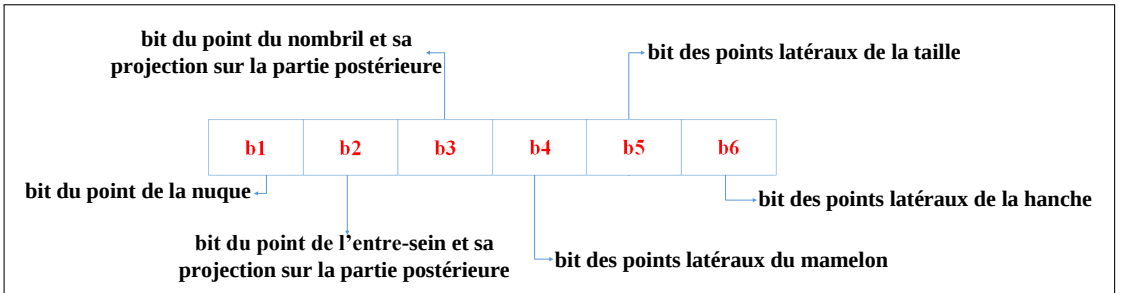


FIGURE 3.14 – *Codage binaire des points de références*

alors à évaluer toutes les combinaisons possibles pour les trois torses de références. La meilleure solution est la sélection qui mène à la somme maximale de distances euclidiennes entre les trois distributions de forme géodésiques. Cette sélection optimale de points de références est ensuite utilisée pour le calcul de la distribution de forme géodésique sur la base de données de torses 3D.

3.1.3 Classification non-supervisée de corps humains

A la suite des deux précédentes sections (3.1.1, 3.1.2), l'ensemble des scans 3D est représenté par sa courbe de distribution géodésique. La classification non-supervisée de ces courbes permettra de dégager les classes morphologiques et les morphotypes associés (Figure 3.16). Il existe différentes approches de clas-

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

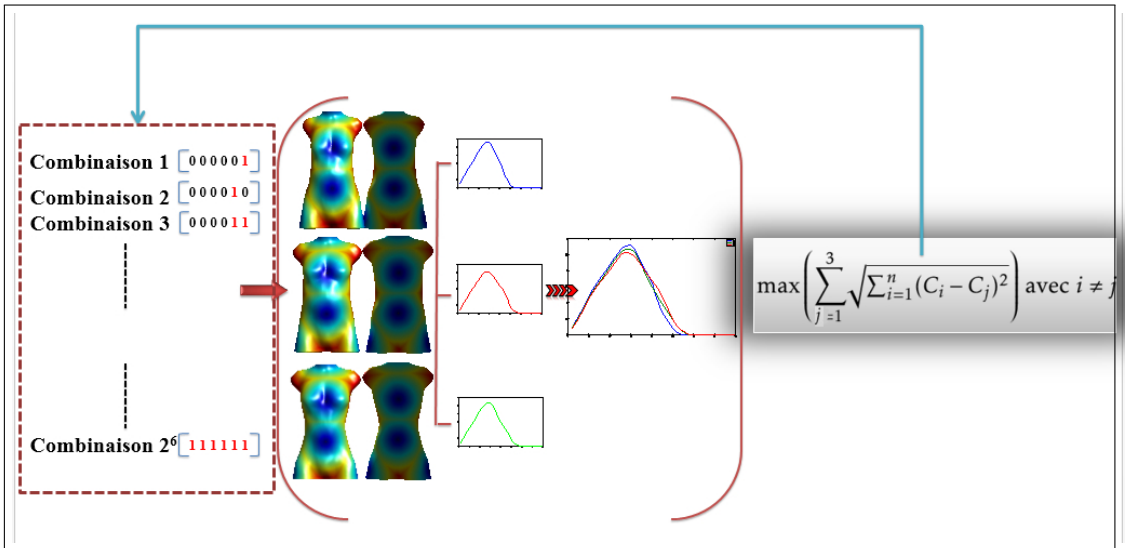


FIGURE 3.15 – *Algorithme de sélection des points de références optimaux sur les trois torses de références.*

sification non-supervisée, notre choix s'est basé sur la synthèse bibliographique présentée dans le chapitre 2. Deux méthodes ont été appliquées : l'algorithme

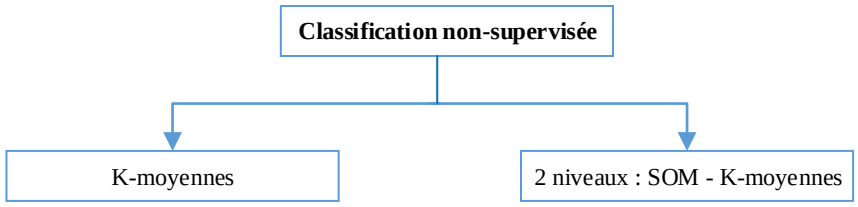


FIGURE 3.16 – *Processus de classification non-supervisée appliqué sur les torses humains*

des K-moyennes et une procédure à deux étapes basée sur une SOM et l'algorithme des K-moyennes. L'algorithme des K-moyennes a été utilisé pour sa facilité de mise en œuvre et son efficacité lorsque le nombre de données est important. Cependant, les limites de cette méthode, largement critiquée dans la littérature (ESTIVILL-CASTRO et coll. 2000), notamment la convergence possible vers des optimums locaux, nous incitent à mettre en place une méthode à deux niveaux associant une SOM et les K-moyennes (VESANTO et coll. 2000). L'idée de

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

cette procédure à deux niveaux consiste à réaliser une première classification avec une SOM, avec un nombre de centres de classes (ou prototypes pour une SOM), supérieur au nombre prévu de classes. Une deuxième classification avec les K-moyennes sur les prototypes obtenus est ensuite appliquée pour former les classes finales (Figure 3.17). Cette approche à deux niveaux a l'avantage, plus particulièrement lorsque le nombre de données est élevé, de réduire le coût de calcul et l'impact des données bruités. Pour cette approche à deux niveaux, la SOM utilisé au premier niveau peut être combinés avec d'autres méthodes de classification non supervisée. Cependant, la combinaison d'une SOM avec les K-moyennes a montré son efficacité dans la littérature (Thomassey et coll. 2007 ; Vesanto et coll. 2000).

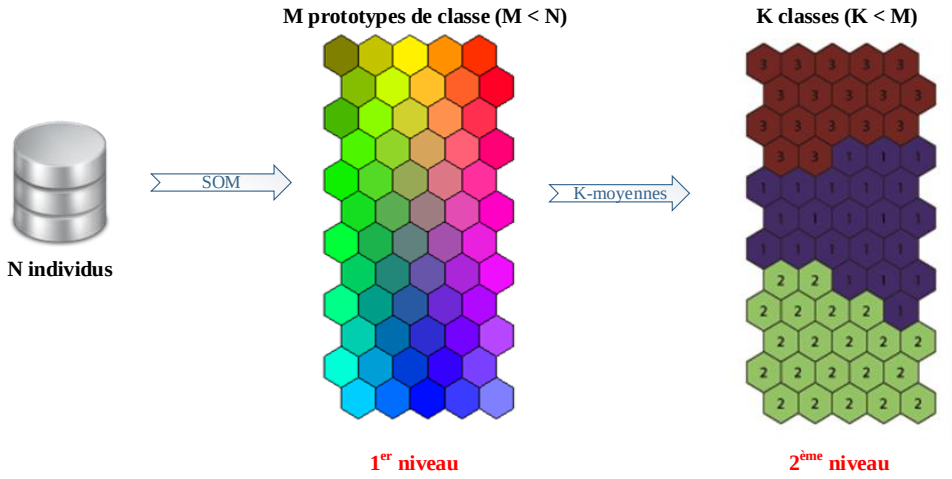


Figure 3.17 – *Processus de classification non-supervisée à deux niveaux.*

Le nombre optimal de classes, lors de ces deux méthodes de classification non supervisée, est déterminé après le partitionnement à l'aide de l'indice Davies-Bouldin (Section 2.1.5).

A l'issue de la classification appliquée sur les distributions des distances géodésiques, les centres de chacune des classes sont calculés par la moyenne des courbes des distributions géodésiques appartenant à la classe. Cependant, il n'est pas possible de définir un objet 3D à partir de sa distribution de forme géodésique. Ainsi, afin de définir le morphotype 3D associé à un centre de classe,

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

nous sélectionnons l'individu ayant la distribution de distance géodésique la plus proche de ce centre de classe.
Les morphotypes obtenus caractérisent la forme d'une morphologie. Il est alors nécessaire de rendre ce morphototype adaptatif afin de pouvoir décliner ce morphotype dans différentes mensurations et ainsi définir le système de tailles propre à cette morphologie. Ce processus peut être assimilé à une dénormalisation de l'objet 3D.
La section suivante présente la deuxième contribution de cette thèse sur la mise en place d'un modèle adaptatif basé sur les morphotypes obtenus à l'issue d'une classification non-supervisée des torses 3D.

3.2 Modèle adaptatif d'un corps humain

Le corps ne peut pas être considéré comme un simple objet sur lequel il suffirait de prendre quelques points de références et quelques courbes prises régulièrement (en tranches par exemple) qui pourraient évoluer à partir de lois basiques pour le reconstituer et le rendre adaptatif spatialement. Nous avons vu dans les premiers chapitres de cet ouvrage que l'analyse d'un corps humain et son évolution doit suivre certaines règles morphologiques et anthropométriques qui sont guidées par de nombreux critères. Ces critères difficiles à prendre en compte, nous a amené à capturer l'informations géométriques des morphotypes afin de reconstruire les mannequins adaptatifs, en augmentant la discrétisation localement dans certaines zones, pour tenir compte du caractère atypique des morphologies. La création d'un morphotype adaptatif comporte quatre opérations. La première consiste à capturer les informations morphologique et dimensionnelle sur le morphotype pour créer un mannequin identique. La seconde est l'ajustement de ce mannequin afin que ces contours morphologiques se calent aux dimensions de la taille de base du tableau de mensurations extrait de la classification. La troisième opération est de rendre le mannequin variable dimensionnellement, sans changer son type de morphologie, afin qu'il s'adapte aux différentes tailles du tableau de mensurations.

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

3.2.1 Création d'un mannequin morphotype

Les différentes étapes que l'on retrouve dans le processus de conception d'un modèle morphotype à partir d'un scan 3D de référence sont décrites dans l'arbre de conception illustrée en figure 3.18 :

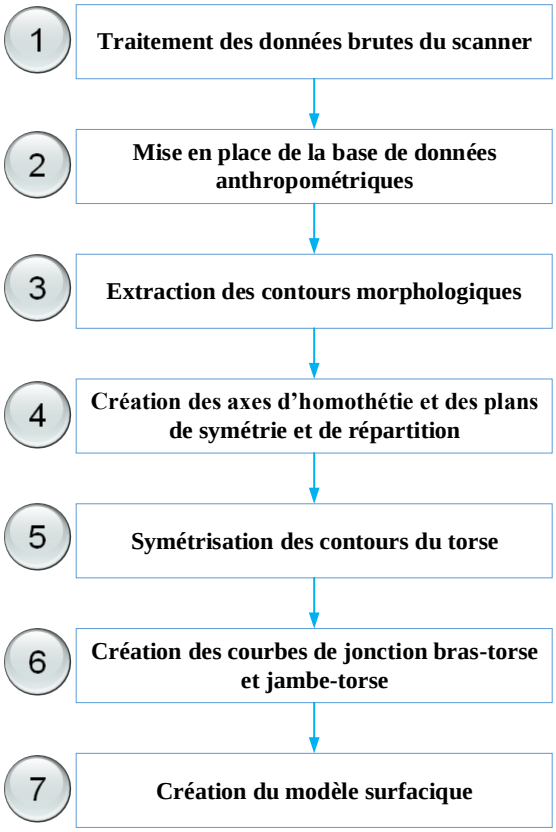


FIGURE *3.18* – *Processus de création d'un mannequin morphotype*

Traitement des données brutes du scanner

Les données issues des scans 3D sont en général bruitées et présentent des défauts provenant de l'inaccessibilité de certaines zones. Les problèmes se situent en général sur les zones tangentielles au faisceau, c'est-à-dire le dessus de la tête et des épaules, ou les zones cachées par le corps lui-même telles que l'entrejambe et les dessous des bras. La figure 3.19 montre un exemple de corps

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

scanné non traité. Différentes opérations similaires au prétraitement effectué à la section 3.1.1 de filtrage de données, de rebouchage de trous sont effectuées sur le maillage du nuage de points afin qu'il puisse être assimilé ensuite à un modèle surfacique représenté par un ensemble de facettes (Figure3.19).

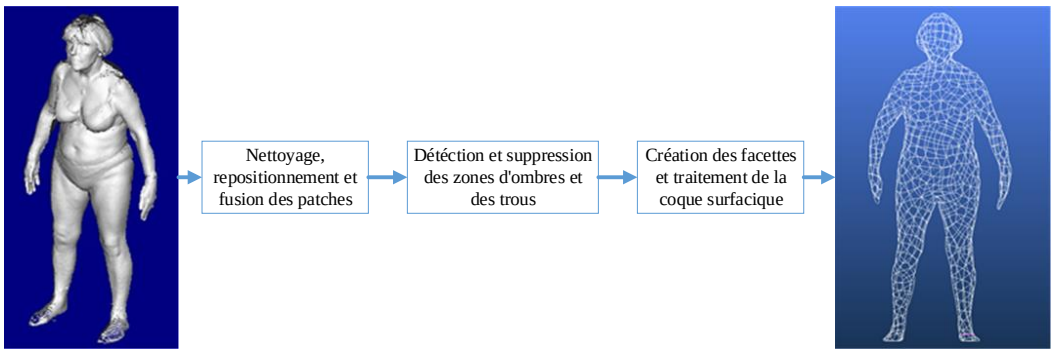


Figure 3.19 – *Processus de prétraitement du corps humain*

Mise en place de la base de données anthropométriques

L'ensemble des contours anthropométriques du morphotype doit être repéré verticalement et dans la direction du bras et de l'avant-bras. Pour cela, nous devons paramétrer cette opération avec un jeu de données en fonction de la morphologie à capturer. La règle du nombre d'or nous a servi à estimer les valeurs initiales de chacun de ces paramètres qui ont été ajustées ensuite à partir du visuel de la position des courbes anthropométriques à extraire. Les tableaux 3.2, 3.3 et 3.4 présentent les données relatives à la jambe, au torse et au bras complet. Pour chaque partie du corps, deux types de contours doivent être distingués :

- **Les contours primaires :** qui respectent la règle du nombre d'or et du canon moderne en relation avec les lignes de construction d'un vêtement. Ces contours sont définis par rapport à la stature h de la personne pour la jambe et le torse et à la longueur du bras pour celui-ci,
- **Les contours secondaires :** qui représentent les courbes morphologiques complémentaires, conduisent à la reproductibilité de la forme de chaque

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

muscle du mannequin. Chaque contour est calculé relativement par rapport au contour primaire qui lui est associé.

Désignation	Unité d'affichage	Expression (à partir du sol)
cheville	mm	0.0396*stature
dessous cheville	mm	0.5*cheville
dessus cheville	mm	2*cheville
mollet	mm	0.198*stature
dessous mollet	mm	0.85*mollet
dessus mollet	mm	1.15*mollet
genou	mm	0.29*stature
dessous genou	mm	0.9*genou
dessus genou	mm	1.1*genou
cuisse	mm	0.442*stature
dessous cuisse 2	mm	0.84*cuisse
dessous cuisse 1	mm	0.94*cuisse
entre-jambe	mm	0.452*stature
dessous entre-jambe	mm	3-entre-jambe
dessus entre-jambe	mm	3+entre-jambe

Tableau 3.2 – *Table de données relatives à la jambe.*

Extraction des contours morphologiques

Avant toute opération d'extraction de contours morphologiques, il est nécessaire de vérifier si la personne a été scannée dans une posture correcte. Une mauvaise position entraine irrémédiablement une erreur de volume lors de la symétrisation du mannequin reconstitué. Pour cela, une coupe sagittale du torse, alignée sur l'entrejambe, est réalisée afin de vérifier si le contour obtenu passe par l'entre-seins et le milieu du nez (Figure 3.20a). Si le résultat montre que la personne se penche légèrement sur un côté, une correction sera effectuée ultérieurement. L'angle d'inclinaison qui sera utilisée est obtenu après différents essais visuels de réalignement de ce contour sagittal.
Indépendamment, l'étape suivante consiste à pratiquer un ensemble de coupes horizontales, gérées verticalement avec les repères paramétrés par les précédents

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Désignation	Unité d'affichage	Expression
hanche	mm	0.515*stature
dessous hanche	mm	0.95*hanche
dessus hanche	mm	1.05*hanche
taille	mm	0.606*stature
dessous taille	mm	0.96*taille
dessus taille/ceinture	mm	1.04*taille
dessous poitrine	mm	0.678*stature
dessous poitrine 1	mm	1.02*dessous poitrine
dessous poitrine 2	mm	0.98*dessous poitrine
poitrine	mm	0.71*stature
aisselles	mm	0.736*stature
dessous bras	mm	0.75*stature
cou	mm	0.868*stature
dessous cou 1	mm	0.995*cou
dessous cou 2	mm	0.99*cou
dessous cou 3	mm	0.986*cou
dessus cou	mm	1.01*cou

Tableau *3.3* – *Table de données relatives au torse.*

Désignation	Unité d'affichage	Expression
acromion	mm	0.847*stature
extension bras 1	mm	0.978*acromion
extension bras 2	mm	0.955*acromion
coude	mm	0.59*poignet
dessous coude	mm	1.2*coude
dessus coude	mm	0.8*coude
dessus poignet	mm	0.9*poignet
biceps	mm	0.41*poignet
dessus biceps	mm	0.8*biceps
aisselle épaule	mm	0.31*poignet

Tableau *3.4* – *Table de données relatives aux bras.*

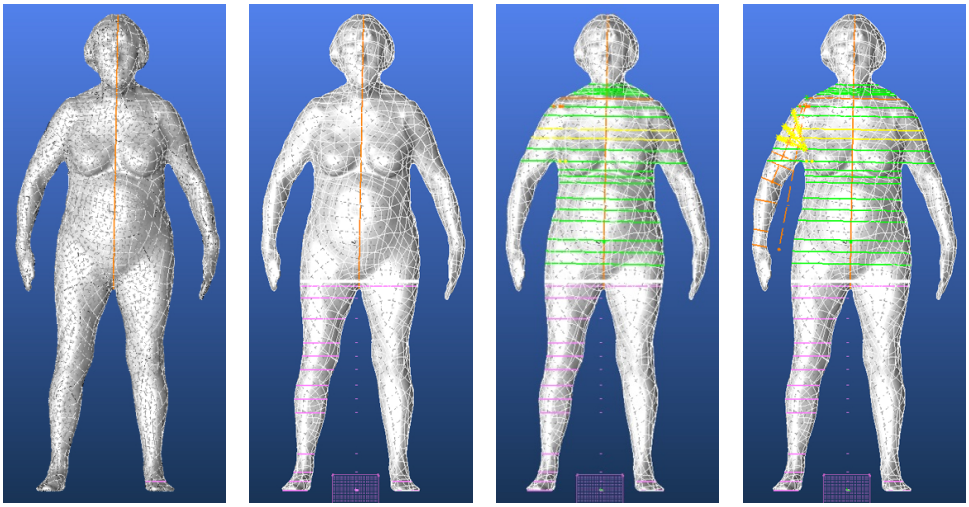
tableaux (3.2, 3.3 et 3.4), afin de créer les contours morphologiques de la jambe et du torse (Figures 3.20b,3.20c).

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Pour le torse, un ensemble de repères spécifiquement inclinés, pour tenir compte de son défaut d'alignement, a été créé afin de capturer les contours perpendiculairement à l'axe du torse (non parallèles au sol).
Pour le bras (Figure 3.20d), les coupes sont prises perpendiculairement à deux axes alignés sur le bras et l'avant-bras, et orientés par deux repères de direction dont l'origine est située sur l'acromion (Figure 3.21a). Afin de représenter fi-



(a) *Redressement* ***(b)*** *Contours de la jambe* ***(c)*** *Contours du torse* ***(d)*** *Contours du bras*

Figure *3.20* – *Processus d'extraction des contours morphologiques*

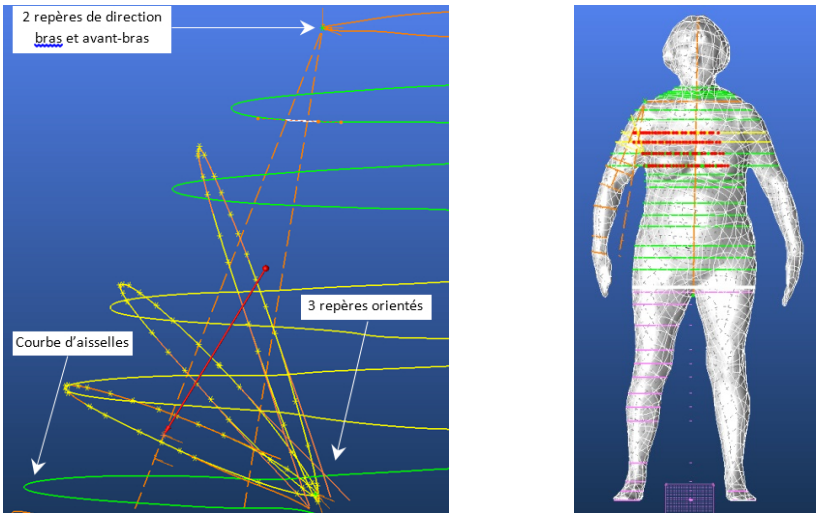
dèlement la partie musculaire entre le bras et le torse (deltoïde), trois coupes obliques sont définies à partir de 3 repères orientés (Figure 3.21a). L'un d'eux sert de référence aux autres et est obtenu par translation du repère du bras. La distance de translation est relative à la position de la courbe d'aisselles et de l'acromion. Une extrapolation des courbes est ensuite nécessaire compte tenu des problèmes de contact entre le bras et le torse. A ce stade du processus d'extraction, il est possible de corriger la posture en pivotant l'ensemble des courbes du torse avec ses repères, des courbes du bras avec ses repères et ses directions associées (Figure 3.21b). Le centre de la rotation se trouve à l'entrejambe sur le point bas de la coupe sagittale du torse, la rotation utilise le même angle qui nous a permis de positionner les repères de coupe initiaux du torse. Une extrapolation des quatre courbes au niveau de la poitrine et sur sa partie supérieure doit aussi

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

s'effectuer pour les mêmes problèmes de collision citées précédemment (Figure 3.21b).



(a) *Trois coupes obliques* ***(b)*** *Correction de la posture*

FIGURE *3.21* – *Repères de contrôle de l'avant-bras et alignement de la posture*

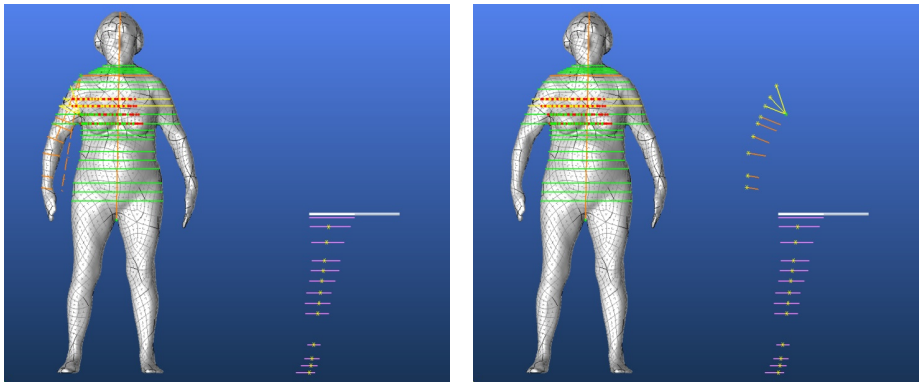
Création des axes d'homothétie et des plans de symétrie et de répartition

L'ensemble des contours morphologiques est ensuite translaté afin d'isoler la reconstruction du mannequin morphotype dans un autre espace proche. L'objectif est de pouvoir comparer les résultats finaux des deux morphologies : morphotype, mannequin morphotype paramétré. L'opération nécessite de translater les contours et repères de la jambe (Figure 3.22a), les contours du bras (Figure 3.22b), les repères et les directions associées à ce bras, et finalement les contours du torse (Figure 3.23a).
Les axes d'homothétie du bras étant déjà réalisés et représentés par ses deux directions, il est nécessaire de concevoir ceux de la jambe et du torse. Celui de la jambe est obtenu en créant les centres de gravité des deux contours extrêmes de la jambe (Figure 3.23a). Ces points définissent alors les extrémités de son axe d'homothétie. Dans le cas du torse, l'axe est l'intersection des deux plans sagittal et frontal. Le plan sagittal, plan de symétrie du corps, est facilement obtenu car il peut être créé directement à partir du repère du plan de coupe sagittal

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

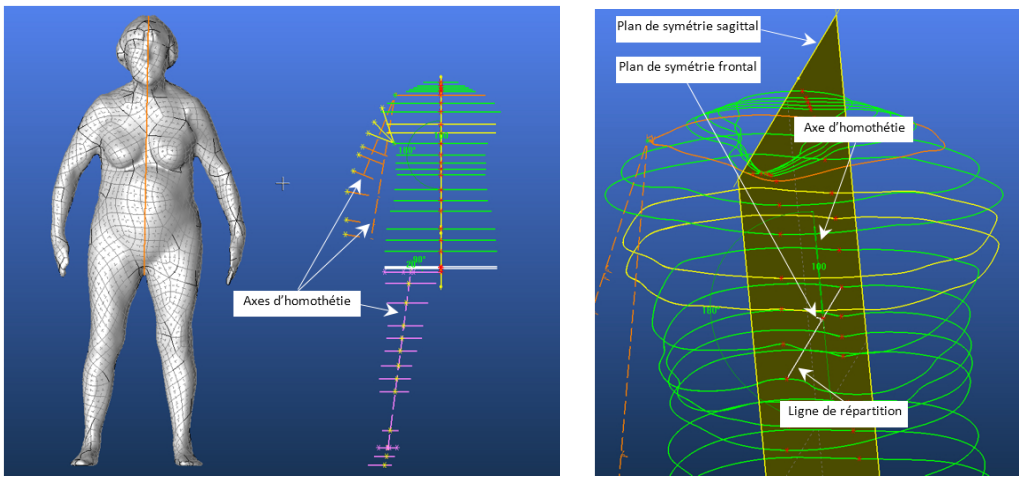
Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Jambe* ***(b)*** *Bras*

FIGURE 3.22 – *Translation des contours morphologiques*

(Figure 3.23b). Le plan frontal, plan de répartition du corps, est perpendiculaire au plan sagittal et passe par deux points du contour poitrine séparant le devant du dos dans un rapport dimensionnel de 35% et 65%. Une ligne de répartition, définie entre deux autres points du devant/dos résultant de l'intersection entre le contour poitrine et le plan sagittal, doit être créée. Cette ligne sert de support pour projeter l'un de ces deux points afin créer un point de répartition sur lequel passe verticalement la ligne de symétrie (Figure 3.23b).



(a) *Bras* ***(b)*** *Torse*

FIGURE 3.23 – *Axes d'homothétie*

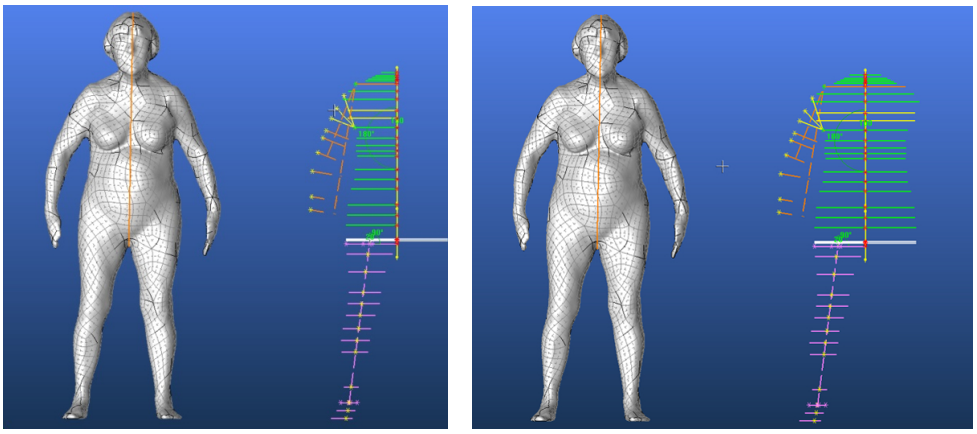
© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Symétrisation des contours du torse

Afin de symétriser le corps, chaque contour morphologique du torse est séparé en deux parties par l'intermédiaire du plan sagittal (Figure 3.24a). Seuls les demi-contours du côté droit sont utilisés pour les reconstituer symétriquement. Enfin, chaque demi-contour est cousu avec son symétrique pour n'en former qu'un contour complet (Figure 3.24b).



(a) *Séparation en deux parties par le plan sagittal* ***(b)*** *Conception des contours par symétrie*

Figure 3.24 – *Processus de symétrisation des contours du torse*

Création des courbes de jonction bras-torse et jambe-torse

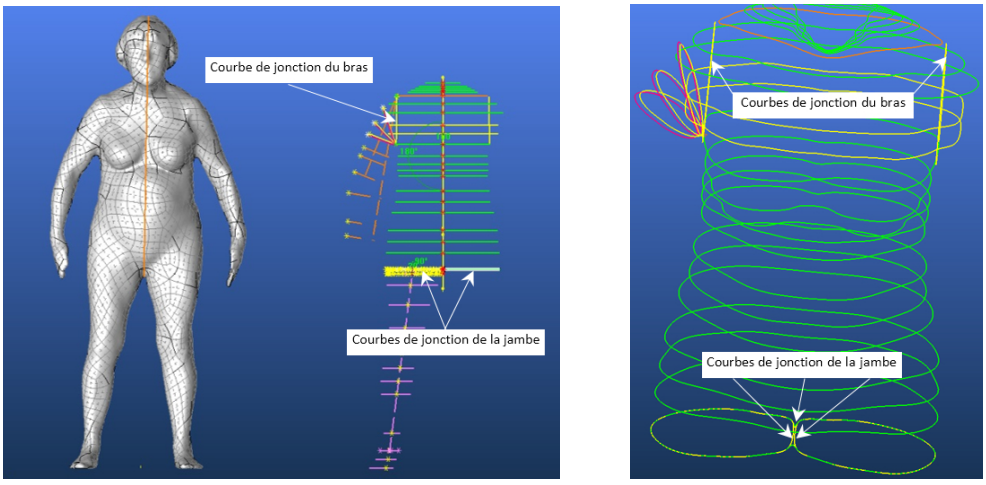
Cette étape est très importante car elle permet de créer une continuité lors de la jonction de la surface du torse avec les surfaces de la jambe et du bras. Une courbe commune ou de forme proche doit exister. Dans le cas du bras, créer la surface du torse entraine l'apparition de deux moignons au niveau des épaules qui vont au-delà des courbes présumées de jonction des bras. A ce stade, la coupe d'un des débordements surfaciques avec le plan vertical du repère de l'acromion respectif nous conduit à la création de la courbe de jonction. Cette courbe servira à la création de la surface du bras à son extrémité haute (Figure 3.25a). Dans le cas de la jambe, nous nous appuyons sur le contour de l'entrejambe (côté torse) pour créer deux demi-contours de jonction dont l'un servira à la création de la

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

surface d'une jambe à son extrémité haute (Figure 3.25a). Une translation par duplication des trois contours de création du deltoïde est également nécessaire pour obtenir une surface continue en dessous du bras (Figure 3.25b).



(a) *2D* ***(b)*** *3D*

Figure 3.25 – *Création des courbes de jonction bras-torse et jambe-torse*

Création du modèle surfacique

Finalement, la dernière étape consiste à créer les surfaces de la jambe droite, du torse et du bras droit. Une copie par symétrie de la jambe droite et du bras droit permet d'obtenir leur symétrique gauche (Figure 3.26a). Les cinq surfaces sont ensuite cousues pour obtenir une surface unique. Des courbes de mensurations ont été créées pour contrôler les mesures de nos contours principaux (Figure 3.26b).

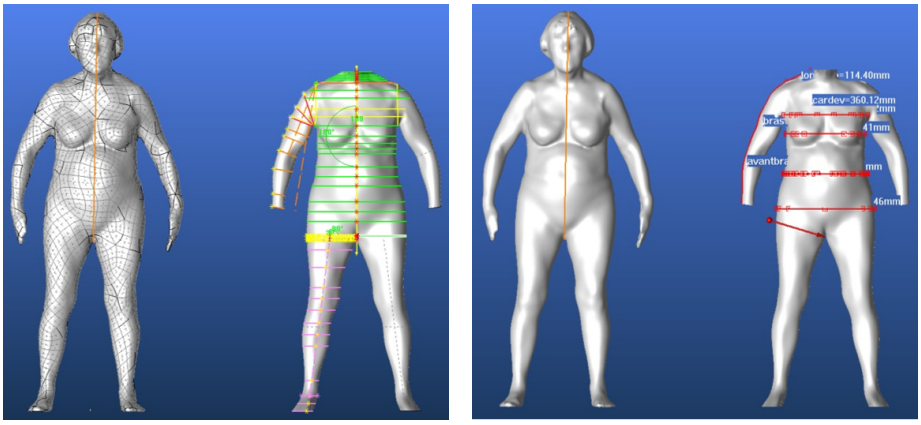
3.2.2 Ajustement du mannequin au volume et à la stature

Deux méthodes ont été mises en place afin de contrôler le mannequin paramétrique. La première est définie par rapport aux résultats de la classification qui définissent les règles d'évolutions morphologiques du mannequin. La seconde est adaptée aux besoins de nos partenaires industriels qui ont la contrainte

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Copie par symétrie* ***(b)*** *Contrôle de mesures des contours principaux*

Figure 3.26 – *Contrôle du morphotype et prise de mesures*

de contrôler le mannequin par un système de tailles issu de la campagne de mensurations Française.

Méthode basée sur des règles d'évolutions morphologiques

Les méthodes de modélisation du corps humain, présenté dans la section 1.4, se font généralement sans tenir compte des notions morphologiques et surtout des proportions d'évolutions d'un corps humain. Pour pallier à ce problème, nous avons cherché les équations d'évolutions permettant le contrôle de nos mannequins morphotypes en adéquation avec les morphologies de leur classe respective. Dans la section 3.2.1, nous avons défini les contours principaux gérant le mannequin adaptatif. Pour chacune des classes, nous devons alors déterminer les équations de régression linéaire entre la mesure principale considérée, la stature, et ces contours principaux. En effet, dans le secteur de l'habillement, la gradation des vêtements se base sur les relations linéaires entre les différentes mesures des longueurs et des circonférences. Ainsi, l'évolution du corps humain est estimée fonction de sa stature peut s'exprimer par l'équation suivante :

$$Contour_i = a * stature + b \tag{3.11}$$

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Les coefficients a et b permettent de caractériser nos équations d'évolutions pour les différentes classes résultant de notre méthode de classification 3D.
Ces équations d'évolutions morphologiques vont agir sur la dimension des contours primaires (Tableaux 3.2, 3.3 et 3.4) de nos mannequins morphotypes paramétriques afin de représenter de manière significatif l'ensemble des individus appartenant à la même classe morphologique. Ainsi, nous avons défini dix équations d'évolutions représentant les contours suivants : tour de cou, tour de dessous-bras, tour de poitrine, tour de dessous-poitrine, tour de taille, tour de hanches, tour de cuisses, tour de genoux, tour de mollets et tour de chevilles.

Méthode basée sur un système de tailles

La comparaison de notre mannequin avec le tableau de mensurations de l'entreprise partenaire (Figure 3.27) montre que les mensurations ne correspondent pas. La morphologie est peut être correcte mais le volume, ainsi que la stature, doivent être légèrement ajustés. Par exemple, notre morphotype mesure $1,51m$ en stature et possède des mensurations d'une entreprise partenaire différentes de la base 152 du tableau.

	XS(base 36)			S (base 40)			M (base 44)			L (base 48)			XL (base 52)	
Stature	152	161	170	152	161	170	152	161	170	152	161	170	152	161
Poids							62,3							
Hauteur du corps							131,1							
Tour de tête							54,7							
Longueur d'épaule							11,4							
Longueur de bras-coude	30,3	31,8	33,3	30,8	32,3	33,8	31,2							
Longueur d'avant-bras	22,4	24,2	26,0	22,1	23,9	25,7	21,9							
Carrure devant	37,3	37,8	38,2	39,7	40,2	40,7	41,9							
Carrure dos	32,2	32,8	33,3	34,2	34,8	35,3	35,9							
Tour de poitrine	84,0	84,0	84,0	92,0	92,0	92,0	100,0							
Longueur taille-milieu dos							38,0							
Tour de taille							88,5							
Tour de l'abdomen	78,7	78,7	78,7	86,9	86,9	86,9	95,1							
Tour de hanches	84,7	84,7	84,7	92,7	92,7	92,7	100,4							
Tour de bassin	91,4	92,3	93,2	96,9	98,1	99,2	102,3							
Montant périnéal							27,4							
Hauteur taille-sol							94,2							
Hauteur taille-genou							53,3							
Longueur entrejambe-sol							66,6							
Tour de cuisse	50,0	50,9	51,8	52,6	53,6	54,7	55,0							

Figure 3.27 – *Tableau de mensurations de l'entreprise partenaire*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Ajustement du volume C'est à partir des mesures connues, encadrées dans le tableau de mensurations, que nous allons ajuster le volume de notre mannequin. Les contours non connus seront calculés proportionnellement par effet de voisinage en fonction des valeurs des contours connus. Les mesures de notre mannequin prises directement sur les coupes morphologiques sont définies dans la figure 3.28.

Nom	Désignation	Valeur	Nom	Désignation	Valeur
cardev	cardev mes	360.12243...	extbra2	extbra2	1061.2532..
poitri	poitri mes	969.41155...	dessousna	dessousnan	963.67169...
taill	taill mes	933.80849...	han	han	1006.4377...
hanch	hanch mes	1016.4617...	dessushan	dessushan	993.93394...
longep	longep mes	100.70504...	dessoustai	dessoustai	938.45425...
cardos	cardos mes	330.51561...	tai	tai	876.84617...
cardevn	cardevn mes	392.53344...	cein	cein	840.07761...
cardosn	cardosn mes	359.00606...	dessouspoi2	dessouspoi2	864.29380...
poitrin	poitrinmes mes	1000.4327...	dessouspoi	dessouspoi	877.00102...
tailln	tailln mes	885.07220...	dessouspoi1	dessouspoi1	952.20861...
hanchn	hanchn mes	1006.2970...	carrudev	carrudev	1091.6714...
longepn	longepn mes	114.40441...	carrudos	carrudos	1063.7887...
brascoude	brascoude mes	299.41452...	extbra1	extbra1	964.32134...
avantbras	avantbras mes	221.64593...	acro	acro	788.76669...
p	poitrine	1022.2334...	dessousc3	dessousc3	620.93068...
pied	pied	470.05604...	dessousc2	dessousc2	595.97185...
dessousche	dessousche	374.29773...	dessousc1	dessousc1	563.29759...
che	che	234.98225...	c	c	540.97602...
dessusche	dessusche	186.30405...	dessusc	dessusc	522.67572...
dessousmol	dessousmol	289.80241...	poi	poi	158.37874...
mol	mol	312.03026...	dessuspoi	dessuspoi	162.07726...
dessusmol	dessusmol	309.24987...	dessouscoud	dessouscoud	236.93536...
dessousgen	dessousgen	322.03732...	coud	coud	245.86174...
gen	gen	354.40131...	dessuscoud	dessuscoud	268.40130...
dessusgen	dessusgen	368.98149...	bi	bi	287.02595...
dessouscui2	dessouscui2	435.71511...	aisep	aisep	307.66319...
dessouscui1	dessouscui1	502.68602...	aisepr1	aisepr1	324.49907...
cui	cui	554.24083...	aisepr2	aisepr2	384.75927
dessoushan	dessoushan	993.27498..	dessoushan	dessoushan	993.27498...
			extbra2	extbra2	1061.2532...

Figure 3.28 – *Mesures du mannequin prises directement sur les coupes morphologiques*

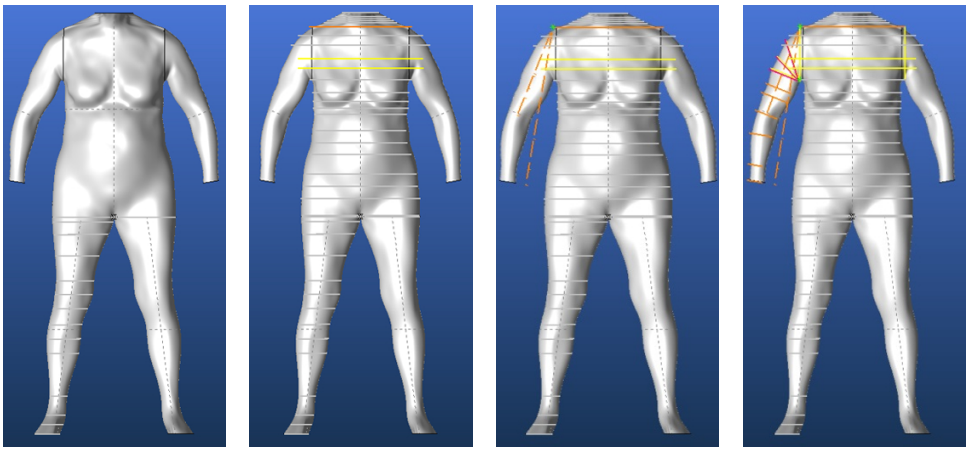
Le rapport entre ces valeurs de mesures et ces mêmes valeurs réajustées permettent de calculer les différents facteurs des homothéties centrales qui vont être appliquées sur les contours morphologiques du précédent mannequin. Nous avons utilisé les axes d'homothéties de la jambe, du torse et du bras et de l'avant-bras pour obtenir respectivement les contours de la jambe (Figure 3.29a), du torse (Figure 3.29b), du bras (Figure 3.29d). Pour le bras, une translation de

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

ses nouveaux contours sur le nouvel acromion a permis de tenir compte de ce changement de volume. De même, nous avons dupliqué les éléments de contrôle du bras (repères et axes d'homothétie) pour les opérations futures de paramétrisation du mannequin (Figure 3.29c). La figure3.30a montre une différence



(a) *Axes d'homothéties de la jambe* ***(b)*** *Axes d'homothéties du torse* ***(c)*** *Duplication des éléments de contrôle* ***(d)*** *Axes d'homothéties du bras*

Figure *3.29* – *Processus d'ajustement du volume*

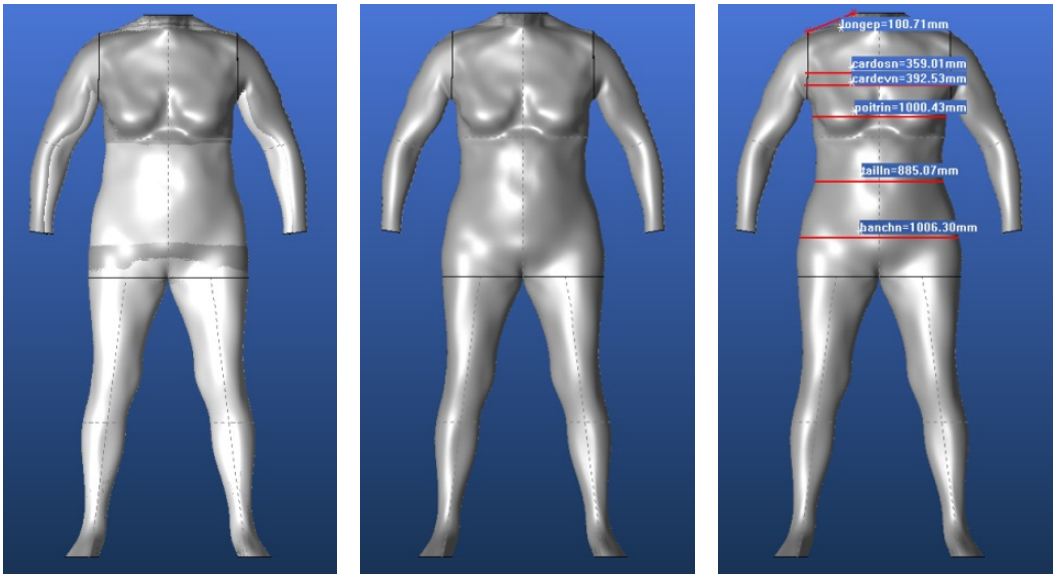
de volume très significative entre les deux mannequins, le mannequin résultant (Figure3.30b), ainsi que les nouvelles mensurations des contours principaux (Figure 3.30c). Si nous les comparons avec les valeurs souhaitées dans le tableau 3.5, la précision des mesures confirme un réajustement parfait en volume du morphotype.

Ajustement de la stature Suivant un principe similaire à l'ajustement du volume, nous allons maintenant déplacer verticalement l'ensemble des contours morphologiques pour retrouver la stature souhaitée (de 151 à 152). En fonction des tables de données 3.2, 3.3 et 3.4, un nouveau jeu de paramètres, coefficienté par le rapport de stature H/h (stature finale /stature initiale), est créé pour définir la position des nouveaux contours morphologiques. Chaque contour est translaté par son propre coefficient. Ainsi, nous avons déplacé les contours morphologiques de la jambe (Figure 3.31a), du torse (Figure 3.31b), du bras

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Différence de volume* ***(b)*** *Mannequin résultant* ***(c)*** *Mensurations des contours principaux*

Figure *3.30* – *Contrôle de l'ajustement volumique du morphotype*

Contours \ Base	152
Hauteur du corps	62.3
Longueur de bras-coude	31.2
Longueur d'avant-bras	21.9
Carrure devant	41.9
Carrure dos	35.9
Tour de poitrine	100.0
Tour de taille	88.5
Tour de l'abdomen	95.1
Tour de hanches	100.4
Tour de bassin	102.3
Tour de suisse	55.0

Tableau *3.5* – *Table de mesures relatives à la base 152.*

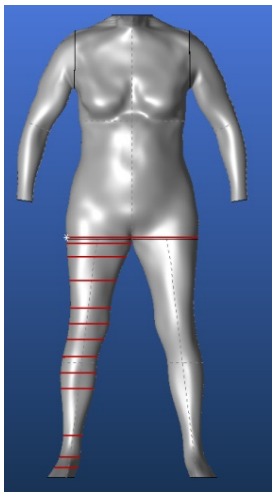
et de son avant-bras 3.31d). Pour le bras, nous avons dupliqué les éléments de contrôle (repères et axes d'homothétie) pour les positionner sur le nouvel acromion (Figure 3.31c) ce qui permet d'effectuer son allongement suivant ses

© 2015 Tous droits réservés.

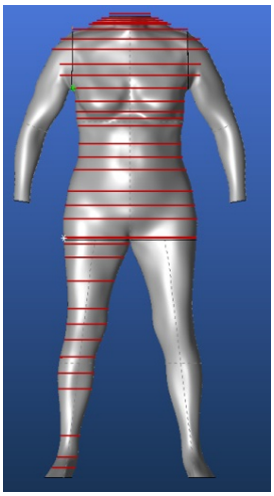
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

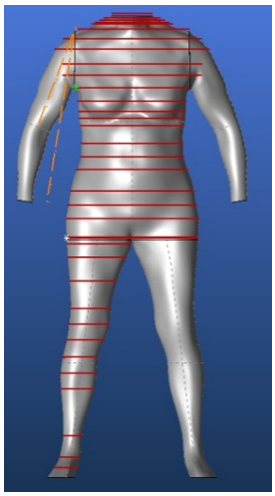
deux directions spécifiques 3.31e).



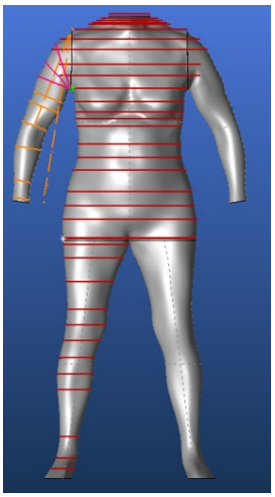
(a) *Ajustement des contours de la jambe*



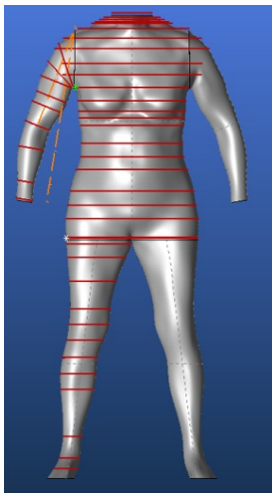
(b) *Ajustement des contours du torse*



(c) *Duplication des repères et axes d'homothétie*



(d) *Duplication des contours du bras*



(e) *Ajustement des contours du bras*

Figure *3.31* *– Étapes d'ajustement à la stature*

Création d'un mannequin morphotype adaptatif Le mannequin étant maintenant calibré sur la taille de base, l'objectif est de le paramétrer par rapport au volume pour l'adapter au système de tailles. Pour cela, nous procédons de manière similaire au changement de volume précédent mais avec des rapports

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

d'homothéties précalculés dans un tableau Excel. Le principe est d'affecter au mannequin de nouvelles valeurs de contours (Figure 3.32-col-Nouvelle valeur). Pour cela, nous ajoutons les écarts de mesures (Figure 3.32-col-Variation) aux valeurs de la taille de base (Figure 3.32-col-variation) pour calculer ces nouvelles valeurs. Les écarts sont stratégiquement calculés pour chaque taille (Figure 3.32-col-36/40/44/48/52). Pour une taille donnée, les paramètres en rouge représentent les écarts connus et en noir ceux estimés proportionnellement par rapport à ceux connus. En copiant une colonne de taille dans la colonne variation, les nouvelles valeurs des contours morphologiques du mannequin morphotype sont calculés automatiquement.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	Colonne 1	Nouvelle valeur	T.base	Variation		36	40	44	48	52
2	pm	858.43	1020.43	-162	poitrine	-162	-81	0	110	220
3	piedm	412.995416	470.06	-57.064584		-57.06458401	-22.05102483	0	24.59537385	53.4313294
4	dessouschem	414.0365762	464.3	-50.263424		-50.26342379	-21.78081697	0	24.29398816	52.776595
5	chem	209.5419226	234.98	-25.438077		-25.43807737	-11.02316686	0	12.29507073	26.7099812
6	dessuschem	166.1318418	186.3	-20.168158		-20.1681582	-8.739535219	0	9.747943129	21.1765661
7	dessousmolm	258.4273095	289.8	-31.372691		-31.37269053	-13.59483256	0	15.16346709	32.9413251
8	molm	278.2507708	312.03	-33.779229		-33.77922921	-14.63766599	0	16.32662745	35.4681907
9	dessusmolm	275.7717234	309.25	-33.478277		-33.47827656	-14.50725318	0	16.181167	35.1521904
10	dessousgenm	287.1771247	322.04	-34.862875		-34.86287529	-15.10724596	0	16.85038972	36.6060191
11	genm	316.0339492	354.4	-38.366051		-38.36605081	-16.62528868	0	18.54359122	40.2843533
12	dessusgenm	329.0355716	368.98	-39.944428		-39.94442841	-17.30925231	0	19.30647373	41.9416498
13	dessouscui2m	388.5505427	435.72	-47.169457		-47.16945727	-20.44009815	0	22.79857102	49.5279301
14	dessouscui1m	448.2706149	502.69	-54.419385		-54.4193851	-23.58173355	0	26.3027028	57.1403544
15	cuim	494.24	554.24	-60	cuisse	-60	-26	0	29	63
16	entrejm	936.99	1056.99	-120		-120	-60	0	75	150
17	entrejm3m	518.2546565	581.17	-62.915344		-62.91534353	-27.26331553	0	30.40908271	66.0611107
18	dessoushanm	853.87	943.87	-90		-90	-45	0	66	143
19	hanm	914.44	1025.44	-111	BASSIN	-111	-55	0	66	143
20	dessushanm	865.03	1002.03	-137	HANCHE	-137	-67	0	92	199
21	dessoustaim	786.14	950.14	-164	abdomen	-164	-82	0	103	226
22	taim	713.85	882.85	-169	taille	-169	-85	0	105	231
23	ceinm	700.9451509	866.89	-165.94485		-165.9448491	-83.46338563	0	103.1018293	226.824024
24	dessouspoi2m	757.9266513	900.96	-143.03335		-143.0333487	-71.51667434	0	97.1214096	194.242819
25	dessouspoim	758.9529683	902.18	-143.22703		-143.2270317	-71.61351587	0	97.25292279	194.505846
26	dessouspoi1m	824.0399699	979.55	-155.51003		-155.5100301	-77.75501504	0	105.5932303	211.186461
27	carrudevm	912.17	1072.17	-160	carrure devant	-160	-85	0	95	180
28	carrudosm	925.79	1135.79	-210	carrure dos	-210	-105	0	45	90
29	extbra1m	#REF!	964.32	#REF!		#REF!	-38.16390106	0	38.16390106	76.4127171
30	acrom	#REF!	788.77	#REF!		#REF!	-31.21633922	0	31.21633922	62.5021351
31	dessousc3m	#REF!	620.93	#REF!		#REF!	-24.57390813	0	24.57390813	49.2024934
32	dessousc2m	#REF!	595.97	#REF!		#REF!	-23.58609187	0	23.58609187	47.224663
33	dessousc1m	#REF!	563.3	#REF!		#REF!	-22.29314488	0	22.29314488	44.6358922
34	cm	#REF!	540.98	#REF!		#REF!	-21.40980919	0	21.40980919	42.8672554
35	dessuscm	#REF!	522.68	#REF!		#REF!	-20.6855689	0	20.6855689	41.4171634
36	poim	153.1380044	158.38	-5.2419956	bras coude + avant bra	-5.24199561	-5.24199561	0	5.24199561	10.4839912
37	dessuspoim	156.7155433	162.08	-5.3644567		-5.364456677	-5.364456677	0	5.364456677	10.7289134
38	dessouscoudm	229.0978581	236.94	-7.8421419		-7.842141936	-7.842141936	0	7.842141936	15.6842839
39	coudm	237.7226276	245.86	-8.1373724	bras coude	-8.1373724	-8.1373724	0	8.1373724	16.2747448
40	bim	277.53	287.03	-9.5		-9.5	-9.5	0	9.5	19
41	aisepm	295.66	307.66	-12		-12	-12	0	12	24
42	aisepr1m	309.9	324.5	-14.6		-14.6	-14.6	0	14.6	29
43	aisepr2m	369.76	384.76	-15		-15	-15	0	15	34
44	extbra2m	977.25	1061.25	-84		-84	-42	0	42	84.0934504
45	aisellm	860.7938939	1023.24	-162.44611		-162.4461061	-81.22305303	0	81	162
46	dessuscoudm	259.516608	268.4	-8.883392		-8.88339198	-8.88339198	0	8.88339198	17.766784

Figure 3.32 – *Tableau Excel pour contrôler le mannequin*

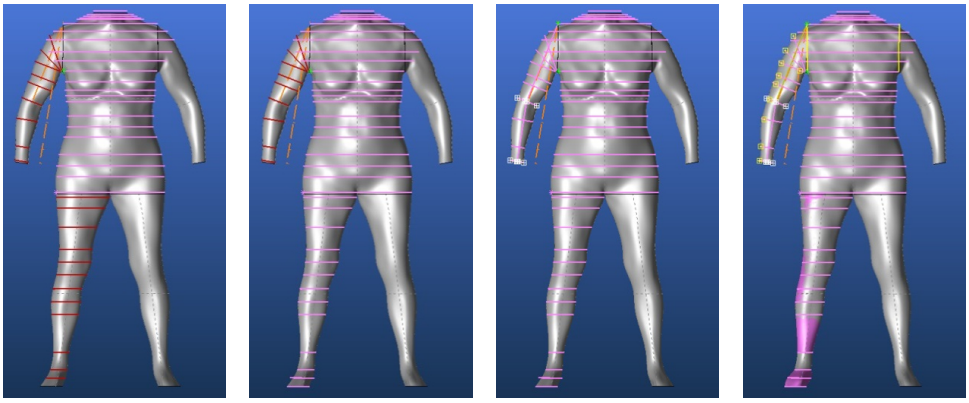
Une homothétie de rapport Valeur Nouvelle/Valeur Ancienne est donc effectuée sur le torse (Figure 3.33a), les jambes (Figure 3.33b), les bras (Figure 3.33c)

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

pour une taille choisie. La jambe droite est translatée avant de la symétriser afin d'ajuster la continuité des surfaces sur le côté pour le couturage finale, ce qui évite aussi les problèmes de collision des surfaces au niveau de l'entrejambe (Figure 3.33d). Une mise en place des plans de jonction au niveau du bras est toujours nécessaire pour le même problème de préparation de la surface du torse (Figure 3.33d).



(a) *Torse* ***(b)*** *Jambe* ***(c)*** *Bras* ***(d)*** *Jonction au niveau du bras*

Figure *3.33* – *Étapes d'ajustement au nouveau volume*

Les figures 3.34a, 3.34b et 3.34c montrent les résultats de comparaison avec le morphotype de la taille de base. Les mesures obtenues sur le modèle final sont toujours aussi satisfaisantes (Figure 3.34d).

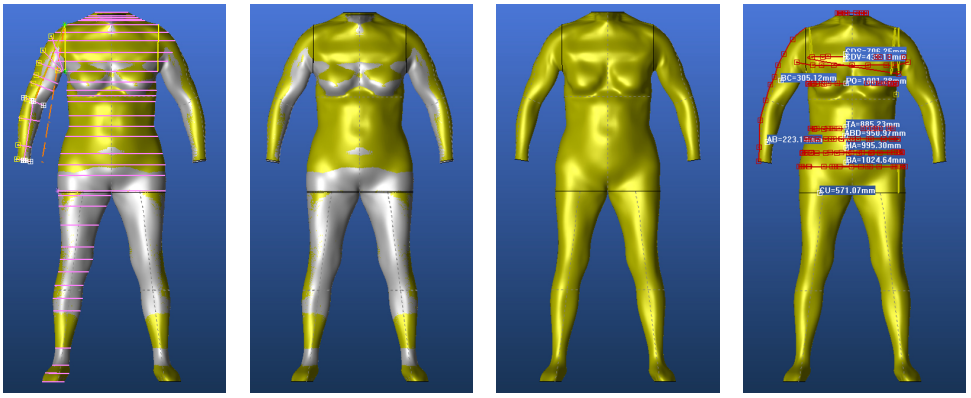
Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une analyse morphologique originale des corps humains. Contrairement aux méthodes traditionnelles, basées uniquement sur des mesures pour définir un système de tailles, notre méthode détecte les classes morphologiques en utilisant les informations géométriques de la forme du corps, à partir de description de forme 3D et de classification non-supervisée. Ainsi, une méthode de classification 3D a été mise en place afin d'identifier automatiquement les différents morphotypes d'un échantillon d'une population. Deux approches de classification non-supervisée ont été introduites

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Création des surfaces*

(b) *Comparaison des deux versions de mannequin*

(c) *Mannequin final*

(d) *Mesures obtenues sur le mannequin final*

Figure 3.34 – *Contrôle du mannequin final*

dans le souci d'améliorer la robustesse des résultats. Une méthodologie à deux variantes pour la conception et la modélisation d'un mannequin adaptatif est ensuite présentée. Celle-ci répond parfaitement aux besoins liés à la création de vêtements prêt-à-porter. Elle permet de reproduire la morphologie de la personne mesurée quelque soit la taille commerciale souhaitée issue des tables de mensurations.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Chapitre 4

Résultats expérimentaux

Introduction

L'analyse morphologique des corps humains est un enjeu important dans différents domaines industriels telles que par exemple l'industrie de l'habillement. Les nombreuses études existantes sur la détection des classes morphologiques sont généralement basées sur l'analyse statistique des mesures anthropométriques (Section 1.3) et nécessitent souvent des connaissances spécifiques soit en morphologie, soit en modélisme de vêtements en fonction de l'application, soit en morphologie. Notre approche présente la particularité d'identifier automatiquement la forme du corps humain en 3D. Ainsi, son application ne nécessite aucune expertise pointue en morpholgie ou en technique de création de vêtements.

Dans ce chapitre, nous présentons, dans un premier temps, les résultats de la classification non-supervisée appliquée sur des torses humains tridimensionnels suivant la méthodologie présentée dans la section 3.1. Cette partie se compose de la présentation de la base de données utilisée pour nos expérimentations (Section 4.1.1), des différentes techniques d'évaluation de la classification et du contenu des classes (Section 4.1.2), ainsi que les résultats obtenus avec les deux méthodes de classification non-supervisée (Section 4.1.4). Une analyse complète de ces résultats est présentée dans la section 4.1.5.

Dans un second temps, nous exploitons, dans la section 4.2, les résultats de la

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

classification non-supervisée pour développer les différents modèles de mannequins morphotypes adaptatifs. Pour cela, nous avons étudié les corrélations entre les différentes mensurations afin d'extraire les lois d'évolutions du mannequin adaptatif de chaque classe. Enfin, nous avons validé les différents morphotypes en les comparant à leur homologue réel. De même, il a été nécessaire de valider la morphologie de chaque mannequin paramétré en fonction des lois d'évolutions des différentes classes. Ainsi, nous clôturons ce chapitre en montrant que ces mannequins caractérisent correctement la population de notre base de données.

4.1 Classification non-supervisée de corps humains

4.1.1 Présentation de l'échantillon de données

La base de données utilisée dans ce travail de recherche est un échantillon représentatif de 500 scans de femmes issues de la campagne de mensuration française réalisée en 2006 par l'IFTH. Les individus constituant cette base de données appartiennent à l'intervalle d'âge de 18 à 65 ans. La numérisation de ces personnes a été réalisée à l'aide d'un scanner 3D. L'appareil de mesure utilisés pour balayer le corps humain est celui de la société "Human Solution". Il est composé de quatre rampes verticales où se trouvent les dispositifs de mesure se déplaçant verticalement. Chaque dispositif permet à la fois de projeter le faisceau lumineux sur la personne et de récupérer par deux caméras les points de mesures issues de cette information lumineuse. Le maillage des scans effectué à haute résolution contient $\simeq$ 400 000 triangles. Après un premier tri, permettant d'extraire les individus à problème (personnes scannés avec vêtements, mauvaises postures, etc...), 478 scans ont pu être identifiés comme valide pour notre analyse. Cette étude réalisée sur les formes de morphologiques féminines peut être appliquée à d'autres catégories d'individus telles que le secteur de l'homme ou de l'enfant.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

4.1.2 Techniques d'évaluation des résultats

Afin de tirer des conclusions sur les expérimentations réalisées, nous avons eu recours à deux méthodes d'évaluation :

- **Une évaluation subjective :** cette évaluation concerne l'apparence morphologique générale du corps humain. La principale question de cette analyse est de savoir s'il existe des ressemblances significatives au sein d'une même classe et des différences morphologiques entre les classes (la formation des classes est-elle intuitive ?). Pour cela, une identification visuelle des caractéristiques morphologiques est réalisée sur chaque classe par des experts en morphologie de l'ENSAIT. Cette analyse est composée de deux étapes : la première étape consiste à parcourir tous les individus, appartenant à la même classe morphologique, et les comparer les uns aux autres en vue transversale et vue sagittale afin de dégager les caractéristiques morphologiques. La deuxième étape consiste à comparer les centroïdes des différentes classes.
- **Une évaluation objective :** cette évaluation est une tâche complexe et pénible avec les méthodes traditionnelles. C'est la raison pour laquelle nous choisissons d'évaluer les résultats obtenus avec notre méthode conformément à l'usage dans l'industrie de l'habillement. Entre autre, la génération des morphotypes est nécessaire pour améliorer le système de tailles et s'adapter aux technologies nouvelles (essayage virtuel 3D). Rappelons que le système de tailles a ce rôle déterminant de fournir les relations entre les mesures clés du vêtement pour effectuer la gradation des modèles de vêtements dans les différentes tailles. Actuellement, la gradation se base sur les relations linéaires entre les différentes mesures des longueurs et des circonférences. La stature et la poitrine sont souvent considérées comme mesures principales et orientent généralement le système de taille.
  Ainsi, pour évaluer la pertinence de notre méthode par rapport au système de tailles actuel, nous calculons les corrélations linéaires entre la stature (futur et unique paramètre de contrôle de notre mannequin adaptatif) et les autres mesures clés des individus appartenant à la même classe. Les coefficients de corrélation obtenus sont ensuite comparés aux coefficients

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

de corrélation calculés avec les différentes classes obtenues sur la même population par la campagne de mensurations française.

4.1.3 Extraction des signatures sur la base de données

Dans le chapitre précédent et plus particulièrement dans la section 3.1, différentes méthodes pour définir une signature intuitive de la forme 3D et extraire ses propriétés morphologiques ont été présentes. Ces méthodes ont été développées en accord avec les notions morphologiques humaines et de conception de vêtements.
Ainsi, le descripteur utilisé est la distribution des distances géodésiques à partir de 7 points anthropométriques de références sélectionnés par l'algorithme décrit en section 3.1.2 :

- point de la nuque (1 point),
- points de l'entre-seins et leur projection orthogonale sur la partie postérieure (2 points),
- points du nombril et leur projection orthogonale sur la partie postérieure (2 points),
- points latéraux des hanches (gauche et droite) (2 points).

L'application de ce descripteur sur notre base de données génère un ensemble de courbes représentant les distributions des distances géodésiques de notre population d'individus (Figure 4.1). D'ores et déjà, il apparait que notre descripteur permet de visualiser la disparité des morphologies.

4.1.4 Classification des descripteurs de corps humains

Pour mesurer la capacité de notre descripteur à identifier les classes morphologiques, nous avons testé les deux méthodes de classification non-supervisée que nous avons choisies. Ces deux méthodes sont expérimentées avec les distributions des distances géodésiques calculées avec la méthode introduite en section 3.1.2.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

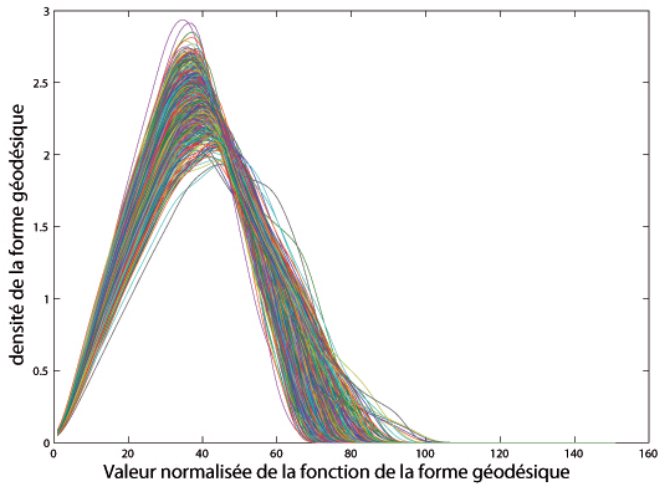


Figure 4.1 – *Distribution des distances géodésiques des 478 individus de la base de données*

Classification avec l'algorithme des K-moyennes

Une première expérimentation pour l'identification automatique des morphotypes est réalisée en appliquant l'algorithme des K-moyennes, introduit en section 2.1.4. Ce dernier a été exécuté pour un nombre de classes k variant de 2 à 20. Afin d'éviter la convergence vers des optimums locaux, induite par l'initialisation aléatoire des centroïdes, nous avons répliqué la procédure 500 fois pour chaque valeur de k.
La qualité de la classification est ensuite évaluée par l'indice Davies-Bouldin. Cet indice permet de déterminer le nombre optimal de classes permettant d'avoir la meilleure compacité intra-classe et séparabilité inter-classes. Sur l'ensemble des 478 distributions de distances géodésiques, la valeur optimale de l'indice Davies-Bouldin de 0.56 est obtenue pour 3 classes (Figure 4.2).
Cependant, la convergence de l'algorithme des K-moyennes reste très difficile malgré le nombre important de réplications. En effet, si le meilleur résultat sur l'ensemble des expérimentations menées est obtenu pour 3 classes, l'initialisation aléatoire des centroïdes génère des variations significatives de la partition et par conséquent du nombre optimal de classes, et de la valeur optimale de l'indice de Davies-Bouldin.

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

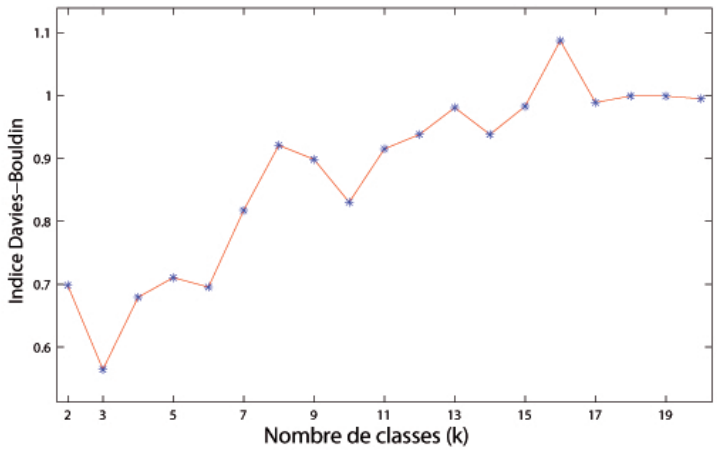


FIGURE 4.2 – *L'indice Davies-Bouldin avec la méthode des K-moyennes*

Afin de rendre la méthode plus robuste à l'initialisation des centroïdes, la mise en œuvre d'une classification à deux niveaux apparaît pertinente (Section 3.1.3).

Classification avec une méthode à deux niveaux

Dans cette section, nous proposons une classification non-supervisée à deux niveaux afin de limiter le problème de convergence de la méthode des K-moyennes. Dans le premier niveau du processus, une SOM est utilisée afin de déterminer les prototypes de classes. Dans le deuxième niveau, la partition finale des données est obtenue par l'algorithme des K-moyennes appliqué sur les prototypes de classes. (Figure4.3). Les principaux avantages de l'approche à deux niveaux sont l'amélioration de la convergence de l'algorithme, la réduction du temps de calcul, et la présentation visuelle facilitant l'interprétation des classes sur la grille 2D de la SOM 2.1.4.
Pour la mise en œuvre de la SOM, le nombre de neurones de la carte auto-organisatrice est défini par l'équation présentée dans la section 2.1.4. De même, il est nécessaire de connaitre le rapport théorique longueur/largeur de la carte, qui est déterminé en calculant le rapport entre les deux plus grandes valeurs propres de la matrice de covariance de données. En appliquant l'équation (2.4)

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

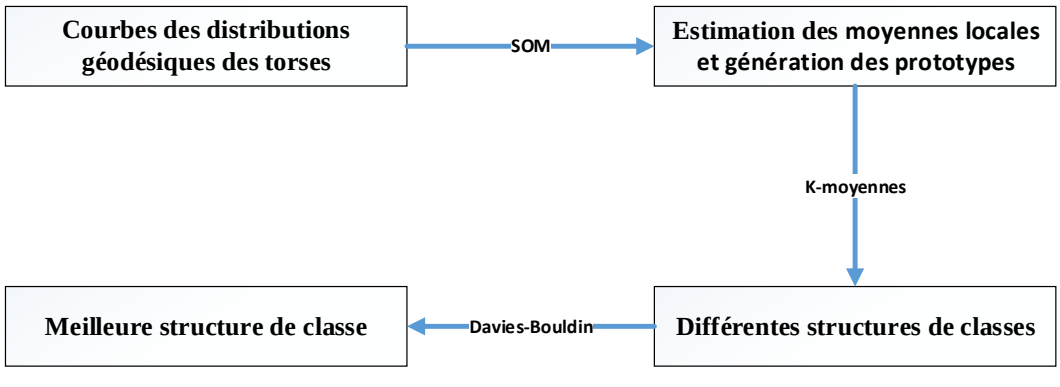


FIGURE 4.3 – *Processus de classification à deux niveaux*

pour une population de 478 individus, nous obtenons :

$$m = 5\sqrt{478} \backsimeq 109.31 \tag{4.1}$$

Ainsi, le rapport longueur/largeur est calculé avec l'équation (2.5) :

$$ratio = \frac{p}{q} = \sqrt{\frac{343.49}{4.80}} \backsimeq 8.45 \tag{4.2}$$

Une fois ce rapport calculé, nous pouvons déduire p et q tels que :

$$q = \sqrt{\frac{m}{ratio}} \backsimeq 3.5964 \tag{4.3}$$

$$p = \frac{m}{q} \backsimeq 30.3956 \tag{4.4}$$

Nous obtenons ainsi plusieurs combinaisons possibles à partir desquelles nous avons choisissons le compromis le plus proche des valeurs théoriques (90 neurones tels que $p = 30$ et $q = 3$).
La figure 4.4 montre les 90 prototypes de classes obtenus avec le premier niveau de la classification non-supervisée ainsi que la matrice des distances unifiées de Ultsch (appelée U-matrix) associées. La U-matrix (Figure 4.4d) permet de présenter toutes les distances entre les poids associés aux neurones voisins à

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

travers une carte de niveau de couleurs. La barre de couleur indique les mesures de distance entre les neurones d'une carte. Une classe sur la carte U-matrix est présentée par des valeurs de distance faible entre les neurones (généralement elle est représentée par une région de couleur uniforme).
Les 90 prototypes de classes caractérisent de nombreuses morphologies. Il semble que la plupart des morphologies attendues par les experts de L'ENSAIT sont inclussent dans ces 90 prototypes de classes (Figure 4.4b).
Il est intéressant d'observer la notion de voisinage entre les prototypes. En effet, chaque hexagone est le représentant d'un ensemble d'éléments(Figure 4.4c) très similaires. Plus les représentants de deux éléments sont proches sur la carte, plus les éléments sont similaires. En outre, les prototypes à chaque coin de la carte sont différents. Grâce cette notion de voisinage, le regroupement des prototypes devient plus aisé pour la deuxième étape.
Il faut préciser que l'initialisation des vecteurs prototypes de classes est aléatoire. Cette initialisation a montré lors de nos expériences une bonne convergence et reproductibilité des résultats.
L'algorithme des K-moyennes est ensuite appliqué sur les 90 prototypes de classes. Le nombre final de classes K est calculé par l'indice Davies-Bouldin. La figure 4.5 montre que la valeur optimale de l'indice Davies-Bouldin de 0.55 est obtenue pour $K = 3$.
Le tableau 4.1 montre une comparaison des indices de Davies-Bouldin obtenus avec les deux méthodes de classification. Ces résultats justifient que la classification à deux niveaux (SOM et K-moyennes) donne de meilleurs résultats quelque soit le nombre de classes.

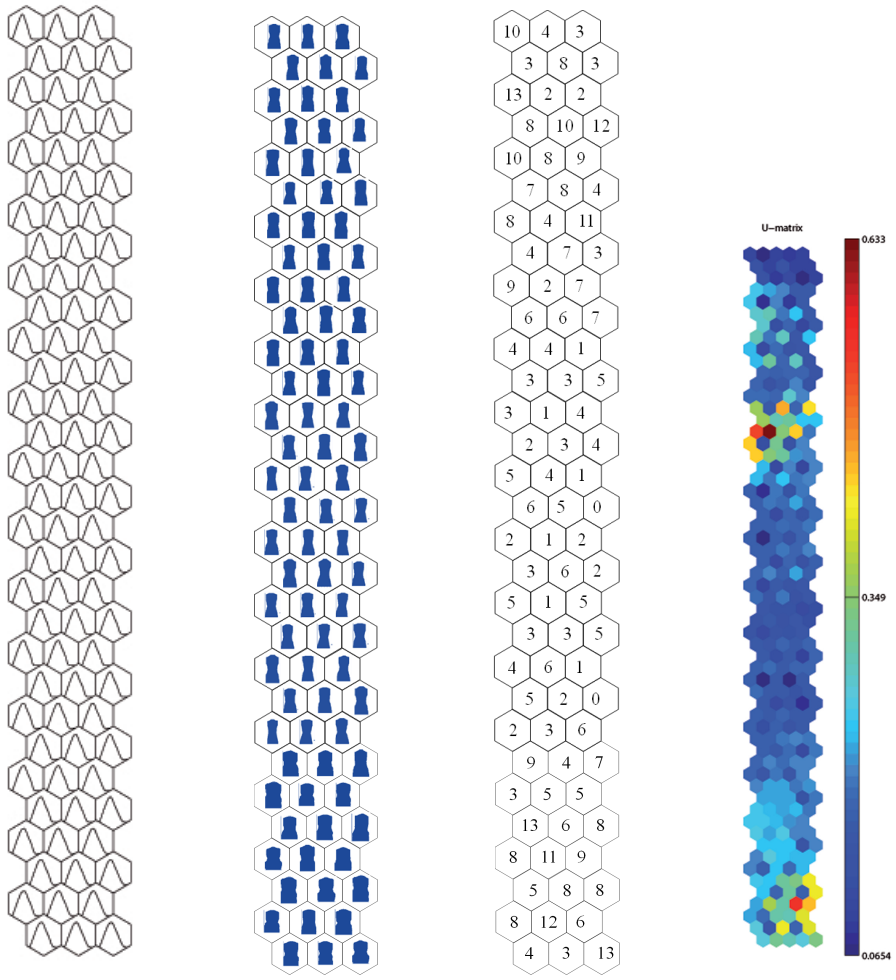
Nombre de classes	**K=2**	**K=3**	**K=4**	**K=5**	**K=6**	**K=7**	**K=8**	**K=9**	**K=10**
K-moyennes	0.7	0.56	0.68	0.72	0.82	0.93	0.89	0.83	0.94
SOM + K-moyennes	0.57	**0.55**	0.58	0.64	0.61	0.64	0.66	0.66	0.68

Tableau *4.1* – *Comparaison des indices de Davies-Bouldin entre les deux classifications non-supervisée en fonction du nombre de classes.*

Ainsi, la procédure de classification non-supervisée à deux niveaux semble être plus efficace et plus appropriée que la classification directe par l'algorithme

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Prototypes de classes* ***(b)*** *Torses associés aux prototypes de classes* ***(c)*** *Nombre d'éléments par prototype* ***(d)*** *U-matrix*

Figure 4.4 – *90 Prototypes de classes issus du 1er niveau de classification*

des K-moyennes. Nous remarquons également que la méthode à deux niveaux permet une analyse rapide des données.
Finalement, la partition retenue est constituée des 3 classes générées par la méthode à deux niveaux. Les trois classes et les prototypes associés sont présentés sur la carte auto-organisatrice de la figure 4.6.
Les figures 4.7a, 4.7b et 4.7c présentent les distributions des distances géodé-

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

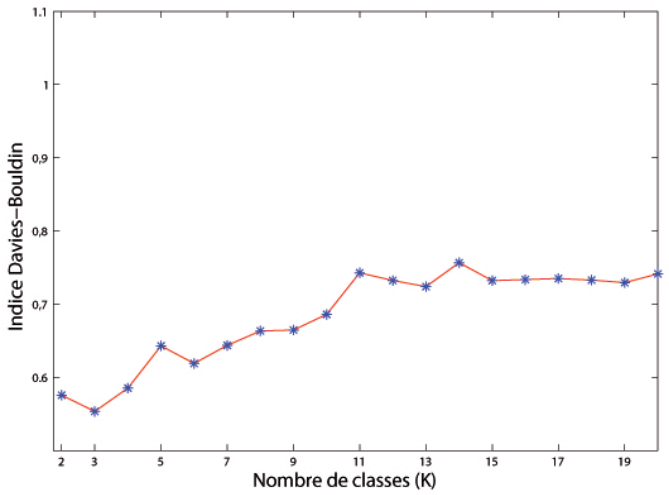


Figure 4.5 – *Indice de Davies-Bouldin pour la méthode de classification à 2 niveaux*

siques des trois classes obtenues avec la méthode de classification non-supervisée à deux niveaux. Sur ces figures, il apparaît que l'ensemble des courbes de chaque classe est bien compact. Cela traduit la bonne homogénéité intra-classes des torses appartenant à la même classe.
Le tableau 4.2 résume le nombre d'individus par classe.

	Classe 1	**Classe 2**	**Classe 3**
K-moyennes	197	165	113
SOM + K-moyennes	218	155	105

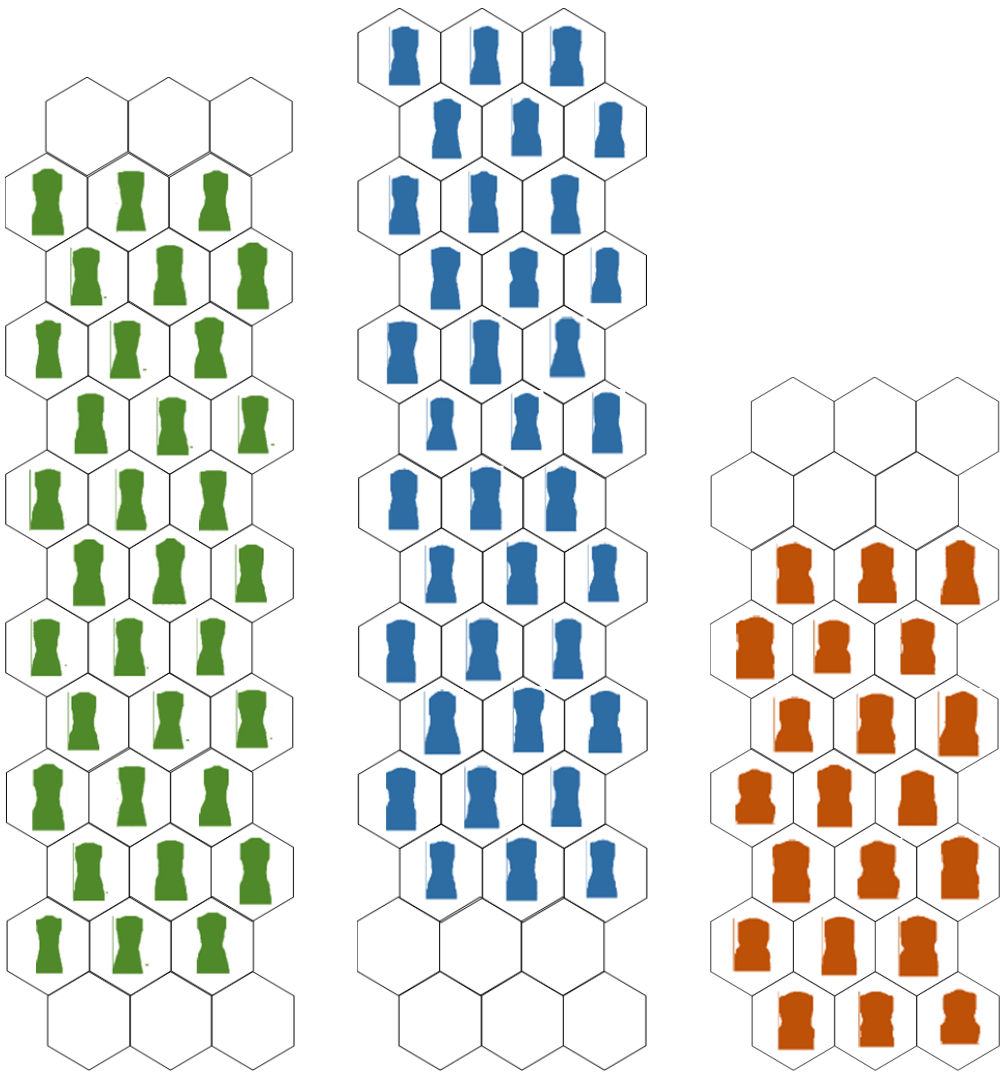
Tableau 4.2 – *Nombre d'individus pour les 3 classes optimales*

Afin de définir les morphotypes des 3 classes, les centroïdes (la courbe moyenne des distributions de la classe) doivent être traduits sous forme de torses 3D. Étant donné qu'il est impossible de reconstruire un objet 3D à partir d'une distribution géodésique, nous sélectionnons le torse représenté par la courbe de distribution géodésique la plus proche de la courbe moyenne des distributions de la classe.

Les trois courbes représentant les centroïdes des trois classes sont donnés sur la figure 4.8. Nous remarquons que les centres de classes sont bien séparés. Cela montre que le descripteur contrôlé par les points de références associés (Section

© 2015 Tous droits réservés.
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

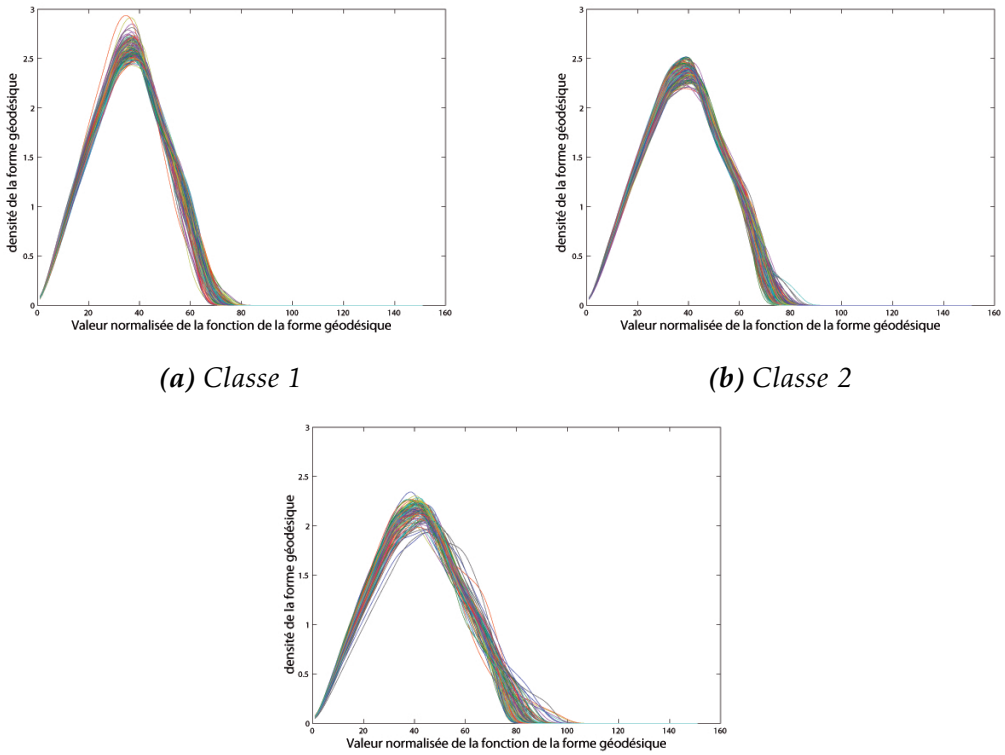
Figure 4.6 – *Résultats du deuxième niveau de la classification non-supervisée.*

3.1.2) est très discriminant. La recherche des morphotypes a été effectuée dans les règles de l'art du chapitre précédent. Les trois torses normalisés (Figure 4.9), représentés par les courbes de distribution géodésique de la figure 4.8 ont permis de sélectionner les 3 morphotypes présentés sur les figures 4.10a, 4.10b et 4.10c.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Classe 1*

(b) *Classe 2*

(c) *Classe 3.*

FIGURE 4.7 – *Distribution des distances géodésiques des torses des trois classes.*

4.1.5 Analyse des résultats de la classification

Analyse subjective

A ce stade de l'étude, une première analyse subjective est réalisée pour vérifier si les résultats sont cohérents sur l'aspect morphologique. Pour cela, nous devons vérifier si chaque individu d'une classe peut être assimilé au morphotype associé.

Une première analyse des 218 individus appartenant à la première classe, et son morphotype associé (Figure 4.10a), caractérise les femmes de tailles relativement fines avec une largeur d'épaules proche de la largeur de hanches. Ces deux largeurs sont plus prononcées que celle de la taille. Entre autre, l'apparence globale du ventre semble plutôt plate. La conclusion est que nous sommes en présence d'une forme de type "Sablier" si l'on se base sur le concept de référence HOAX

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

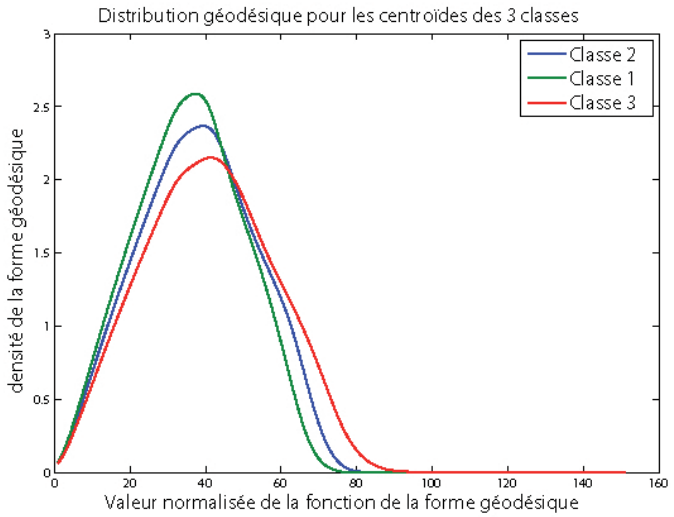
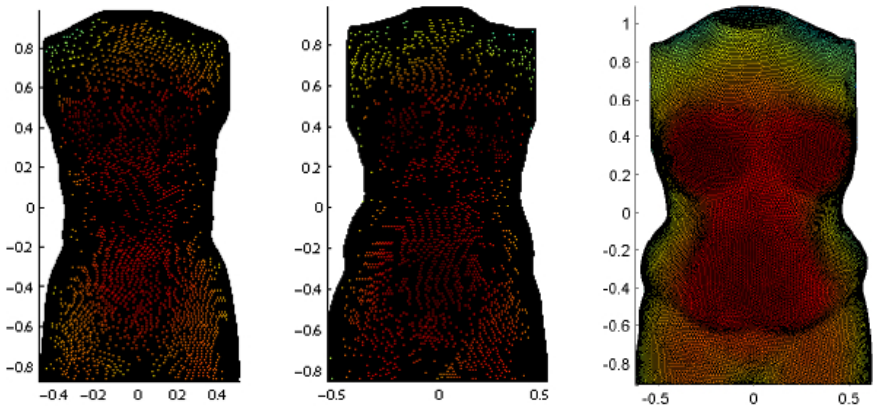


Figure 4.8 – *Distribution des distances géodésiques des 3 morphotypes.*



(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

Figure 4.9 – *Torses normalisés représentant les trois classes morphologiques*

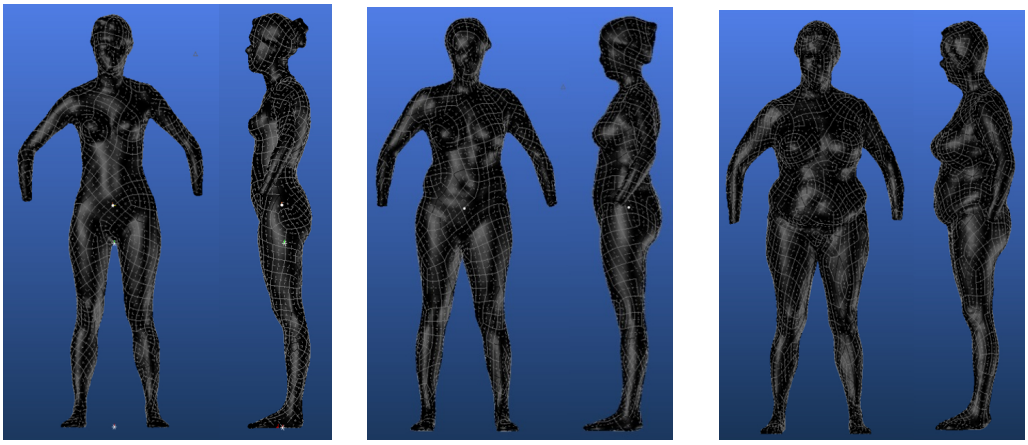
définie par Duffy, assimilé à la lettre symbolique X dans une représentation orientée stylistes/modélistes.

L'exploration des 155 individus de la deuxième classe associés au morphotype 2 (Figure 4.10b) montre que les morphologies se distinguent par des épaules beaucoup plus carrées et des hanches plus fortes, avec un fessier et un abdomen plus importants que l'on perçoit dans les vues de côté. La partie basse plus

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) Morphotype 1 *(b) Morphotype 2* *(c) Morphotype 3*

Figure 4.10 – *Trois morphotypes dénormalisés représentant les trois classes morphologiques*

prononcée nous amène à positionner cette morphologie vers le type "Poire", c'est à dire A.
La dernière classe composée de 105 individus est représentée par le morphotype 3 (Figure 4.10c). Le parcours de cette classe montre nettement que nous sommes en présence de personnes à forte corpulence. Cette catégorie est très complexe à analyser car l'évolution de la masse graisseuse au niveau des hanches et les protubérances au niveau de l'abdomen génèrent des morphologies atypiques. Mais la robustesse de notre descripteur nous permet une analyse globale des formes afin de détecter et de regrouper au mieux ce type de morphologie. Globalement, notre morphotype est assez proche des individus de sa classe. Nous sommes donc en présence de personnes en surpoids et obèses avec une importante circonférence des hanches à demi-niveau et de la taille, et une tendance à avoir la poitrine proportionnellement plus forte et une carrure plus importante. En conclusion, nous avons une morphologie qui peut se situer entre le type "Rectangle" et "Ovale", c'est à dire le H ou le O.

Analyse objective

Pour évaluer la pertinence de notre méthode par rapport au système de tailles actuel, nous avons recherché les corrélations entre la stature et les mesures de

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

trois contours clés d'un corps humain : tour de poitrine, tour de taille et tour de hanches. Ainsi, nous avons calculé et comparé les coefficients de corrélation linéaire entre les trois classes obtenues par notre méthode de classification 3D et les trois classes obtenues par L'IFTH lors de la campagne de mensuration française et le coefficient de corrélation sur l'ensemble de la population. Il apparaît clairement sur la figure 4.11 que notre méthode de classification non-supervisée des formes 3D donne de meilleurs coefficients de corrélation que ceux des classes morphologiques de l'IFTH pour la plupart des mensurations clés.

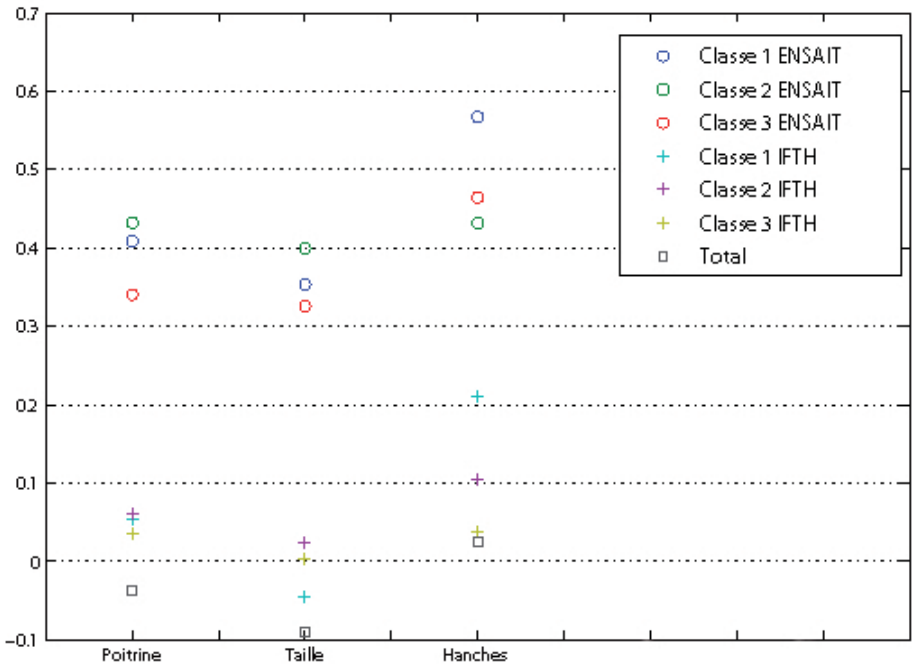


Figure 4.11 – *Corrélations linéaires entre les statures et les mensurations clés pour nos 3 classes et celles de l'IFTH par la campagne de mensuration de 2006.*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

4.2 Mannequins morphotypes adaptatifs

Les résultats de notre méthode de classification de morphologies 3D nous donnent des classes morphologiques représentées par des morphotypes (centres de classes morphologiques). En se basant sur ces résultats, il nous est possible de définir un ensemble d'équations représentant les droites de régression linéaire des mensurations clés en fonction de la stature déjà définies dans la section 3.2.2. L'évolution du corps humain en fonction de sa stature est exprimée par l'équation 3.11.

Dans la section 4.1.5, nous avons montré que notre classification permet d'obtenir de meilleures corrélations entre les mensurations par rapport aux références actuelles (classes de l'IFTH). Cependant, les coefficients de corrélation obtenus sur l'ensemble des individus d'une classe reste trop faibles (de l'ordre de 0.4) pour définir les lois d'évolutions des morphotypes. En effet, les morphologies atypiques de chaque classe perturbent significativement les corrélations. Afin de définir des règles d'évolutions pertinentes, nous n'avons considéré que les individus constituant le noyau de la classe (les n individus les plus proches du centroïde). La figure 4.12 illustre l'évolution des coefficients de corrélation pour les trois mensurations principales en fonction du nombre d'individus considérés du plus proche au plus éloigné du centroïde. A partir de cette évolution, pour chaque classe et chaque mensuration, nous avons sélectionné le nombre d'individus qui optimise le coefficient de corrélation. Afin d'obtenir des résultats statistiquement significatifs, le nombre considéré est au minimum de 20. Le même procédé a été réalisé sur toutes les mensurations nécessaires au contrôle des mannequins morphotypes (Annexe C). Le tableau 4.3 présente les coefficients de corrélation optimaux pour les mensurations clés et le nombre d'individus considérés pour les trois classes.

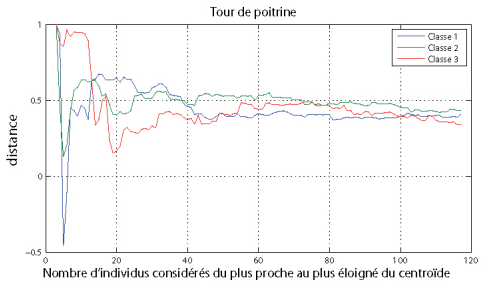
Le tableau 4.4 présente les coefficients a et b permettant de contrôler les équations d'évolutions pour les trois classes obtenues de notre méthode de classification 3D.

A ce stade de l'étude, nous pouvons faire varier la morphologie de chaque mannequin paramétrique par l'intermédiaire des différents couples de paramètres (a,b) des équations d'évolutions. Ces derniers interviennent sur chaque

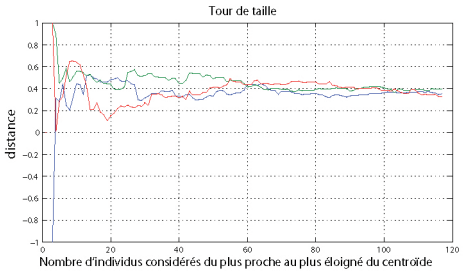
© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

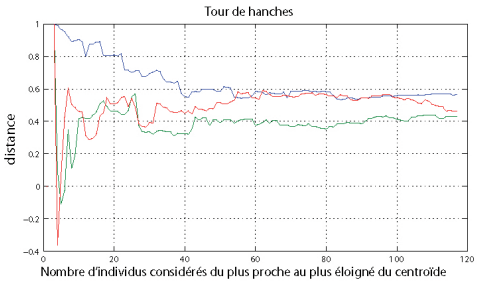
Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) Tour de Poitrine



(b) Tour de taille



(c) Tour de hanches

Figure 4.12 – *Évolution des coefficients de corrélation des mensurations clés en fonction du nombre d'individus considérés du plus proche au plus éloigné du centroïde.*

Mensurations	Classe	Coefficient de corrélation	Nombre d'individus
Tour de poitrine	1	0.67	21
	2	0.56	32
	3	0.49	74
Tour de taille	1	0.5	23
	2	0.58	27
	3	0.44	55
Tour de hanches	1	0.72	32
	2	0.57	26
	3	0.58	76

Tableau 4.3 – *Coefficients de corrélation pour les mensurations clés en fonction du nombre d'individus considérés du plus proche au plus éloigné du centroïde.*

contour morphologique primaire, représenté sous la forme de lignes continues parmi l'ensemble des contours générant le mannequin (ligne colorée sur le mor-

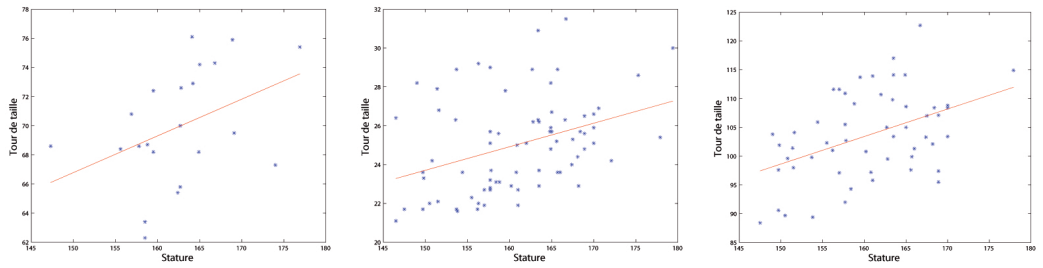
© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

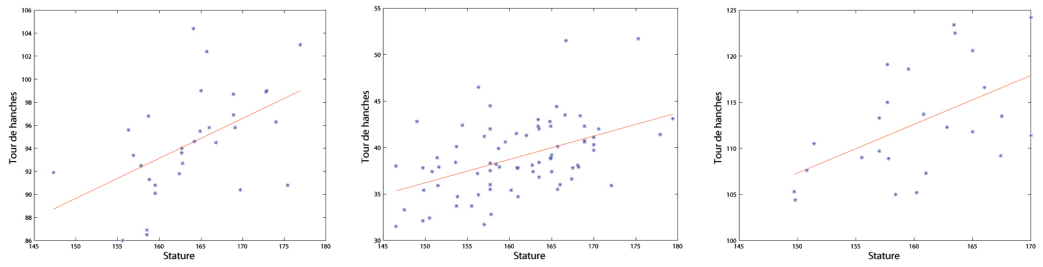
	Classe 1		Classe 2		Classe 3	
coefficients	*a*	*b*	*a*	*b*	*a*	*b*
Tour de cou	0,210	2,794	0,116	20,056	0,249	5,086
Tour de dessous bras	0,336	39,520	0,688	-17,032	1,268	-87,946
Tour de poitrine	0,338	35,175	0,436	21,329	0,633	12,565
Tour de dessous poitrine	0,232	37,737	0,321	22,623	0,485	16,311
Tour de taille	0,292	18,90	0,385	19,721	1,002	-52,425
Tour de hanche	0,633	-8,666	0,479	20,490	0,505	27,970
Tour de cuisse	0,336	-6,364	0,423	-16,067	0,427	-16,423
Tour de genou	0,207	-1,277	0,222	-5,642	0,950	-115,001
Tour de mollet	0,011	30,295	0,140	7,985	0,455	-39,164
Tour de cheville	0,116	3,253	0,089	9,185	0,275	-20,823

Tableau 4.4 – *Les paramètres de régression linéaire pour le contrôle du mannequin morphotype adaptatif.*



(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

Figure 4.13 – *Régression linéaire du tour de taille en fonction de la stature.*



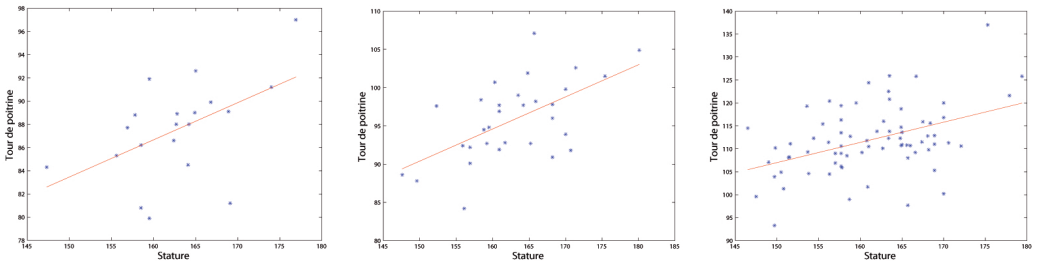
(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

Figure 4.14 – *Régression linéaire du tour de hanches en fonction de la stature.*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

Figure *4.15* **–** *Régression linéaire du tour de poitrine en fonction de la stature.*

photype, Figure 4.16).

La première vérification consiste à introduire chacune des équations d'évolutions dans la base de données de contrôle du mannequin paramétrique définie en section 3.2. La figure 4.16 illustre des similitudes morphologiques parfaites entre les mannequins paramétriques obtenus pour chaque classe (en gris) et leurs morphotypes (noir). Une vue de côté a conforté ce résultat car les silhouettes des contours de chacun sont strictement superposés.

La seconde vérification consiste à tester les morphologies extrêmes de chaque classe. Ce travail nécessite de vérifier la ressemblance entre le mannequin paramétrique et un individu réel pour des statures extrêmes. Les deux valeurs minimale et maximale de la stature que nous avons choisies sont : $1m50$ et $1m70$. Pour la première classe, la figure 4.17 montre que les mannequins sont morphologiquement proches de la réalité pour les deux statures. Nous retrouvons les caractéristiques énoncées précédemment, c'est-à-dire : taille fine, largeur d'épaules proche de la largeur des hanches, ventre plat, faible poitrine.

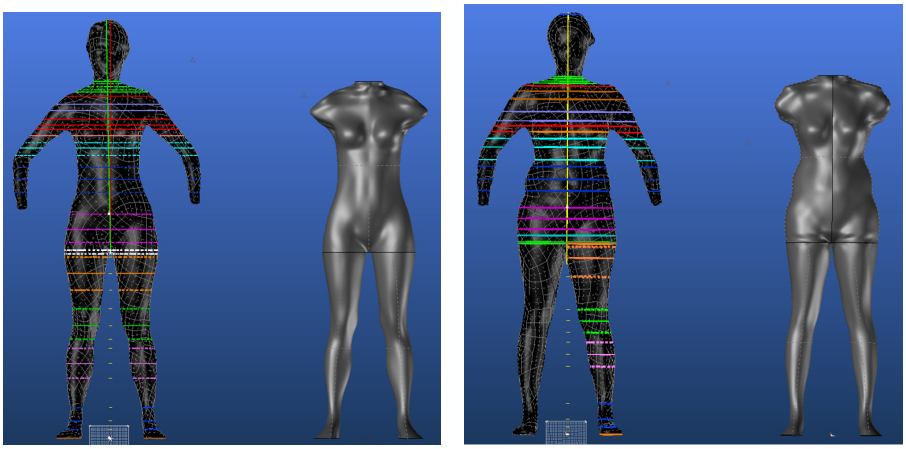
L'analyse subjective de la deuxième classe montre aussi de fortes similitudes entre les mannequins paramétriques et les individus réels pour les statures prédéfinies (Figure 4.18). Nous retrouvons aussi les caractéristiques de cette classe, c'est-à-dire : épaules carrées, hanches plus marquées, fessier et abdomen bien présents, hanches/fessiers/abdomen donnant un volume bas plus fort que la première classe.

La troisième classe contient des morphologies d'individus à fortes corpulences, parfois atypiques (Figure 4.19) qui présentent des différences morphologiques

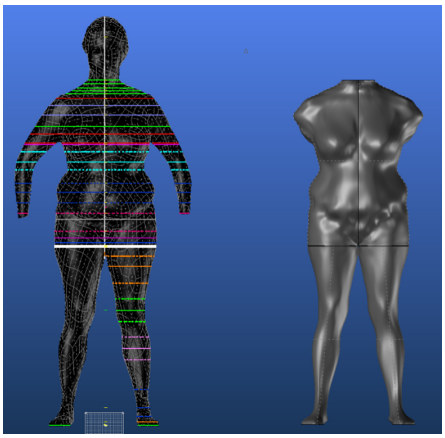
© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Morphotype 1* ***(b)*** *Morphotype 2*



(c) *Morphotype 3*

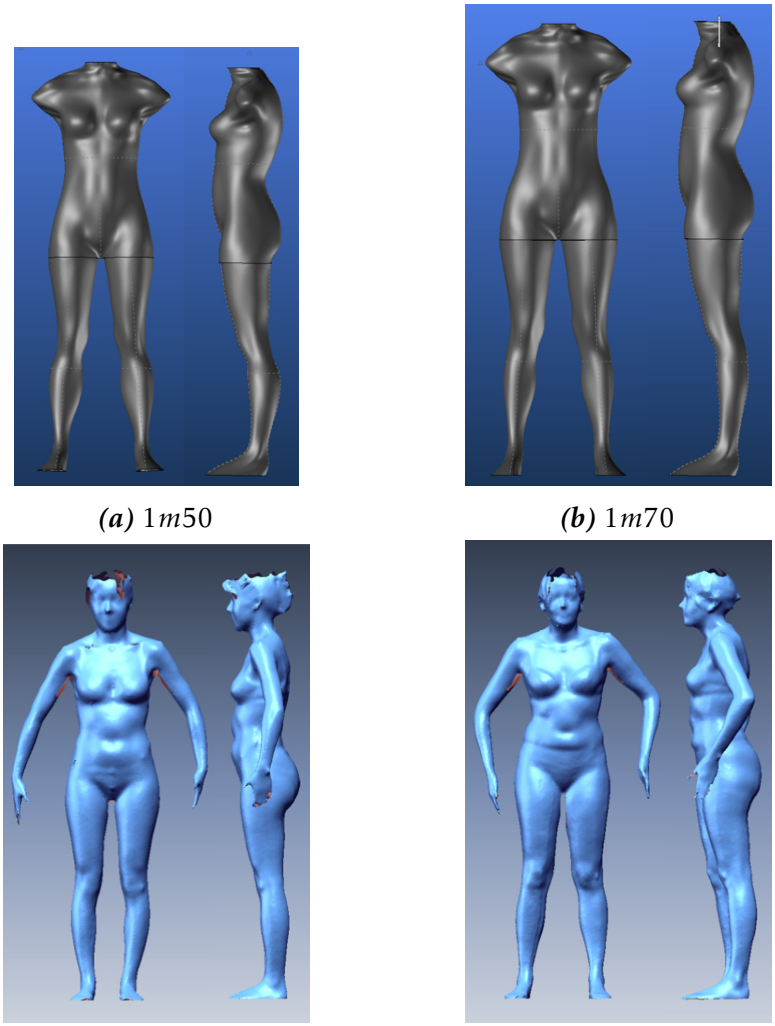
FIGURE 4.16 – *Les trois morphotypes et leurs trois mannequins adaptatifs*

perceptibles localement. Si la masse graisseuse prédomine à la partie supérieure du corps (taille, abdomen, thorax), nous sommes en présence du type androïde, si elle se situe au niveau du bassin et des hanches (effet culotte de cheval), la morphologie est dite de type gynoïde. Dans notre cas, l'observation de la silhouette des morphologies dévoile une tendance à la mixité des deux types. Nous retrouvons bien les caractéristiques de notre classe : circonférence importante au niveau des hanches (la morphologie est dite de type gynoïde), circonférence importante au niveau de la taille (la morphologie est dite de type androïde), forte carrure. Les grandes statures montrent une prédominance du type androïde sur le type gynoïde alors que les petites statures trouvent un équilibre entre les deux

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) $1m50$ ***(b)*** $1m70$

(c) $1m50$ ***(d)*** $1m70$

Figure 4.17 – *Comparaison entre le Morphotypes 1 ajusté à la bonne stature et les deux morphologies extrêmes*

types.

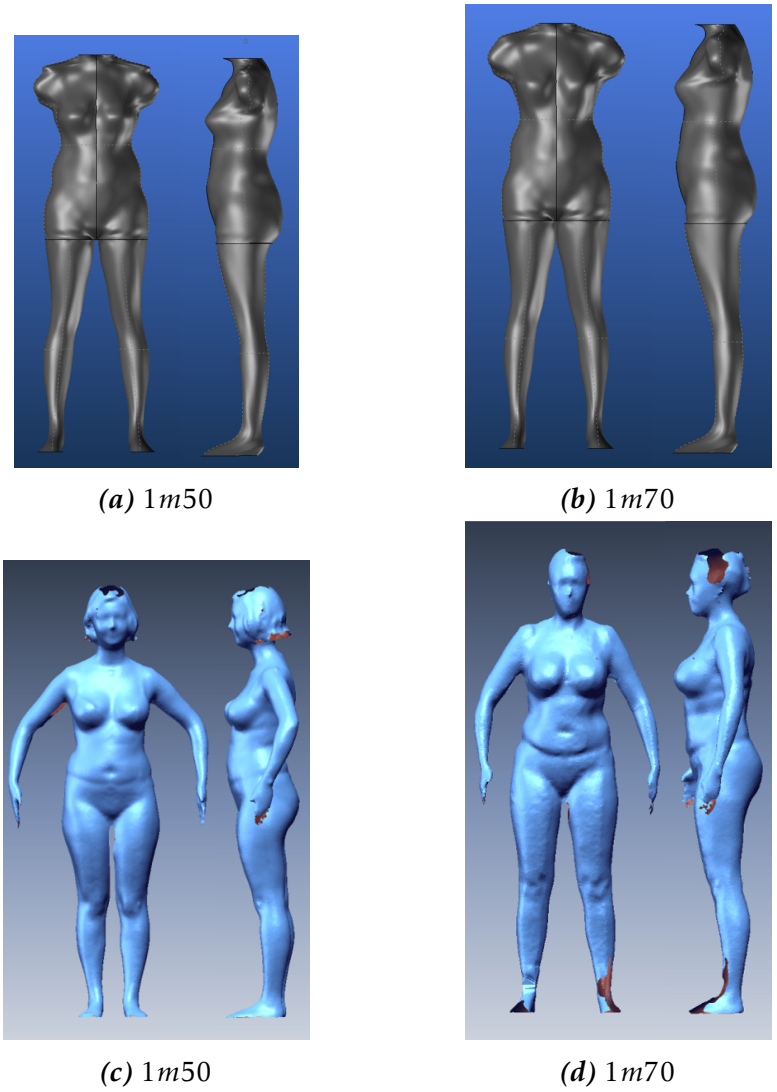
Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté, en premier lieu, les résultats des deux méthodes de classification non-supervisée expérimentées dans le cadre de nos travaux de recherche afin de classer des morphologies humaines. La

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) $1m50$ ***(b)*** $1m70$

(c) $1m50$ ***(d)*** $1m70$

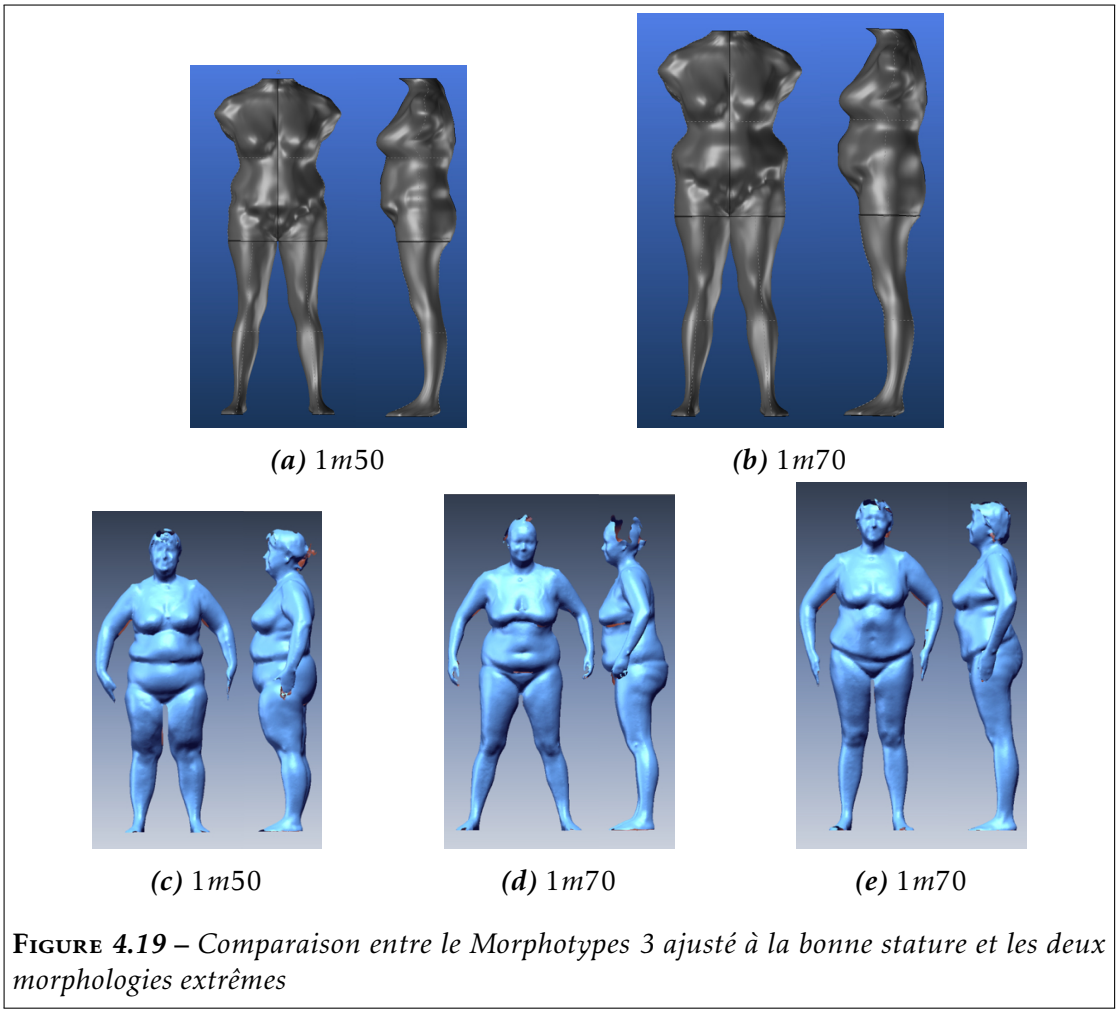
FIGURE *4.18* – *Comparaison entre le Morphotypes 2 ajusté à la bonne stature et les deux morphologies extrêmes*

classification à deux niveaux (SOM pour le premier niveau et K-moyennes pour le deuxième) a montré de meilleures performances face à la classification non-supervisée utilisant uniquement les K-moyennes. Cette conclusion est fondée sur la pertinence des résultats de la classification (formation des classes), la convergence vers des optimums locaux et le temps de calcul. En se basant sur cette nouvelle approche, nous avons pu déterminer le nombre optimal de classes

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) $1m50$ ***(b)*** $1m70$

(c) $1m50$ ***(d)*** $1m70$ ***(e)*** $1m70$

Figure 4.19 – *Comparaison entre le Morphotypes 3 ajusté à la bonne stature et les deux morphologies extrêmes*

morphologiques avec l'indice Davies-Bouldin, qui est de trois classes. De ce fait, les morphotypes associés à ces classes ont pu être identifiés.

En deuxième lieu, nous avons mis en œuvre la méthodologie de conception du mannequin morphotype adaptatif introduite dans la section 3.2.1. La comparaison entre le morphotype et le mannequin adaptatif qui lui est associé et ajusté à la bonne valeur, montre la bonne cohérence des résultats. Ensuite, nous avons adapté le volume et la stature du mannequin adaptatif avec un ensemble de règles d'évolutions morphologiques issues de la classification.

Finalement, une comparaison entre nos résultats et des individus réels a été réalisée pour vérifier la pertinence de nos résultats et la robustesse de notre méthodologie. Pour cela, nous avons pris deux personnes réelles de statures

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

différentes afin de les comparer au mannequin paramétrique ajusté à leur stature respective. Les résultats montrent de fortes similitudes.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Conclusion générale

Le secteur de l'habillement est de plus en plus critiqué sur la qualité des produits et le manque de disponibilité des tailles des vêtements lors de l'essayage réel des modèles exposés en magasin. Les besoins des consommateurs en termes de personnalisation et d'exigence de qualité des produits textiles sont de plus en plus forts. Dans un tel environnement, les entreprises se trouvent contraintes d'évoluer pour rester compétitive et garantir leurs ventes. Entre autre, la vente à distance (VAD), en plein essor, est très concurrentielle et les entreprises doivent innover pour élargir leur potentiel de vente et s'adapter à cette nouvelle vision du consommateur.

Toutes ces considérations passent nécessairement par la mise en place d'un nouveau processus de création de vêtements qui permettra la conception et la validation des produits de la collection dans un environnement virtuel 3D. Ce concept numérique permet de réduire le temps de développement des produits pour accroitre le nombre de collections par an, d'augmenter leur qualité et d'envisager la personnalisation en utilisant des outils d'essayage virtuel 3D. Ces derniers présentent l'avantage de pouvoir exporter le visuel 3D des vêtements portés par des avatars sur une plate-forme de VAD. Mais ce nouveau processus de création n'est pas simple à mettre en œuvre car il requiert des connaissances diverses, ainsi que des données d'entrée que peu d'entreprises possèdent. L'entrée la plus importante, nécessaire au bon fonctionnement et à la qualité des résultats, est le corps humain. De nos jours, la demande des consommateurs s'oriente vers des vêtements ajustés, il est donc important de connaitre précisément la morphologie de ses clients.

Le premier chapitre s'intéresse à la morphologie des corps humains. Pour cela, il a été nécessaire de présenter les travaux conduisant aux notions de bases de la

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

morphologie et de l'anthropométrie humaine afin d'appréhender le sujet avec discernement. Ensuite une analyse des différentes campagnes de mensurations a été effectuée afin de vérifier si les résultats de celles-ci étaient en adéquation avec les besoins du nouveau processus de création de vêtements. Les objectifs prioritaires de ces campagnes étaient de définir les nouveaux systèmes de tailles actuellement utilisés par l'industrie de l'habillement. Ces nouveaux barèmes de tailles étaient déduits essentiellement des prises de mesures sur le corps associées à une analyse statistique des données de mensurations. Les principaux inconvénients de l'ensemble de ces travaux est que seules des données uniquement qu'en deux dimensions malgré qu'il se limite à l'exploitation de certains outils de mesures tels que le scanner corporel 3D. En effet, la troisième dimension est essentiellement pour connaitre parfaitement la morphologie des clients et de la modéliser avec des règles anthropométriques fiables. Pour compléter notre étude, il nous a semblé intéressant de conclure ce chapitre avec certains travaux orientés vers les techniques de modélisation de corps humains.

Le second chapitre dresse un état de l'art sur les méthodes de classification non-supervisée et les descripteurs de forme 3D. Nous nous sommes concentrés sur les méthodes de classification 3D les plus utiles à notre étude. La spécificité de nos données (scans corps humains) est que les formes à comparer sont très sensibles similaires ce qui est inhabituel dans le domaine de la classification de forme 3D. Ainsi, le choix de la signature, permettant de décrire la morphologie du corps humain, est crucial pour aboutir à des résultats de classification fiables, précis et rapides. Aussi, un état des lieux des travaux sur les descripteurs de forme 3D a du être présenté afin de choisir celui qui présente un pouvoir discriminant acceptable. La cohérence entre les descripteur de forme 3D et le classification non-supervisée a été validée par une présentation détaillée, étape par étape, du processus global de classification non-supervisée intégrant le descripteur de forme 3D.

Le troisième chapitre décrit tout d'abord la méthodologie spécifique que nous avons développée pour classifier automatiquement les morphologies de notre base de données de scans 3D de corps humains. Nous détaillons chaque étape de prétraitement de nos scans 3D, ainsi que la mise en œuvre du descripteur de forme 3D basé sur la distribution des distances géodésiques à partir de points

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

de références. Nous présentons ensuite les deux méthodes de classification non-supervisée, c'est à dire la SOM et l'algorithme des K-moyennes, que nous avons mises en cascade afin de dégager les différentes classes morphologiques et les morphotypes associés. la deuxième partie de ce chapitre présente la méthode de conception des mannequins adaptatifs à partir de morphotypes issus des résultats de la classification 3D. Deux types d'ajustement du mannequin, en fonction de son volume et de sa stature, ont été mis en place afin de le contrôler en fonction des résultats de la classification ou à partir d'un système de taille industriel.

Le quatrième chapitre présente l'ensemble des résultats de la classification non-supervisée appliquée aux torses 3D normalisés de notre base de données. Ces résultats ont révélé trois classes morphologiquement significatives représentées par trois morphotypes que nous avons comparés avec leurs homologues réels et validés par une analyse subjective. Les résultats de la classification non-supervisée ont permis également de définir les lois d'évolutions des mannequins morphotypes adaptatifs de chaque classe. Chaque mannequin adaptatif a été testé avec les lois provenant de leur classe afin de valider leur morphologie. Une analyse subjective a montré que chaque mannequin caractérisait fidèlement les individus de leur propre classe.

En conclusion, les résultats présentés dans cette thèse sont très prometteurs pour l'industrie de l'habillement. Ils représentent l'interface idéale entre une base de données 3D de corps humains issue d'une campagne de mensuration et les entrées morphologiques du nouveau processus de création et de vente de vêtements.

La mise en relation entre les diverses disciplines telles que la morphologie humaine, les descripteurs de forme 3D, la classification non-supervisée et les mannequins morphotypes adaptatifs, présentent une percée scientifique dans la connaissance du corps humain pour l'industrie Textile-Habillement. Ces résultats ne peuvent que nous encourager à continuer notre progression et notre prospection dans cette direction d'avenir.

Les premières améliorations à court terme pourraient porter sur l'élargissement de la base de données. En effet, une plus grande base de données permettrait d'améliorer et de justifier davantage nos résultats. Lors de nos travaux, nous

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

avons pu observer que notre méthode de description de forme 3D du corps humain était très discriminante. Néanmoins, il serait intéressant de perfectionner notre descripteur de forme par une technique permettant de mieux l'appréhender et l'exploiter de manière interne. Nous pensons aussi à expérimenter d'autres descripteurs de forme 3D.

D'autres méthodes de classification pourraient être envisagées comme par exemple les algorithmes de classification spectrales ou les réseaux de neurones de type "Gaz Neuronal".

Il serait également intéressant de pouvoir continuer à améliorer le mannequin morphotype adaptatif que nous avons proposé. A court terme, il s'agirait de modéliser le bras en le connectant avec les résultats de la classification non-supervisée. A moyen terme, une automatisation de la procédure de conception du mannequin adaptatif via une interface graphique adaptée pourrait être développée. A long terme, nous pourrions orienter la conception de celui-ci vers des applications sur-mesure temps-réel. En effet, de nos jours une telle solution est impossible à cause des contraintes actuelles liées aux temps de calcul, contraintes qui ne le seront plus dans un futur proche compte tenu des progrès rapides des technologies informatiques performances des ordinateurs.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Bibliographie

Ahmed, M.N. et coll. (1999). « A Modified Fuzzy C-Means Algorithm for MRI Bias Field Estimation and Adaptive Segmentation ». In : *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention â€“ MICCAIâ€™99*. Sous la dir. de Chris Taylor et Alain Colchester. T. 1679. Springer Berlin Heidelberg, p. 72–81. isbn : 978-3-540-66503-8.

Akenine-Möller T., A., E. Haines et N. Hoffman (2008). *Real-Time Rendering 3rd Edition*. Natick, MA, USA : A. K. Peters, Ltd., p. 1045. isbn : 987-1-56881-424-7.

Akume, D. et G.W. Weber (2002). « Cluster algorithms : theory and methods ». In : *Journal of Computational Technologies* 7.1, p. 15–27.

Allen, B., B. Curless et Z. Popović (2003). « The Space of Human Body Shapes : Reconstruction and Parameterization from Range Scans ». In : *ACM Trans. Graph.* 22.3, p. 587–594.

Arthur, D. et S. Vassilvitskii (2007). « K-means++ : The Advantages of Careful Seeding ». In : *Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*. SODA '07. New Orleans, Louisiana, p. 1027–1035. isbn : 978-0-898716-24-5.

Ashdown, S. P. (1998). « An investigation of the structure of sizing systems : A comparison of three multidimensional optimized sizing systems generated from anthropometric data with the ASTM standard D5585-94 ». In : *International Journal of Clothing Science and Technology* 10.5, p. 324–341.

ASTM D5586-95 (1995). *Standard Tables of Body Measurements for Women Aged 55 and Older (All Figure Types)*.

Attene, M. et B. Falcidieno (2006). « ReMESH : An Interactive Environment to Edit and Repair Triangle Meshes ». In : *Proceedings of the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications 2006*. SMI '06, p. 41–.

Attik, M., L. Bougrain et F. Alexandre (2005). « Self-organizing Map Initialization ». In : *Artificial Neural Networks : Biological Inspirations â€“ ICANN 2005*. T. 3696. Springer Berlin Heidelberg, p. 357–362. isbn : 978-3-540-28752-0.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Bação, F., V. Lobo et M. Painho (2005). « Self-organizing maps as substitutes for k-means clustering ». In : *Computational Science–ICCS 2005*. Springer Berlin Heidelberg, p. 476–483.

Baek, S. et K. Lee (2012). « Parametric Human Body Shape Modeling Framework for Human-centered Product Design ». In : *Comput. Aided Des.* 44.1, p. 56–67.

Bai, X., C. Rao et X. Wang (2014). « Shape Vocabulary : A Robust and Efficient Shape Representation for Shape Matching ». In : *Image Processing, IEEE Transactions on* 23.9, p. 3935–3949.

Barequet, G. et M. Sharir (1995). « Filling Gaps in the Boundary of a Polyhedron ». In : *Comput. Aided Geom. Des.* 12.2, p. 207–229.

Ben Azouz, Z., M. Rioux et R. Lepage (2002). « 3D Description of the Human Body Shape UsingKarhunen-Loève Expansion ». In : *International Journal of Information Technology* 8.2.

Bertillon, A. et R. W. McClaughry (1897). « Signaletic Instructions, Including the Theory and Practice of Anthropometrical Identification ». In : *The Journal of the Anthropological Institute of Great Britain and Ireland* 26, p. 296–299.

Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Kluwer Academic Publishers. isbn : 0306406713.

Blanz, V. et T. Vetter (1999). « A Morphable Model for the Synthesis of 3D Faces ». In : *Proceedings of the 26th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. SIGGRAPH '99, p. 187–194.

Bougourd, J. P. et P. C. Treleaven, éds. (2002). *Capturing the Shape of a Nation : Size UK*. IFFTI International Conference. Hong Kong.

Bouziani, Zoubir et Aline Ferrante (2014). *Le commerce electronique en 2012*. Rapport Technique. INSEE L'Institut national de la statistique et des études économiques.

Brannon, E. L. (1971). « Graphic Somatometry in the Development and Application of Posture and Body Build Scales for Men ». Thèse de doctorat. Auburn University.

Bustos, B. et coll. (2004). « An experimental comparison of feature-based 3D retrieval methods ». In : *3D Data Processing, Visualization and Transmission, 2004. 3DPVT 2004. Proceedings. 2nd International Symposium on*, p. 215–222.

Bustos, B et coll. (2005). « Feature-based Similarity Search in 3D Object Databases ». In : *ACM Comput. Surv.* 37.4, p. 345–387.

Bye, E., K. L. Labat et M. R. Delong (2006). « Analysis of Body Measurement Systems for Apparel ». In : *Clothing and Textiles Research Journal* 24 (2), p. 66–79.

Calinski, T. et J. Harabasz (1974). « A dendrite method for cluster analysis ». In : *Communications in Statistics* 3.1, p. 1–27.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Cameron, N. (1984). *The Measurement of Human Growth*. Croom Helm. isbn : 9780709907312.

Chaouch, M. (2010). « Recherche par le contenu d'objets 3D ». Thèse de doctorat. École Nationale Supérieur des Télécommunication.

Chi, L. et R. Kennon (2006). « Body scanning of dynamic posture ». In : *International Journal of Clothing Science and Technology* 18.3, p. 166–178.

Cho, Y. et coll. (2005). « An interactive body model for individual pattern making ». In : *International Journal of Clothing Science and Technology* 17.2, p. 91–99.

Cordier, F., H. Seo et N. Magnenat-Thalmann (2003). « Made-to-Measure Technologies for an Online Clothing Store ». In : *IEEE Comput. Graph. Appl.* 23.1, p. 38–48.

Costa, da F. L. et R. M. Cesar (2009). *Shape Classification and Analysis : Theory and Practice, Second Edition*. Image Processing Series. Taylor & Francis. isbn : 9780849379406.

Cottle, F. S. (2012). « Statistical Human Body Form Classification : Methodology Development and Application ». Thèse de doctorat. Auburn University.

Cremers, D. et M. Rousson (2007). « Efficient Kernel Density Estimation Of Shape And Intensity Priors For Level Set Segmentation ». In : *Deformable Models*. Topics in Biomedical Engineering. International Book Series. Springer New York, p. 447–460. isbn : 978-0-387-31204-0.

D'Apuzzo, N. (2007). « 3D body scanning technology for fashion and apparel industry ». In : *10th Int. Conf. Virtual Reality Continuum Its Appl. Ind.* SIGGRAPH '99. New York, USA, p. 23–30.

Davies, D. L. et D. W. Bouldin (1979). « A Cluster Separation Measure ». In : *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 1.2, p. 224–227.

Dhillon, I. et D. Modha (2001). « Concept Decomposition for Large Sparse Text Data Using Clustering ». In : *Journal of Machine Learning* 42.1-2, p. 143–175.

Dice, L. R. (1945). « Measures of the Amount of Ecologic Association Between Species ». In : *Ecology* 26.3, p. 297–302.

Dong, G. et M. Xie (2005). « Color clustering and learning for image segmentation based on neural networks ». In : *Neural Networks, IEEE Transactions on* 16.4, p. 925–936.

Doustaneh, A.H., M. Gorji et M. Varsei (2010). « Using Self Organization Method to Establish Nonlinear Sizing System ». In : *World Applied Sciences Journal* 9.12, p. 1359–1364.

Duffy, M. (1987). *The H-O-A-X Fashion Formula : Dress the Body Type You Have to Look Like the Body You Want*. Body Press. isbn : 9780895865816.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Dunn, J. C. (1973). « A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters ». In : *Journal of Cybernetics* 3.3, p. 32–57.

Dutagaci, H., B. Sankur et Y. Yemez (2005). « Transform-based methods for indexing and retrieval of 3D objects ». In : *3-D Digital Imaging and Modeling, 2005. 3DIM 2005. Fifth International Conference on*, p. 188–195.

Estivill-Castro, V. et J. Yang (2000). « A Fast and Robust General Purpose Clustering Algorithm ». In : *In Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*. Springer, p. 208–218.

Everitt, B. S., S. Landau et M. Leese (2009). *Cluster Analysis*. 4th. Wiley Publishing. isbn : 0340761199, 9780340761199.

Fan, J., W. Yu et L. Hunter (2004). *Clothing Appearance and Fit : Science and Technology*. Woodhead publishing in textiles. Taylor & Francis. isbn : 9780849325946.

Fang, Q. et D. A. Boas (2009). « Tetrahedral Mesh Generation from Volumetric Binary and Gray-scale Images ». In : *Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro*. Boston, Massachusetts, USA, p. 1142–1145. isbn : 978-1-4244-3931-7.

Forgy, E. (1965). « Cluster Analysis of Multivariate Data : Efficiency versus Interpretability of Classification ». In : *Biometrics* 21.3, p. 768–769.

Fowlkes, E. B. et C. L. Mallows (1983). « A method for comparing two hierarchical clusterings ». In : *Journal of the American Statistical Association* 78.2, p. 553–584.

Fraley, C. et A. E. Raftery (1998). « How many clusters ? which clustering method ? answers via model-based cluster analysis ». In : *The Computer Journal* 41, p. 578–588.

Fritzke, B. (1995). « A Growing Neural Gas Network Learns Topologies ». In : *Advances in Neural Information Processing Systems 7*. MIT Press, p. 625–632.

Fryar, C. D., Q. Gu et C. L. Ogden (2012). *Anthropometric Reference Data for Children and Adults : United States, 2007–2010*. Référence nationale de données anthropométrique concernant toutes les âges de la populatations des Etat-Unis entre 2007 et 2010. Centre National pour les statistiques de santé des États-Unis.

Funkhouser, T. et coll. (2003). « A Search Engine for 3D Models ». In : *ACM Trans. Graph.* 22.1, p. 83–105.

Gagvani, N. et D. Silver (1999). « Parameter-controlled Volume Thinning ». In : *CVGIP : Graph. Models Image Process.* 61.3, p. 149–164.

Garcia, C. (2009). « Apprentissage automatique en analyse de visage pour l'indexation d'images et les interfaces avancées ». Habilitation à diriger des recherches. L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon et l'Université Claude Bernard LYON 1.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Garcia, H. L. et I. M. Gonzalez (2004a). « Self-organizing map and clustering for wastewater treatment monitoring ». In : *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 17.3, p. 215–225.

Garcia, H. L. et I. M. González (2004b). « Self-organizing map and clustering for wastewater treatment monitoring ». In : *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 17.3, p. 215–225.

Gärtner, B. (1999). « Fast and Robust Smallest Enclosing Balls ». In : *Proceedings of the 7th Annual European Symposium on Algorithms*. Springer-Verlag, p. 325–338.

GB/T 1335 :1991 (1991). *Sizing system for men's and women's garments*. Chinese national GB standards. Chine.

GB/T 1335 :1997 (1997). *Sizing system for men's and women's garments*. Chinese national GB standards. Chine.

Goldsberry, E., S. Shim et N. Reich (1996). « Women 55 Years and Older : Part I : Current Body Measurements As Contrasted to the PS 42-70 Data ». In : *Clothing and Textiles Research Journal* 14.2, p. 108–120.

Gottschalk, S. (1999). « Collision queries using oriented bounding boxes ». Thèse de doctorat. Department of Computer Science, University of North Carolina.

Gupta, D (2010). « Anthropometric Study of Young Indian Men for Garment sizing ». In : *Research Journal of Textile and Apparel* 14.1, p. 82–89.

Gupta, D. et B. R. Gangadhar (2004). « A statistical model for developing body size charts for garments ». In : *International Journal of Clothing Science and Technology* 16.5, p. 458–469.

Gupta, D. et coll. (2006). « Developing body measurement charts for garment manufacture based on a linear programming approach ». In : *Journal of Textile andApparel,Technology and Management* 5.1, p. 1–13.

Hajjar, C. S. (2014). « Cartes auto-organisatrices pour la classification de données symboliques mixtes, de données de type intervalle et de données discrétisées ». Thèse de doctorat. ECOLE DOCTORALE STITS.

Hamad, M., S. Thomassey et P. Bruniaux, éds. (2012). *New generation of 3D adaptive morphotype mannequin*. 14th Romanian Textiles et Leather Conference CORTEP. Lugano, Romanian.

Hamza, A.B. et H. Krim (2006). « Geodesic matching of triangulated surfaces ». In : *Image Processing, IEEE Transactions on* 15.8, p. 2249–2258.

Han, J., M. Kamber et J. Pei (2011). *Data Mining : Concepts and Techniques*. 3rd. Morgan Kaufmann Publishers Inc. isbn : 0123814790, 9780123814791.

Healy D.M., Jr. et coll. (2003). « FFTs for the 2-Sphere-Improvements and Variations ». In : *Journal of Fourier Analysis and Applications* 9.4, p. 341–385.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Hilaga, Masaki et coll. (2001). « Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes ». In : *Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. SIGGRAPH '01, p. 203–212.

Horn, B.K.P. (1984). « Extended Gaussian images ». In : *Proceedings of the IEEE* 72.12, p. 1671–1686.

Hsu, C. H. et M. J. J. Wang (2005). « Using decision tree-based data mining to establish a sizing system for the manufacture of garments ». In : *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 26.5-6, p. 669–674.

Hsu, C.-H., C.-Y. Tsai et T.-Y. Lee (2010). « Neural Network to Develop Sizing Systems for Production and Logistics via Technology Innovation in Taiwan ». In : *Proceedings of the 10th WSEAS International Conference on Applied Informatics and Communications, and 3rd WSEAS International Conference on Biomedical Electronics and Biomedical Informatics*. Taipei, Taiwan, p. 421–424. isbn : 978-960-474-216-5.

Huxley, J. S. (1924). « Constant Differential Growth-Ratios and their Significance ». In : *Nature* 114, p. 895–896.

ISO 7250-1 (2011). *Définitions des mesures de base du corps humain pour la conception technologique – Partie 1 : Définitions des mesures du corps et repères*.

Istook, C. L. et S. Hwang (2001). « 3D body scanning systems with application to the apparel industry ». In : *Journal of Fashion Marketing and Management : An International Journal* 5.2, p. 120–132.

Jaccard, P. (1908). « Nouvelles recherches sur la distribution florale ». In : *Bulletin de la Sociète Vaudense des Sciences Naturelles* 44, p. 223–270.

Jain A, K. et C. Dubes R (1988). *Algorithms for Clustering Data*. Prentice-Hall, Inc. isbn : 0-13-022278-X.

JIS L 4004 :1997 (1997). *Sizing system for women's garments*. Japanese Standard Association. Tokyo.

JIS L 4005 :1997 (1997). *Sizing system for women's garments*. Japanese Standard Association. Tokyo.

Kähler, K. et coll. (2002). « Head Shop : Generating Animated Head Models with Anatomical Structure ». In : *Proceedings of the 2002 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*. SCA '02. San Antonio, Texas, p. 55–63.

Kang, S. B. et K. Ikeuchi (1993). « The Complex EGI : A New Representation for 3-D Pose Determination ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 15.7, p. 707–721.

Kaufman, L. et P. Rousseeuw (1987). « Clustering by means of medoids ». In : *Statistical Data Analysis Based on the L1-Norm and Related Methods*, North–Holland.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Kazhdan, M. (2004). « Shape representations and algorithms for 3D model retrieval ». Thèse de doctorat. Princeton University.

Kim, S. et C. Park (2004). « Parametric body model generation for garment drape simulation ». In : *Fibers and Polymers* 5.1, p. 12–18.

Kimmel, R. et J. A. Sethian (1998). « Computing Geodesic Paths on Manifolds ». In : *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, p. 8431–8435.

Kiviluoto, K. (1996). « Topology preservation in self-organizing maps ». In : *Neural Networks, 1996., IEEE International Conference on*. T. 1, p. 294–299.

Koenderink, Jan J. et Andrea J. van Doorn (1992). « Surface Shape and Curvature Scales ». In : *Image Vision Comput.* 10.8, p. 557–565.

Kohonen, T. (1982). « Self-organized formation of topologically correct feature maps ». In : *Biological Cybernetics* 43.1, p. 59–69.

Kohonen, T., M. R. Schroeder et T. S. Huang, éds. (2001). *Self-Organizing Maps*. 3rd. Springer-Verlag New York, Inc. isbn : 3540679219.

Kumar, A. et coll. (2008). « A Hole-filling Algorithm Using Non-uniform Rational B-splines ». In : *Proceedings of the 16th International Meshing Roundtable*. Sous la dir. de M. Brewer et D. Marcum, p. 169–182. isbn : 978-3-540-75102-1.

Kwon, Y., K. Kang et C. Bae (2014). « Unsupervised learning for human activity recognition using smartphone sensors ». In : *Expert Systems with Applications* 41.14, p. 6067–6074.

Labat, K.L. (2007). « Sizing standardization ». In : *Sizing in Clothing*. Sous la dir. de S. P. Ashdown. Woodhead Publishing Series in Textiles. Woodhead Publishing, p. 88–107. isbn : 978-1-84569-034-2.

Lele, S. R. et J. T. Richtsmeier (2001). *An Invariant Approach to Statistical Analysis of Shapes*. Chapman & Hall/CRC Interdisciplinary Statistics. Taylor & Francis. isbn : 9781420036176.

Liepa, P. (2003). « Filling Holes in Meshes ». In : *Proceedings of the 2003 Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing*. SGP '03. Aachen, Germany, p. 200–205.

Likas, Aristidis, Nikos Vlassis et Jakob J. Verbeek (2003). « The global k-means clustering algorithm ». In : *Pattern Recognition* 36.2, p. 451–461.

Lin, H. et coll. (2008). « An Application of Data Mining Technique in Developing Sizing System for Army Soldiers in Taiwan ». In : *W. Trans. on Comp.* 7.4, p. 245–252.

Liu, Y., H. Zha et H. Qin (2006). « The Generalized Shape Distributions for Shape Matching and Analysis ». In : *Proceedings of the IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications 2006*. SMI '06, p. 16–.

Lohmann, T. G., A. F. Roche et R. Martorell (1988). *Anthropometric Standardization Reference Manual*. Human Kinetics Books, Champaign, Ill. isbn : 9780873221214.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Ma, Y., H. Zhang et S. Jiang (2004). « Realistic modeling and animation of human body based on scanned data ». In : *Journal of Computer Science and Technology* 19.4, p. 529–537.

Martinetz, T. M. et K. J. Schulten (1991). « A neural gas network learns topologies ». In : *Clothing and Textiles Research Journal*, p. 397–402.

Matsuo, H. et A. Iwata (1994). « 3-D object recognition using MEGI model from range data ». In : *Pattern Recognition, 1994. Vol. 1 - Conference A : Computer Vision amp ; Image Processing., Proceedings of the 12th IAPR International Conference on*. T. 1, p. 843–846.

McCulloch, C. E., B. Paal et S. P. Ashdown (1998). « An optimisation approach to apparel sizing ». In : *Journal of the Operational Research Society* 49.5, p. 492–499.

Megiddo, N. (1982). « Linear-time algorithms for linear programming in R3 and related problems ». In : *Foundations of Computer Science, 1982. SFCS '08. 23rd Annual Symposium on*, p. 329–338.

Mehmood, A., T. Damarla et J. Sabatier (2012). « Separation of Human and Animal Seismic Signatures Using Non-negative Matrix Factorization ». In : *Pattern Recogn. Lett.* 33.16, p. 2085–2093. issn : 0167-8655.

Milligan, G. W. et R. Cheng (1996). « Measuring the influence of individual data points in a cluster analysis ». In : *Journal of Classification* 13.2, p. 315–335.

Milligan, G. et M. Cooper (1985). « An examination of procedures for determining the number of clusters in a data set ». In : *Psychometrika* 50.2, p. 159–179.

Milnor, J. (1963). *Morse Theory*. Princeton University. isbn : 9780691080086.

Mishra, S. K. et V. V. Raghavan (1994). « An empirical study of the performance of heuristic methods for clustering ». In : *Pattern Recognition in Practice IV*. Sous la dir. d'E. S. Gelsema et L. N. L. N. Kanal. Elsevier Science B. V., p. 425–436. isbn : 0444818928.

Nagpal, P. B. et P. A. Mann (2011). « Comparative Study of Density based Clustering Algorithms ». In : *International Journal of Computer Applications* 27.11, p. 44–47.

Nakache, J.P. et J. Confais (2004). *Approche pragmatique de la classification : arbres hiérarchiques, partitionnements*. Technip. isbn : 9782710808480.

Napoléon, T. (2010). « Indexation multi-vues et recherche d'objets 3D ». Thèse de doctorat. Télécom ParisTech.

NF EN 13402 :1977 (1977). *Désignation des tailles de vêtements*. France.

Ng, R., S. P. Ashdown et A. Chan (2007). « Intelligent size table generation ». In : *Proceedings of the Asian Textile Conference (ATC)*. SMI '06. Taiwan.

Nugent, R. et M. Meila (2010). « An Overview of Clustering Applied to Molecular Biology ». In : *Statistical Methods in Molecular Biology*. Sous la dir.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

d'Heejung Bang et coll. T. 620. Methods in Molecular Biology. Humana Press, p. 369–404. isbn : 978-1-60761-578-1.

O'Brien, R., M. A. Girshick et E. P. Hunt (1941). *Body Measurements of American boys and girls for garment and pattern Construction*. Rapport comparatif des méthodes de mesures et d'analyses statique des données sur 147 000 enfants américains. Gouvernement Américain.

Osada, Robert et coll. (2002). « Shape Distributions ». In : *ACM Trans. Graph.* 21.4, p. 807–832.

Otieno, R. B. et C. Fairhurst (2000). « The Development of New Clothing Size Charts for Female Kenyan Children. Part II : Size-range Categorization and Presentation of Final Size Charts ». In : *The Journal of The Textile Institute* 91.2, p. 153–162.

Paquet, E. et M. Rioux (1997). « Nefertiti : a query by content software for three-dimensional models databases management ». In : *3-D Digital Imaging and Modeling, 1997. Proceedings., International Conference on Recent Advances in*, p. 345–352.

Paquet, E. et H.L. Viktor (2005). « Anthropometric Calibration of Virtual Mannequins through Cluster Analysis and Content-based Retrieval of 3-D Body Scans ». In : *Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2005. IMTC 2005. Proceedings of the IEEE*. T. 2, p. 1458–1463.

Paquet, E. et coll. (2000). « Description of shape information for 2-D and 3-D objects ». In : *Signal Processing : Image Communication* 16.1-2, p. 103–122.

Parzen, E. (1962). « On Estimation of a Probability Density Function and Mode ». In : *Ann. Math. Statist.* 33.3, p. 1065–1076.

Pearson, K. (1895). « Notes on regression and inheritance in the case of two parents ». In : *ACM Trans. Graph.* 58.347-352, p. 240–242.

— (1901). « On lines and planes of closest fit to systems of points in space ». In : *Philosophical Magazine* 2.6, p. 559–572.

Pelleg, D. et A. Moore (2000). « X-means : Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters ». In : *In Proceedings of the 17th International Conf. on Machine Learning*. Morgan Kaufmann, p. 727–734.

Peyré, G. et L. D. Cohen (2009). « Geodesic Methods for Shape and Surface Processing ». In : *Advances in Computational Vision and Medical Image Processing*. Sous la dir. de JoÃ£oManuelR.S. Tavares et R.M.Natal Jorge. T. 13. Springer Netherlands, p. 29–56. isbn : 978-1-4020-9085-1.

Peyré, G. et coll. (2010). « Geodesic Methods in Computer Vision and Graphics ». In : *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision* 5.3-4, p. 197–397.

Pheasant, S. et C. M. Haslegrave (2005). *Bodyspace : Anthropometry, Ergonomics and the Design of Work, Third Edition*. Taylor & Francis. isbn : 9780415285209.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Polska Norma P-84500 (1983). *Pomiary ciała ludzkiego (Mesurage du corps humain)*. Pologne.

Rfiqi, M. (2010). « Mesures de similarité, raisonnement et modélisation de l'utilisateur ». Habilitation à diriger des recherches. Université Pierre et Marie CURIE.

Robinette, K. M. (2003). « An investigation of 3-D anthropometric shape descriptors for database mining. » Thèse de doctorat. University of Cincinnati, Medicine : Environmental Health Sciences.

Rousseeuw, P. (1987). « Silhouettes : A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis ». In : *J. Comput. Appl. Math.* 20.1, p. 53–65.

Ruspini, E. H. (1969). « A new approach to clustering ». In : *Information and Control* 15.1, p. 22–32.

Salusso-Deonier, C. J. et coll. (1985). « A Multivariate Method of Classif in Bod Form Variation for Sizing Women's Apparel ». In : *Clothing and Textiles Research Journal* 4.1, p. 38–45.

Scheepers, F. et coll. (1997). « Anatomy-based Modeling of the Human Musculature ». In : *Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. SIGGRAPH '97, p. 163–172.

Seo, H. et N. Magnenat-Thalmann (2003). « An Automatic Modeling of Human Bodies from Sizing Parameters ». In : *Proceedings of the 2003 Symposium on Interactive 3D Graphics*. I3D '03. Monterey, California, p. 19–26.

— (2004). « An Example-based Approach to Human Body Manipulation ». In : *Graph. Models* 66.1, p. 1–23.

Serwatka, A. (2008). « Contribution à la modélisation et à la simulation de vêtements sur mannequin adaptatif ». Thèse de doctorat. Université des Sciences et Technologies de Lille 1.

Sethian, J.A. (1999). *Level Set Methods and Fast Marching Methods : Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science*. Cambridge Monographs on Applied and Computational Mathematics. Cambridge University Press. isbn : 9780521645577.

Shen, L. et coll. (2004). « A surface-based approach for classification of 3d neuroanatomical structures ». In : *INTELLIGENT DATA ANALYSIS* 8, p. 2004.

Shilane, P. et coll. (2004). « The Princeton Shape Benchmark ». In : *Proceedings of the Shape Modeling International 2004*. IEEE Computer Society, p. 167–178.

Shinagawa, Y., T.L. Kunii et Y.L. Kergosien (1991). « Surface coding based on Morse theory ». In : *Computer Graphics and Applications, IEEE* 11.5, p. 66–78.

Simmons, K. P. (2002). « Body measurement techniques : A comparison of three-dimensional body scanning and physical anthropometric methods ». Thèse de doctorat. North Carolina State University, Textile Technology Management.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Sugar, C. A., Gareth et M. James (2003). « Finding the number of clusters in a data set : An information theoretic approach ». In : *Journal of the American Statistical Association* 98, p. 750–763.

Al-Sultana, K. S. et M. M. Khan (1996). « Computational Experience on Four Algorithms for the Hard Clustering Problem ». In : *Pattern Recogn. Lett.* 17.3, p. 295–308.

Sundar, H. et coll. (2003). « Skeleton Based Shape Matching and Retrieval ». In : *Proceedings of the Shape Modeling International 2003*. SMI '03, p. 130–. isbn : 0-7695-1909-1.

Surville, J. M. et S. Herichi, éds. (2010). *HOAXY Body Shapes and Fashion Formula*. 1st Int. Conf. on 3D Body Scanning Technologies. Lugano, Switzerland, p. 249–258.

Sylvester, J. J. (1857). « A question on the geometry of situation ». In : *Quarterly Journal of Pure and Applied Mathematics* 66, p. 1–79.

Tan, Pang-Ning, Michael Steinbach et Vipin Kumar (2005). *Introduction to Data Mining, (First Edition)*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. isbn : 0321321367.

Tangelder, J.W.H. et R.C. Veltkamp (2003). « Polyhedral model retrieval using weighted point sets ». In : *Shape Modeling International, 2003*, p. 119–129.

Taylor, A. et E. Unver (2005). « An experimental study to test a 3D laser Scanner for body measurement and 3D virtual garment design in Fashion education ». In : *Wearable Futures ? Hybrid Culture in the Design and Development of Soft Technology*, p. 1–14.

Thomassey, S. et M. Happiette (2007). « A Neural Clustering and Classification System for Sales Forecasting of New Apparel Items ». In : *Appl. Soft Comput.* 7.4, p. 1177–1187.

Thomassey, Sébastien et Antonio Fiordaliso (2006). « A Hybrid Sales Forecasting System Based on Clustering and Decision Trees ». In : *Decis. Support Syst.* 42.1, p. 408–421.

Tryfos, P. (1986). « An Integer Programming Approach to the Apparel Sizing Problem ». In : *The Journal of the Operational Research Society* 37.10, p. 1001–1006.

Tung, T. et F. Schmitt (2005). « The augmented multiresolution Reeb graph approach for content-based retrieval of 3D shapes ». In : *International Journal of Shape Modeling* 11.01, p. 91–120.

Venkateswarlu, N. B. et P. S. Raju (1992). « Fast isodata clustering algorithms ». In : *Pattern Recognition* 25.3, p. 335–342.

Vesanto, J. et E. Alhoniemi (2000). *Clustering of the Self-Organizing Map*.

Viktor, HernaL., Eric Paquet et Hongyu Guo (2006). « Measuring to Fit : Virtual Tailoring Through Cluster Analysis and Classification ». In : *Knowledge*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Discovery in Databases : PKDD 2006. Sous la dir. de Johannes FÃ¼rnkranz, Tobias Scheffer et Myra Spiliopoulou. T. 4213. Springer Berlin Heidelberg, p. 395–406. isbn : 978-3-540-45374-1.

Vranic, D. V. (2004). « 3D model retrieval ». Thèse de doctorat. University of Leipzig.

Vranic, D.V. et D. Saupe, éds. (2011). *HOAXY Body Shapes and Fashion Formula*. The 3rd EURASIP Conference on Digital Signal Processing for Multimedia Communications et Services. Budapest, Hongrie, p. 249–258.

Vranic, D.V., D. Saupe et J. Richter (2001). « Tools for 3D-object retrieval : Karhunen-Loeve transform and spherical harmonics ». In : *Multimedia Signal Processing, 2001 IEEE Fourth Workshop on*, p. 293–298.

Wang, C. C. L. (2005). « Parameterization and parametric design of mannequins. » In : *Computer-Aided Design* 37.1, p. 83–98.

Wang, Y. et V. H. Hamme (2011). « Gaussian Selection Using Self-Organizing Map for Automatic Speech Recognition ». In : *Advances in Self-Organizing Maps*. T. 6731. Springer Berlin Heidelberg, p. 218–227. isbn : 978-3-642-21565-0.

Werghi, N. (2007). « Segmentation and Modeling of Full Human Body Shape From 3-D Scan Data : A Survey ». In : *Systems, Man, and Cybernetics, Part C : Applications and Reviews, IEEE Transactions on* 37.6, p. 1122–1136.

Witten, I. H., E. Frank et A. M. Hall (2011). *Data Mining : Practical Machine Learning Tools and Techniques, 3rd Edition*. Morgan Kaufmann. isbn : 9780123748560.

Xiao, Y. et J.P. Siebert (2005). « Building Superquadric Men from 3D Whole-Body Scan Data ». In : *4th IEEE Chapter Conference on Applied Cybernetics*. London, U.K.

Xu, J.Z., S. Minsoo et S. Ranka (1996). « Hierarchical EGI : a new method for object representation ». In : *Signal Processing, 1996., 3rd International Conference on*. T. 2, p. 926–929.

Zaharia, T. et F. Prêteux (2001). *3D-shape-based retrieval within the MPEG-7 framework*.

— (2002). « Shape-based retrieval of 3D mesh models ». In : *Multimedia and Expo, 2002. ICME '02. Proceedings. 2002 IEEE International Conference on*. T. 1, p. 437–440.

— (2004). « 3D versus 2D/3D shape descriptors : A comparative study ». In : *in SPIE Conf. on Image Processing : Algorithms and Systems*, p. 5298.

Zakaria, N. et D. Gupta (2014). « Apparel sizing : existing sizing systems and the development of new sizing systems ». In : *Anthropometry, Apparel Sizing and Design*. Sous la dir. de Deepti Gupta et Norsaadah Zakaria. Woodhead Publishing Series in Textiles. Woodhead Publishing, p. 3–33. isbn : 978-0-85709-681-4.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Zelinka, Jiří (2011). *Kernel Density Estimation Toolbox for Matlab*. eng. Masarykova univerzita. url : http://www.math.muni.cz/~zelinka/software.

Zwane, P. E., M. Sithole et L. Hunter (2010). « A preliminary comparative analysis of 3D body scanner, manually taken girth body measurements and size chart measurements ». In : *International Journal of Consumer Studies* 34.3, p. 265–271.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Annexe A

Répartition des torses dans les trois classes

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

A.1 Classe 1

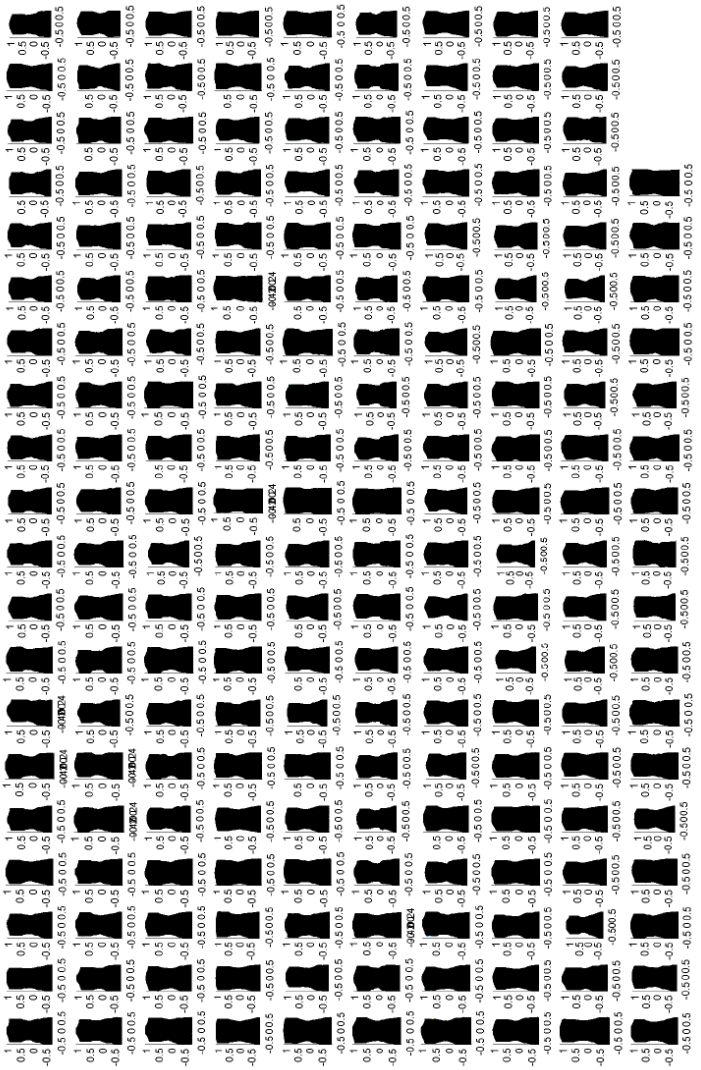


Figure *A.1* – *Torses : Classe 1*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

A.2 Classe 2

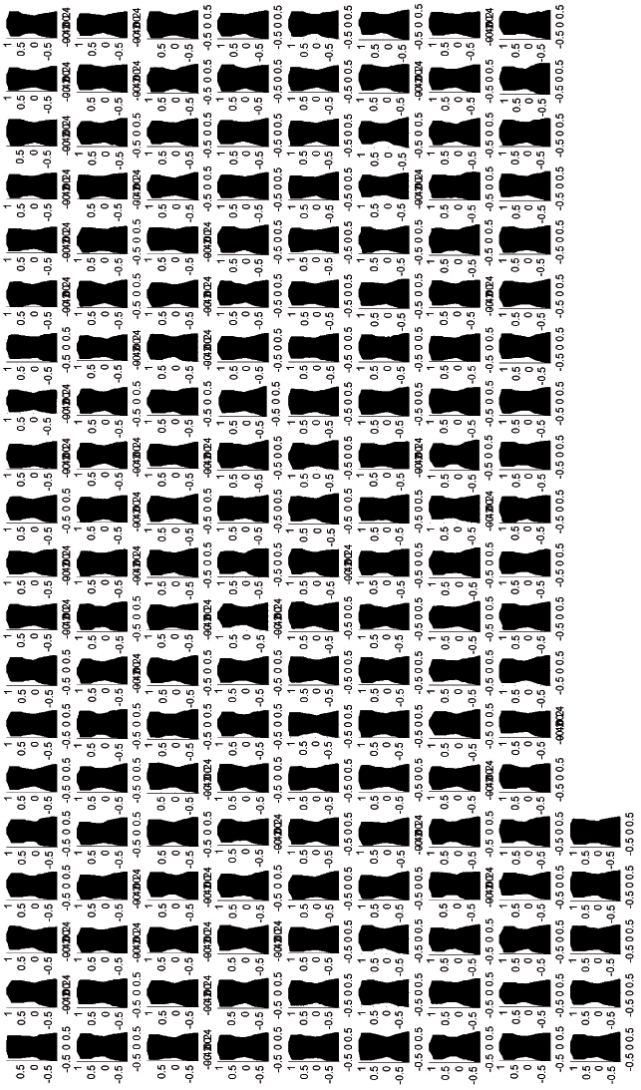


Figure *A.2* – *Torses : Classe 2*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

A.3 Classe 3

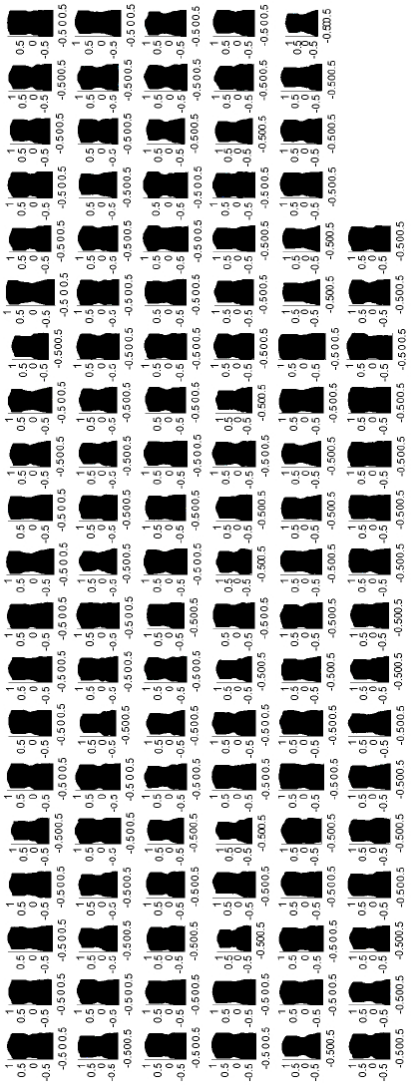


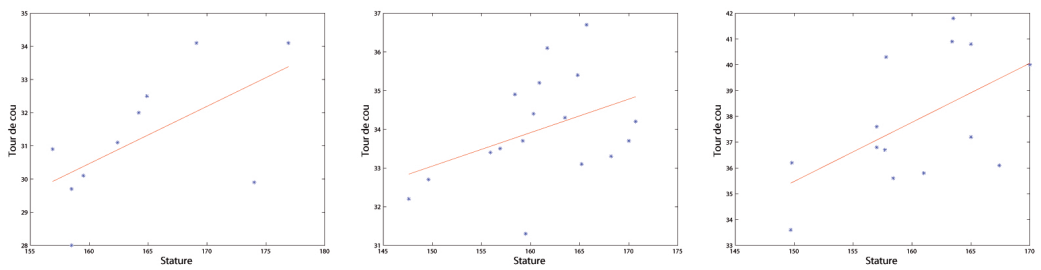
Figure *A.3* – *Torses : Classe 3*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

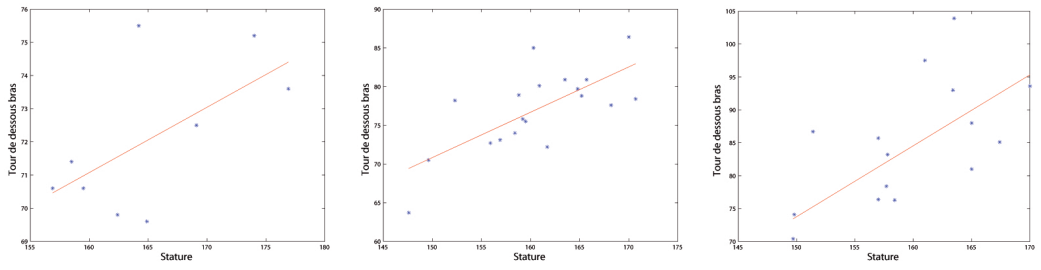
Annexe B

Régression linéaire en fonction de la stature



(a) Classe 1 *(b) Classe 2* *(c) Classe 3*

Figure B.1 – *Régression linéaire du tour de cheville en fonction de la stature.*



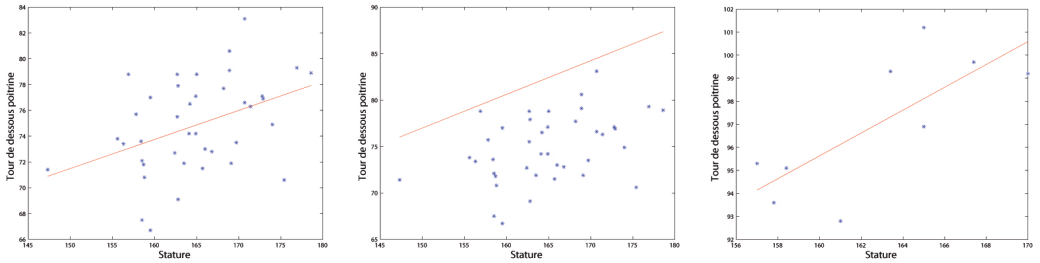
(a) Classe 1 *(b) Classe 2* *(c) Classe 3*

Figure B.2 – *Régression linéaire du tour de dessous bras en fonction de la stature.*

© 2015 Tous droits réservés.

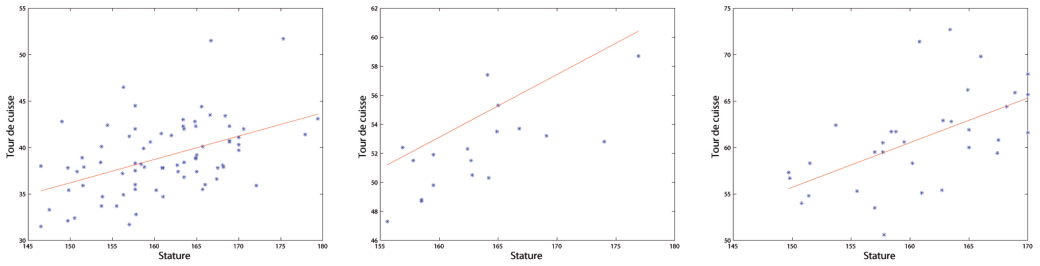
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



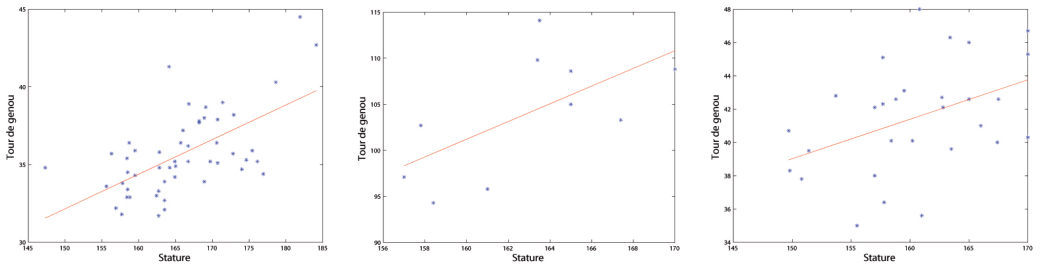
(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

FIGURE *B.3* **–** *Régression linéaire du tour de dessous poitrine en fonction de la stature.*



(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

FIGURE *B.4* **–** *Régression linéaire du tour de cuisse en fonction de la stature.*



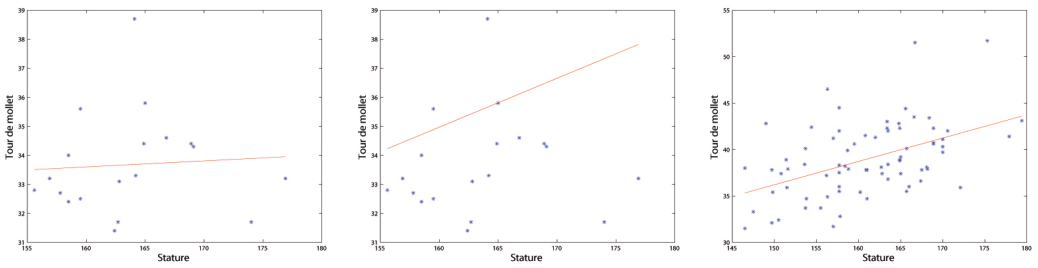
(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

FIGURE *B.5* **–** *Régression linéaire du tour de genou en fonction de la stature.*

© 2015 Tous droits réservés.

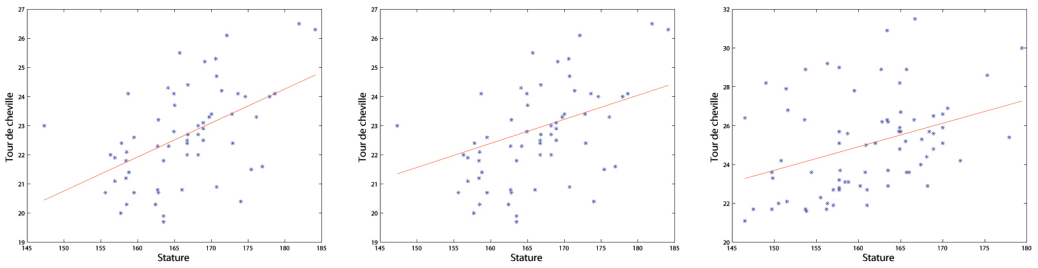
doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015



(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

FIGURE *B.6* **–** *Régression linéaire du tour de mollet en fonction de la stature.*



(a) *Classe 1* ***(b)*** *Classe 2* ***(c)*** *Classe 3*

FIGURE *B.7* **–** *Régression linéaire du tour de cheville en fonction de la stature.*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Annexe C

Évolution des coefficients de corrélation en fonction du nombre d'individus considérés du plus proche au plus éloigné

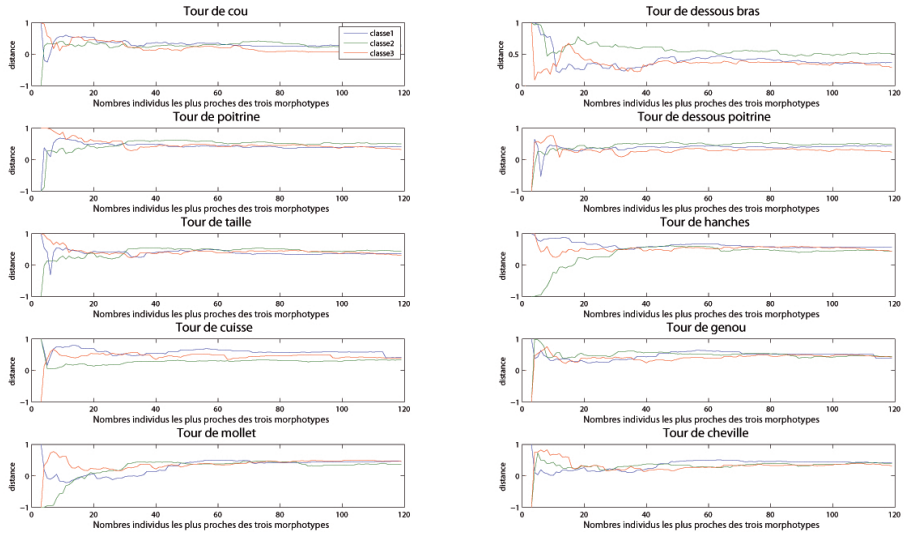


Figure C.1 – *Évolution des coefficients de corrélation en fonction du nombre d'individus considérés du plus proche au plus éloigné du centroïde.*

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Sommaire

Résumé **ix**

Sommaire **xi**

Liste des tableaux **xiii**

Table des figures **xv**

Introduction générale **1**

1 Campagnes de mensurations et systèmes de tailles **9**
1.1 Méthodes de classifications traditionnelles des corps humains . 10
1.1.1 Analyse morphologique du corps humain 11
1.1.2 Méthodes de prise de mesures anthropométriques . . . 15
1.2 Historique des campagnes de mensurations 18
1.2.1 Campagne de mensurations en Amérique 18
1.2.2 Campagne de mensurations en Asie 20
1.2.3 Campagne de mensurations en Afrique 21
1.2.4 Campagne de mensurations en Europe 22
1.3 Les systèmes de tailles 25
1.4 Définition du modèle du corps humain 29
1.4.1 Approche créative pour la modélisation du corps humain 29
1.4.2 Approche reconstructive pour la modélisation du corps humain 31

2 Classification non-supervisée et Descripteurs d'objets 3D **37**
2.1 Généralités sur la classification non-supervisée 38
2.1.1 Échantillon de données 39
2.1.2 Normalisation des données 40
2.1.3 Mesures d'éloignement 40
2.1.4 Méthodes de classification non-supervisée 41

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

2.1.5 Nombre optimal de classes 50
2.1.6 Interprétation et validation des résultats 53
2.2 Normalisation et description de forme 3D 53
2.2.1 Normalisation d'objets tridimensionnels 55
2.2.2 Descripteurs de formes tridimensionnelles 61

3 Définition de morphotypes à partir de morphologies 3D 75
3.1 Classification non-supervisée de morphologies 3D 76
3.1.1 Prétraitement des données 77
3.1.2 Descripteur de forme 3D pour les corps humains 84
3.1.3 Classification non-supervisée de corps humains 91
3.2 Modèle adaptatif d'un corps humain 94
3.2.1 Création d'un mannequin morphotype 95
3.2.2 Ajustement du mannequin au volume et à la stature . . 103

4 Résultats expérimentaux 113
4.1 Classification non-supervisée de corps humains 114
4.1.1 Présentation de l'échantillon de données 114
4.1.2 Techniques d'évaluation des résultats 115
4.1.3 Extraction des signatures sur la base de données 116
4.1.4 Classification des descripteurs de corps humains 116
4.1.5 Analyse des résultats de la classification 124
4.2 Mannequins morphotypes adaptatifs 128

Conclusion générale 137

Bibliographie 141

A Répartition des torses dans les trois classes 155
A.1 Classe 1 156
A.2 Classe 2 157
A.3 Classe 3 158

B Régression linéaire en fonction de la stature 159

C Évolution des coefficients de corrélation 163

Sommaire 165

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Classification non-supervisée de morphologies 3D de corps humain pour la mise en œuvre de mannequins morphotypes adaptatifs

Résumé

Dans cette thèse, nous nous intéressons aux problématiques liées à la classification des formes 3D de corps humains. L'objectif de ce travail de thèse est de définir une méthodologie exhaustive pour obtenir des classes morphologiques caractérisant des formes humaines représentatives d'une population donnée et d'en extraire les morphotypes les plus significatifs.

Une analyse géométrique globale de la forme du torse humain par des techniques de classification non-supervisée est mise en œuvre sur une base de données de 478 scans de femmes issues de la campagne de mensuration française réalisée en 2006 par l'IFTH. La description des scans 3D est réalisée avec un calcul des distributions des distances géodésiques à partir d'un ensemble de points anthropométriques positionnés sur la surface du torse 3D. Ce descripteur permet une comparaison quantitative des morphologies dans un monde tridimensionnel. Ces distributions géodésiques sont ensuite utilisées comme entrées pour les deux méthodes de classification non-supervisée que nous avons expérimentées.

A l'issue de la classification, trois classes morphologiques, représentées par trois morphotypes, sont extraites dans la base de données. A partir de ces morphotypes, nous avons mis en place une méthode de conception des mannequins adaptatifs. Deux types d'ajustement du mannequin, en fonction de son volume et de sa stature, ont été développés afin de le contrôler en fonction des individus inclus dans les classes obtenues ou à partir d'un système de taille industriel.

Compte tenu de la diversité des disciplines telles que la morphologie humaine, les descripteurs de forme 3D, la classification non-supervisée et les mannequins morphotypes adaptatifs, cette thèse peut contribuer à de nombreuses recherches et problématiques industrielles du secteur de l'habillement.

Mots clés : bien-aller, morphologie humaine, anthropométrie, campagne de mensurations, système de tailles, scanner corporel 3d, classification non-supervisée, k-moyennes, som, indice davies-bouldin, normalisation d'objets 3d, descripteur de forme 3d, sphère minimale englobante, distribution des distances géodésiques, morphotype, mannequin paramétrique.

GEMTEX
2, Allée Louise et Victor Champier – BP 30329 – 59056 Roubaix cedex 1 – France

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr

Thèse de Moez Hamad, Lille 1, 2015

Clustering of 3D human bodies morphologies for the implementation of adaptive morphotypes mannequins

Abstract

In this PhD we investigate the problem of 3D human morphologies classification. The aim of this research is to define an exhaustive methodology to perform a clustering of human morphology shapes of a population and extract the most significant morphotypes.

An overall geometric shape analysis of body surfaces with unsupervised clustering techniques is carried out on a database of 478 scans of woman bodies from the French Sizing Survey (2006) conducted by the IFTH.

The description of the 3D scans is performed from the computation of the geodesic distributions based on anthropometrics feature points placed on the surface of human torso. This descriptor enables a quantitative comparison of the morphologies in 3D space. These geodesic distributions are then used as inputs for the two clustering methods implemented.

After the clustering, three morphological classes represented by three morphotypes are extracted from the database. Based on these morphotypes, we developed a design method of adaptive models. Two types of the mannequin adjustment, depending on the mannequin volume and height, have been developed to control the morphology from the individuals included in the obtained clusters or from an industrial sizing system.

Given the diversity of disciplines such as human morphology, 3D shape descriptors, clustering and adaptive morphotype mannequin, this thesis may contribute to a large number researches and issues in the clothing industry sector.

Keywords: fit,human morphology, anthropometric, sizing survey, sizing system, 3d bodyscanner, clustering, k-means, som, davies-bouldin index, 3d object normalization, 3d shape descriptor, minimal bounding sphere, geodesic distribution, morphotype, parametric model.

© 2015 Tous droits réservés.

doc.univ-lille1.fr