

Création de modèles surfaciques personnalisés et sans contact
pour l'estimation précise des surfaces corporelles saines et
brûlées en contexte clinique

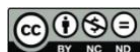
par

Anaïde THIBAUT

THÈSE PRÉSENTÉE À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DU
DOCTORAT EN GÉNIE
Ph.D.

MONTREAL, LE 27 JUIN 2025

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Anaïde Thibault, <année de publication>



Cette licence [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY
CETTE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉE
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Carlos Vázquez, directeur de thèse
Génie logiciel et des TI à l'École de technologie supérieure

M. Jacques A. de Guise, codirecteur de thèse
Génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M. David Labbé, président du jury
Génie logiciel et des TI à l'École de technologie supérieure

M. Sheldon Andrews, membre du jury
Génie logiciel et des TI à l'École de technologie supérieure

Mme. Chane! Beaudoin Cloutier, jury externe indépendant
Faculté de médecine de l'Université Laval, département de chirurgie

ELLE A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 16 JUIN 2025

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier tout d’abord les personnes qui ont rendu cette thèse possible : merci Jacques pour avoir initié ce beau projet et de m’avoir permis de mener à bien ce travail, merci Carlos et je remercie également l’École de Technologie Supérieure, au sein de laquelle cette thèse a pu voir le jour.

Une mention spéciale à Thierry. Merci pour tes nombreuses relectures, nos discussions et tes conseils qui m’ont permis d’avancer et de prendre du recul sur mon travail. Merci également à Adrien, mon prédécesseur, d’avoir été disponible pour répondre à mes questions. Merci à Sylvie Gervais pour ton soutien et tes conseils pour les analyses statistiques qui sont toujours fort passionnantes avec toi. Merci également à Nicola, directrice du LIO, pour tes conseils sur le doctorat.

Merci à l’équipe clinique de l’Unité des Grands Brûlés du CHU de Montréal, Mathieu L’Heureux, Dr Izadpanah, Dr Coeugnet, Dr Efanov, pour m’avoir ouvert les portes de votre unité afin d’en apprendre davantage sur le contexte clinique de prise en charge des patients grands brûlés et de mieux comprendre les enjeux cliniques.

Un travail de thèse nécessite aussi un soutien financier. Merci au Centre d’Expertise pour les Victimes de Brûlures Graves de l’Ouest du Québec (CEVBGOQ) de m’avoir octroyé une bourse d’excellence au cours de deux années consécutives. J’espère que ce travail pourra donner lieu à de nouvelles innovations pour la prise en charge et les soins aux patients grands brûlés.

Enfin, et le plus important, je tiens à remercier du fond du cœur les personnes qui me sont chères et qui m’ont accompagnée tout au long de cette aventure. Quelques mots ne suffisent pas pour vous remercier de votre soutien indéfectible et votre amour inconditionnel mais c’est un début ! Papa, maman, merci pour votre écoute, votre présence et vos conseils avisés. Je suis fière d’être votre fille ! Et enfin, Pascal, mon amour, par où commencer... Merci d’être à mes

côtés et de me soutenir à chaque instant. Je te dédie cette thèse, après tout, tu la connais aussi bien que moi maintenant !

Création de modèles surfaciques personnalisés et sans contact pour l'estimation précise des surfaces corporelles saines et brûlées en contexte clinique

Anaïde THIBAUT

RÉSUMÉ

La prise en charge médicale d'un patient grand brûlé est complexe. Elle nécessite une expertise afin d'évaluer précisément le %TBSA, c'est-à-dire le ratio des surfaces brûlées sur la surface corporelle totale (BSA). Ce ratio permet de déterminer quels sont les traitements adaptés à apporter au patient (i.e. apport en fluides physiologiques, traitements médicamenteux et chirurgicaux). Les méthodes cliniques actuelles, en 2D et standards, sont imprécises et présentent des variabilités inter et intra-évaluateurs dépendantes de l'expertise du clinicien évaluateur. D'autres méthodes ont vu le jour, notamment grâce aux apports des outils de modélisation 3D et permettent de modéliser en trois dimensions l'enveloppe corporelle du corps entier. Cependant, une modification globale uniquement du modèle surfacique n'est pas suffisante pour garantir la précision nécessaire pour les applications cliniques. La personnalisation de la morphologie, de la composition corporelle (e.g. masses graisseuses, masses musculaires), et des dimensions locales est nécessaire afin d'obtenir un modèle surfacique localement personnalisé et estimer précisément le %TBSA pour adapter les soins du patient. De plus, les outils 3D et les données nécessaires ne sont pas toujours adaptés au contexte clinique de prise en charge des patients grands brûlés.

Dans ce contexte, l'objectif de cette thèse est donc de développer des méthodes automatisées de modélisation 3D personnalisée du corps humain entier, sans contact avec le patient, avec une BSA et des aires locales précises pour estimer le %TBSA. Pour cela, deux méthodes complémentaires sont développées : les méthodes STAP et S3D, intégrant chacune un modèle statistique, respectivement le modèle statistique de composition corporelle et le modèle statistique anthropométriques. La méthode STAP permet de personnaliser les aires globales et locales, à partir de quelques paramètres déjà accessibles en clinique, en intégrant la composition corporelle, les masses musculaires et graisseuses globales et locales. La méthode S3D affine le modèle surfacique obtenu avec la méthode STAP en utilisant un scan 3D partiel du patient pour obtenir quelques mesures anthropométriques et personnaliser des régions corporelles spécifiques. Le pourcentage d'erreur absolu moyen (MAPE) de la BSA est d'environ 2 % avec ces deux méthodes, ce qui est deux fois plus précis que les méthodes cliniques et 3D existantes. Une autre contribution de ce travail est la validation de la précision des aires des régions corporelles. La méthode S3D permet d'aller chercher des MAPE variant entre 4 % et 6 % pour les régions du torse, du bras et de la jambe, ce qui permet d'obtenir des %TBSA avec des MAPE variant entre 2 % et 6 %, inférieur aux 10 % d'erreur obtenus avec des outils de modélisation 3D existants tels que BurnCase 3D.

En conclusion, cette thèse a contribué au développement de deux méthodes de modélisation 3D du corps humain entier, capables de représenter la diversité des corps, des morphologies et formes corporelles locales variées. Cette personnalisation permet ainsi d'adapter les soins pour

VIII

chaque patient, d'améliorer leur chance de survie, de réduire les risques de complications médicales et de séquelles à moyen et long terme.

Mots clés : modélisation 3D, corps humain, modèle paramétrique, patients grands brûlés, BSA, %TBSA, contexte clinique, modèle statistique, anthropométrie

Creation of contactless and personalized 3D models for accurate estimation of healthy and burned body surfaces in clinical settings

Anaïde THIBAUT

ABSTRACT

The care of a severely burned patient is a complex medical challenge. It requires expertise to accurately assess the %TBSA, which refers to the ratio of burned surface area to the total body surface area (BSA). This percentage is crucial for determining the appropriate treatments to be provided to the patient (e.g., fluid resuscitation, medication, and surgical procedures). Current clinical methods, which are in 2D and standardized, lack precision and show inter- and intra-evaluator variability depending on the clinician's level of expertise. Alternative methods have emerged, particularly with advances in 3D modeling tools, allowing for three-dimensional modeling of the whole-body surface. However, global 3D model adjustment alone is insufficient to ensure the precision required for clinical applications. It is necessary to personalize the morphology, body composition (e.g., fat and muscle mass), and local dimensions to obtain a locally personalized 3D model and accurately estimate the %TBSA for tailored patient care. Furthermore, 3D tools and the required data are not always suited to the clinical context of burn patient management.

In this context, the objective of this thesis is to develop automated methods for contactless, personalized 3D modeling of the entire human body, with accurate BSA and local body areas to estimate the %TBSA. To achieve this, two complementary methods were developed: the STAP and S3D methods, each incorporating a statistical model—specifically, a body composition statistical model and an anthropometric statistical model. The STAP method personalizes global and local surface areas using a few parameters already available in clinical settings, by integrating body composition, global and local fat and muscle mass. The S3D method refines the 3D model generated by the STAP method using a partial 3D scan of the patient to extract a few anthropometric measurements and personalize specific body regions. The Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of the BSA is approximately 2% for both methods, which is twice as accurate as existing clinical and 3D methods. Another contribution of this work is the validation of the accuracy of regional body surface areas. The S3D method achieves MAPE values ranging from 4% to 6% for the torso, arm, and leg regions, allowing for %TBSA estimations with MAPEs between 2% and 6%, lower than the 10% error observed in existing 3D modeling tools such as BurnCase 3D.

In conclusion, this thesis has contributed to the development of two whole-body 3D modeling methods, capable of representing the diversity of body types, morphologies, and local body shapes. This level of personalization supports tailored treatment for each patient, improves their chances of survival, and reduces the risks of medical complications and long-term sequelae.

Keywords: 3D modeling, human body, parametric model, burn patients, BSA, %TBSA, clinical context, statistical model, anthropometry

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 CONTEXTE CLINIQUE ET CONTEXTE DE RECHERCHE.....	5
1.1 Prise en charge et parcours clinique des patients grands brûlés	5
1.1.1 Contraintes du contexte clinique.....	7
1.2 Évaluation des surfaces brûlées	7
1.2.1 Estimation du %TBSA.....	7
1.2.2 Méthodes cliniques conventionnelles	8
1.3 Problématique clinique	10
1.3.1 Mauvaises estimations du %TBSA et conséquences cliniques	10
1.3.2 Limitations des méthodes cliniques et de la 2D.....	11
1.4 Contexte de la recherche et apports de la 3D.....	13
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	15
2.1 Méthodes de modélisation 3D du corps humain dans le contexte clinique des grands brûlés	15
2.1.1 Avec sélection d'un modèle générique	15
2.1.2 Avec déformation d'un modèle générique : modélisation paramétrique anthropométrique	18
2.2 MakeHuman : outil de modélisation 3D paramétrique du corps humain	22
2.2.1 Paramètres globaux	23
2.2.2 Paramètres locaux	25
2.2.3 Modèle de déformations et interdépendances	28
2.3 Anthropométrie	30
2.3.1 Anthropométrie conventionnelle manuelle.....	30
2.3.2 Anthropométrie numérique	33
2.3.2.1 Extraction de mesures anthropométriques à partir de points de repères corporels	34
2.3.3 Méthodes statistiques et d'apprentissage machine pour inférer des mesures anthropométriques	38
2.4 Modèles statistiques pour la reconstruction 3D et l'anthropométrie	40
2.4.1 Méthodes statistiques de modélisation 3D.....	41
2.4.1.1 Modèle statistique de forme par ACP	41
2.4.1.2 Recalage	44
2.4.2 Applications des modèles statistiques.....	48
2.4.2.1 Reconstruction 3D du corps humain.....	48
2.4.2.2 Reconstruction 3D et extraction de mesures anthropométriques.....	49
2.5 Méthodes d'évaluation et métriques	52
2.5.1 À partir de formules anthropométriques	52
2.5.2 À partir de méthodes cliniques 2D.....	53

2.5.3	À partir de modèles surfaciques 3D.....	54
2.5.4	Évaluation de la précision de l'aire des surfaces saines et brûlées	55
2.5.5	Métriques	56
2.6	Lots de données.....	58
2.6.1	Lots de scans 3D et données anthropométriques	58
2.7	Conclusion de la revue.....	60
CHAPITRE 3 PROBLÉMATIQUE, ET OBJECTIFS DE RECHERCHE.....		63
3.1	Problématique et exigences cliniques	63
3.2	Hypothèses et objectifs	64
3.3	Contributions.....	66
CHAPITRE 4 MÉTHODOLOGIE : DÉVELOPPEMENT DES MÉTHODES DE CRÉATION DE MODÈLES SURFACIQUES SANS CONTACT		67
4.1	Méthode STAP.....	70
4.1.1	Modèle statistique de composition corporelle	71
4.1.1.1	Données pour construire le modèle statistique de composition corporelle.....	71
4.1.1.2	Estimation des coefficients des équations pour les ratios de poids et de muscle	72
4.1.1.3	Estimation des coefficients des équations des paramètres micro pour les sujets obèses.....	76
4.1.2	Modèle MakeHuman pour la méthode STAP.....	78
4.2	Méthode S3D	80
4.2.1	Acquisition de scans 3D partiels.....	81
4.2.2	Extraction de mesures sur scan partiel.....	82
4.2.3	Modèle statistique anthropométrique.....	89
4.2.3.1	Données et traitement des données pour construire le modèle statistique anthropométrique	89
4.2.3.2	Estimation des paramètres pour l'inférence des mesures anthropométriques.....	90
4.2.4	Modèle MakeHuman pour la méthode S3D	95
CHAPITRE 5 EXPÉRIMENTATION : ÉVALUATION DES MÉTHODES.....		97
5.1	Lots de données d'évaluation.....	98
5.2	Méthodologie d'évaluation pré-clinique de la méthode de Desbois.....	99
5.2.1	Application de représentation 3D et de quantification des surfaces brûlées sur modèles surfaciques personnalisés (méthode de Desbois)	99
5.2.2	Création des patrons de brûlures et %TBSA de référence.....	100
5.2.3	Production des données d'évaluation.....	102
5.2.4	Évaluation de la méthode de Desbois	103
5.3	Méthodologie d'évaluation des méthodes STAP et S3D.....	103
5.3.1	Évaluation globale : BSA.....	104
5.3.2	Évaluation locale : aires par segment corporel	105
5.3.3	Évaluation du %TBSA.....	106
5.3.4	Métriques d'évaluation	106

5.4	Statistiques	107
CHAPITRE 6	RÉSULTATS	108
6.1	Résultats de l'évaluation pré-clinique de la méthode de Desbois.....	108
6.2	Estimation des équations de régressions des modèles statistiques des méthodes STAP et S3D.....	111
6.2.1	Estimation des équations de régressions du modèle statistique de composition corporelle de la méthode STAP	112
6.2.1.1	Distribution et équations des ratios de poids et de muscle selon le sexe et l'IMC	112
6.2.1.2	Identification du seuil d'IMC d'obésité pour les paramètres micro	114
6.2.2	Estimation des équations de régressions du modèle statistique anthropométrique de la méthode S3D.....	117
6.3	Résultats de l'évaluation de la précision des méthodes STAP et S3D	124
6.3.1	Résultats de la précision globale : aire corporelle totale des modèles surfaciques	124
6.3.2	Résultats de la précision des régions corporelles locales : aire par segment corporel des modèles surfaciques	126
6.3.3	Résultats de la précision du %TBSA	130
CHAPITRE 7	DISCUSSION	139
7.1	Discussion des travaux et contributions.....	139
7.1.1	Validation pré-clinique de la méthode Desbois	139
7.1.2	Création de méthodes de modélisation 3D précises et applicables en clinique.....	141
7.1.3	Apports des méthodes STAP et S3D	142
7.1.4	Apports de MakeHuman	144
7.1.5	Précisions de l'aire globale et des régions corporelles spécifiques locales des modèles surfaciques.....	145
7.1.5.1	Précision de la BSA	145
7.1.5.2	Précision de l'aire des régions corporelles locales	146
7.1.5.3	Précision des aires globales et locales pour les sujets en obésité	148
7.1.6	Précision des %TBSA sur les modèles surfaciques	149
7.1.7	Comparaison avec l'état de l'art	150
7.1.7.1	Précision de la BSA et de l'aire des régions corporelles locales	150
7.1.7.2	Précision du %TBSA	151
7.2	Limitations et futurs travaux.....	152
7.3	Impacts	155
CONCLUSION		157

ANNEXE I	CRITÈRES D'ADMISSION DES PATIENTS GRANDS BRÛLÉS À L'UNITÉ DES GRANDS BRÛLÉS DU CHU DE MONTRÉAL ET ALGORITHME DU CENTRE D'OPTIMISATION DES FLUX RÉSEAUX (COFR) POUR LA PRISE EN CHARGE DES PATIENTS.....	159
ANNEXE II	LISTE DES INDICES DES SOMMETS DES MODÈLES SURFACIQUES DE MAKEHUMAN FORMANT LES 20 MESURES ANTHROPOMÉTRIQUES.....	161
ANNEXE III	HISTOGRAMMES DE LA DISTRIBUTION DE LA TAILLE, DES 20 MESURES ANTHROPOMÉTRIQUES DE MAKEHUMAN ET DES TROIS CIRCONFÉRENCES PARTIELLES POUR LA POPULATION FÉMININE (N = 21 291) ET POUR LA POPULATION MASCULINE (N = 20 684) ISSUES DU LOT DE DONNÉES DESBOIS-50 000 REPRÉSENTATIF DE LA POPULATION CANADIENNE	165
ANNEXE IV	MATRICES DES COEFFICIENTS DE CORRÉLATION DE SPEARMAN DES 24 MESURES ANTHROPOMÉTRIQUES DE LA POPULATION FÉMININE (N = 21 291) ET DE LA POPULATION MASCULINE (N = 20 684) ISSUES DU LOT DE DONNÉES DESBOIS-50 000 REPRÉSENTATIF DE LA POPULATION CANADIENNE	171
ANNEXE V	MODÈLES SURFACIQUES DE HUIT SUJETS DES LOTS DE DONNÉES DESBOIS-8 ET FAUST GÉNÉRÉS AVEC LA MÉTHODE DE DESBOIS, LES MÉTHODES STAP ET S3D AINSI QUE LE SCAN 3D	173
	LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	177
	BIBLIOGRAPHIE.....	199

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 4.1	Résumé des six équations composant le modèle statistique de composition corporelle.....71
Tableau 4.2	Description du lot de données SPRING utilisé pour développer le modèle statistique de composition corporelle de la méthode STAP.....72
Tableau 4.3	Liste des indices des sommets formant les trois circonférences partielles de buste, sous-buste et taille88
Tableau 5.1	Description des lots de données Desbois-8 et FAUST utilisés pour l'évaluation des méthodes STAP et S3D99
Tableau 5.2	Récapitulatif des données accessibles selon les méthodes étudiées104
Tableau 6.1	Résultats des erreurs moyennes absolues en pourcentage (MAPE) et écarts-types (σ) des %TBSA estimés avec la méthode clinique de Lund & Browder (L&B) et la méthode de Desbois pour les trois experts et avec la méthode de Desbois pour les trois non-experts.....109
Tableau 6.2	Équations du modèle statistique de composition corporelle et leurs paramètres afin d'estimer les ratios de poids et de muscles et les paramètres micro selon le sexe et l'IMC114
Tableau 6.3	Liste des six coefficients (ordonnée à l'origine et les coefficients des cinq variables explicatives) pour les 19 variables à expliquer pour les sujets féminins. Les variables appartenant à une même région corporelle sont indiquées dans une même couleur (bleu : tête et cou, orange : bras, vert : buste, rouge : jambe).....121
Tableau 6.4	Liste des six coefficients (ordonnée à l'origine et les coefficients des cinq variables explicatives) pour les 19 variables à expliquer pour les sujets masculins. Les variables appartenant à une même région corporelle sont indiquées dans une même couleur (bleu : tête et cou, orange : bras, vert : buste, rouge : jambe).....122
Tableau 6.5	Performances des régressions de Ridge, avec le R^2 (en %), la MAE (en cm), la statistique de Durbin-Watson et sa valeur p, pour les 19 variables à expliquer pour les sujets féminins et masculins. Les variables appartenant à une même région corporelle sont indiquées dans une même couleur (bleu : tête et cou, orange : bras, vert : buste, rouge : jambe)123

Tableau 6.6	Résultats de précision des BSA obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D), la formule de Mosteller et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)124
Tableau 6.7	Résultats de précision de l'aire du segment corporel de la tête et du cou obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D) et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)127
Tableau 6.8	Résultats de précision de l'aire du segment corporel du torse obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D) et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)128
Tableau 6.9	Résultats de précision de l'aire du segment corporel du bras obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D) et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)128
Tableau 6.10	Résultats de précision de l'aire du segment corporel de la jambe obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D) et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)129
Tableau 6.11	Résultats des erreurs moyennes absolues en pourcentage (MAPE) et écarts-types (σ) des %TBSA estimés avec la méthode clinique de Lund & Browder (L&B), la méthode de Desbois ainsi que pour les méthodes STAP et S3D.....131
Tableau-A II-1	Liste des sommets formant les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman.....161
Tableau-A III-1	Histogrammes des distributions des 23 paramètres étudiés pour les sujets féminins et masculins du lot de données Desbois-50 000. Les mesures sont exprimées en cm.....165
Tableau-A V-1	Modèles surfaciques de huit sujets des lots de données Desbois-8 et FAUST générés avec la méthode de Desbois, les méthodes STAP et S3D ainsi que le scan 3D173

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Illustration d'un schéma de Lund & Browder9
Figure 2.1	Bibliothèques des modèles surfaciques.....17
Figure 2.2	Méthodes de personnalisation globale (à gauche) et locale (à droite) d'un modèle surfacique générique (a.1 et b.1). La personnalisation globale applique une transformation rigide uniforme sur l'ensemble du corps (a.2) tandis que la personnalisation locale permet d'appliquer des transformations linéaires sur les sommets des régions anatomiques spécifiques telles que les hanches ou la poitrine (b.2)19
Figure 2.3	Capture d'écran de l'interface utilisateur de MakeHuman (version 1.2) affichant le modèle surfacique de base sur lequel les déformations sont appliquées, sur l'ensemble du corps ou sur des régions anatomiques spécifiques, selon les paramètres globaux (e.g. taille, masses musculaires et graisseuses) et locaux (e.g. circonférences, longueurs et largeurs de régions anatomiques).....23
Figure 2.4	Illustration de différents types de morphologies obtenus avec les ratios de poids et de muscle de MakeHuman. La première ligne illustre les valeurs des paramètres globaux de ratio de poids et de muscle variant entre 0 et 1. Les deuxième et troisième lignes représentent un corps féminin et masculin pour lesquels le paramètre global « sexe » est fixé à 0 et 1 respectivement.....25
Figure 2.5	Illustration de morphologies obèses obtenues seulement avec les ratios de poids et de muscle et les paramètres micro fixés à leur valeur standard 0, et avec ajout des paramètres micro (e.g. largeur et profondeur du buste, masse graisseuse du cou, des jambes et des bras) fixés à 1. Les troisième et quatrième lignes représentent un corps féminin et masculin pour lesquels le paramètre global « sexe » est fixé à 0 et 1 respectivement.....26
Figure 2.6	Localisation des 20 mesures anthropométrique sur le modèle surfacique de base de MakeHuman, avec circ, circonférence, sup, supérieur et inf, inférieur.....27
Figure 4.1	Diagramme du processus de prise en charge de patients grands brûlés par les différents intervenants médicaux et intégration des méthodes STAP et S3D et des données d'entrée nécessaires afin d'évaluer précisément le %TBSA et le volume des fluides de Parkland à apporter au patient.....68

Figure 4.2	Illustration des interactions entre le contexte clinique et le modèle MakeHuman avec l'apport des méthodes STAP et S3D pour les faire communiquer et générer des modèles surfaciques personnalisés du corps humain entier68
Figure 4.3	Description de la méthode STAP pour la création de modèles surfaciques personnalisés à partir de paramètres démographiques et anthropométriques globaux.....70
Figure 4.4	Exemple des 21 modèles surfaciques générés pour le sujet masculin S0002 et leur couple de ratios [ratio de poids, ratio de muscle], avec le ratio de muscle fixé à 0 et le ratio de poids variant entre 0 et 173
Figure 4.5	Courbes d'estimation de la valeur des paramètres micro (μ) pour les sujets féminins (F), à gauche, et masculins (M), à droite. Les bornes minimales et maximales pour des IMC obèses sont indiqués en rouge.....78
Figure 4.6	Illustration de la méthode STAP pour générer des modèles surfaciques d'un sujet féminin adulte selon l'IMC. (A) Modèle surfacique d'un sujet en surpoids généré en utilisant les ratios de poids et de muscle du modèle MakeHuman. (B) Modèle surfacique d'un sujet en obésité généré en utilisant les ratios de poids et de muscle puis en ajoutant les paramètres micro du modèle MakeHuman79
Figure 4.7	Description de la méthode S3D pour la personnalisation des régions anatomiques locales des modèles surfaciques à partir de 20 mesures anthropométriques.....81
Figure 4.8	Illustration du scan 3D corps entier d'un sujet du lot de données Desbois-8 (A) et du scan partiel du buste antérieur, vu de face (B), et de profil (C).....82
Figure 4.9	Processus d'extraction des quatre mesures anthropométriques partielles : lecture et recalage du modèle obtenu avec la méthode STAP et du scan 3D partiel, puis extraction des mesures anthropométriques (largeur de buste, circonférences partielles de buste, sous-buste et de taille) sur le scan 3D (points en rouge) par rapport aux points de référence sur le modèle STAP (points en bleu)83
Figure 4.10	Illustration des quatre points de repères corporels sélectionnés sur le nuage de points du scan 3D partiel (à gauche) et sur le nuage de points du modèle surfacique STAP (à droite) pour mettre grossièrement en correspondance les deux nuages de points.....85
Figure 4.11	Histogramme des valeurs de largeur de buste et de circonférence de taille pour les sujets féminins (A et C) et masculins (B et D).....91

Figure 4.12	Liste des cinq variables explicatives fournies au modèle statistique anthropométrique afin d'estimer les 19 variables à expliquer92
Figure 4.13	Facteurs d'inflation de la variance (FIV) pour la circonférence de buste et paramètre Ridge fixé à 0,0394
Figure 5.1	Capture d'écran des deux pages de l'application LIO-B3D de modélisation et de quantification des surfaces brûlées. (A) Page de saisie des données du patient. (B) Représentation manuelle et calcul des surfaces brûlées sur le modèle surfacique personnalisé généré.....100
Figure 5.2	Illustration des quatre patrons de brûlures représentés sur l'un des huit maillages des sujets sains du lot de données Desbois-8.....102
Figure 5.3	Illustration des quatre régions corporelles étudiées, tête et cou, torse, bras, jambe105
Figure 6.1	Résultats des %TBSA obtenus avec la méthode de Lund & Browder (L&B) et la méthode de Desbois, comparés aux %TBSA de référence pour les quatre patrons de brûlures. La croix représente la moyenne, la barre interne, la médiane, les limites supérieures et inférieures les quartiles Q1 et Q3, et les moustaches, le minimum et maximum.....110
Figure 6.2	Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec la méthode clinique de Lund & Browder (L&D, en bleu) et la méthode de Desbois (en rouge) et le %TBSA de référence pour les trois experts. La croix représente la moyenne, la barre interne, la médiane, les limites supérieures et inférieures les quartiles Q1 et Q3, et les moustaches, le minimum et maximum111
Figure 6.3	Distribution des ratios de poids (colonne de gauche) et de muscle (colonne de droite) en fonction de l'IMC pour les sujets féminins (première ligne) et masculins (deuxième ligne) et les courbes d'ajustements en rouge.....113
Figure 6.4	Distribution des erreurs absolues en pourcentage des BSA des modèles surfaciques générés avec le modèle statistique de composition corporelle en fonction de l'IMC pour les sujets féminins (première ligne) et masculins (deuxième ligne), sans (première colonne) et avec (deuxième colonne) les paramètres micro. Les seuils d'IMC sont indiqués en rouge.....116
Figure 6.5	Illustration des modèles surfaciques du sujet en obésité générés via la méthode STAP sans (à gauche) et avec (au centre) les paramètres micro, comparé au scan 3D du sujet (à droite)117

Figure 6.6	Corrélations des rangs de Spearman obtenues pour les mesures anthropométriques des 21 291 sujets féminins118
Figure 6.7	Corrélations des rangs de Spearman obtenues pour les mesures anthropométriques des 20 684 sujets masculins119
Figure 6.8	Erreurs moyennes absolues (MAE) des surfaces corporelles totale (BSA), des segments corporels de tête et cou, du torse, du bras et de la jambe des modèles surfaciques générés via les méthodes de Desbois, STAP et S3D comparées avec les valeurs de référence.....126
Figure 6.9	Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D et le %TBSA de référence pour la région tête et cou des 18 sujets étudiés.....132
Figure 6.10	Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D et le %TBSA de référence pour la région du torse des 18 sujets étudiés133
Figure 6.11	Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D et le %TBSA de référence pour la région du bras des 18 sujets étudiés.....134
Figure 6.12	Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D et le %TBSA de référence pour la région de la jambe des 18 sujets étudiés...135
Figure 6.13	Distribution des erreurs absolues en points de pourcentage entre les %TBSA estimés (Lund & Browder, Desbois, STAP S3D) et les %TBSA de référence (scans 3D) pour chaque région corporelle brûlée (tête et cou, torse, bras, jambe). La croix représente la moyenne, la barre interne, la médiane, les limites supérieures et inférieures les quartiles Q1 et Q3, et les moustaches, le minimum et maximum. Les astérisques indiquent les différences significatives entre les méthodes (* < 0,05 ; ** < 0,01)138
Figure-A I-1	Algorithme d'admission des patients grands brûlés160
Figure-A IV-1	Corrélations des rangs de Spearman pour la population féminine du lot de données Desbois-50 000.....171
Figure-A IV-2	Corrélations des rangs de Spearman pour la population masculine du lot de données Desbois-50 000172

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

2D	Deux dimensions
3D	Trois dimensions
%TBSA	Pourcentage de surface corporelle totale (<i>percentage of Total Body Surface Area</i>)
A	Âge
ACP	Analyse en composantes principales
BBSA	Surface corporelle brûlée (<i>Burned Body Surface Area</i>)
BSA	Surface corporelle totale (<i>Body Surface Area</i>)
CHUM	Centre Hospitalier de l'Université de Montréal
Circ	Circonférence
CNN	Réseaux de neurones à convolution (<i>Convolutional Neural Network</i>)
CRCHUM	Centre de Recherche du Centre Hospitalier de l'Université de Montréal
ÉTS	École de Technologie Supérieure
ICP	Algorithme itératif du point le plus proche (<i>Iterative Closest Point</i>)
IMC	Indice de Masse Corporelle
Inf	Inférieur
KNN	K plus proches voisins (<i>K-Nearest Neighbors</i>)
LIO	Laboratoire de recherche en Innovation Ouverte
μ	Micro
RGB	Rouge, vert, bleu (<i>Red, Green, Blue</i>)
RGBD	Rouge, vert, bleu, profondeur (<i>Red, Green, Blue, Depth</i>)
RP	Ratio de Poids

RM	Ratio de Muscle
S	Sexe
S3D	Scan 3D
STAP	Sexe, Taille, Âge, Poids
Sup	Supérieur
T	Taille
UGB	Unité des Grands Brûlés

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

%	Pourcentage
°C	Degré Celsius
kg	Kilogramme
L	Litre
ml	Millilitre
m ²	Mètre carré

INTRODUCTION

Les brûlures sont des lésions du corps pouvant couvrir des surfaces plus ou moins étendues et affecter les tissus à différents degrés d'intensité. Elles peuvent être thermiques, électriques ou chimiques, et être provoquées par le contact avec des flammes, une chaleur ou un froid intense, des vapeurs, des frottements, l'électricité, des rayonnements, des produits chimiques, etc. Les brûlures thermiques sont les plus fréquentes, souvent causées par des flammes ou des liquides ou solides brûlants (Organisation Mondiale de la Santé, 2023). La peau ou d'autres tissus tels que les muqueuses peuvent être affectées de façon superficielle ou plus profonde et les brûlures peuvent être classées en 4 catégories (Jeschke et al., 2020) :

- Les brûlures au premier degré ou brûlures superficielles affectent la couche superficielle de la peau appelée épiderme.
- Les brûlures au deuxième degré ou brûlures intermédiaires affectent les couches superficielles et moyennes, l'épiderme et le derme.
- Les brûlures au troisième degré ou brûlures profondes affectent les couches plus profondes, les tissus sous-cutanés ainsi que leurs composants (nerfs, vaisseaux sanguins, follicules pileux).
- Les brûlures au quatrième degré affectent les couches cutanées et sous-cutanées, allant jusqu'aux tissus adipeux, musculaires et parfois osseux.

Les brûlures au troisième et quatrième degrés sont les plus graves puisqu'elles détruisent la barrière cutanée qui protège le corps de l'environnement extérieur. Les organismes pathogènes tels que des bactéries peuvent pénétrer le corps et les liquides du sang passent des vaisseaux sanguins vers les tissus brûlés et une déperdition de chaleur s'opère. Les brûlures sévères peuvent donc causer des complications médicales telles que des œdèmes, des infections, des septicémies, une déshydratation, voire un état de choc, une hypothermie, un dysfonctionnement de certains organes tels que les reins (Jeschke et al., 2020).

Chaque année à travers le monde, entre 6,5 et 11 millions de personnes sont victimes de brûlures nécessitant des soins dans un environnement médical (Peck, 2011; Yakupu et al.,

2022). Chaque année, 180 000 décès dus à des brûlures sont référencés (Organisation Mondiale de la Santé, 2023). Au Québec, entre 2013 et 2016, plus de 900 patients ont été victimes de brûlures, dont 163 étaient des brûlures graves (Chouinard et al., 2024). Ces patients doivent être pris en charge rapidement afin de bénéficier de traitements adéquats, souvent dans des centres spécialisés. L'évaluation de l'état de santé du patient et des traitements à lui apporter (apport en fluides physiologiques, traitements médicamenteux et chirurgicaux, greffes, apports nutritionnels) sont donc cruciaux. En clinique, cette évaluation passe par l'estimation de la surface corporelle affectée par les brûlures : le %TBSA (pourcentage de surface corporelle totale). Il est calculé selon le ratio de surfaces corporelle brûlée (BBSA) par la surface corporelle totale (BSA). Trois méthodes cliniques existent pour estimer ce ratio : le schéma de Lund & Browder (Lund & Browder, 1944; Murari & Singh, 2019), la règle des neuf (Wallace, 1951; Moore, Popowicz, & Burns, 2024) et la surface palmaire (Rossiter, Chapman, & Haywood, 1996). Pourtant, ces méthodes s'appuient sur des représentations standards du patient sans prendre en compte la diversité des corps. Ce manque de personnalisation entraîne une mauvaise estimation du %TBSA avec des surestimations variant entre 50 % et 161 % et des variabilités inter et intra-évaluateurs pouvant atteindre 62 % (Wachtel, Berry, Wachtel, & Frank, 2000; M. Giretzlehner et al., 2013; Parvizi et al., 2014; Harish et al., 2015; Pham, Collier, & Gillenwater, 2019). Ces imprécisions peuvent entraîner une hausse des risques de complications médicales, voire le décès du patient (Klein et al., 2007; Dulhunty, Boots, Rudd, Muller, & Lipman, 2008; Parvizi et al., 2014).

Alors comment peut-on diminuer ces imprécisions et améliorer l'estimation du %TBSA ? Quels outils et méthodes peut-on utiliser et comment les appliquer dans ce contexte complexe de soins aux grands brûlés ? Il s'agit de l'enjeu de ce projet de recherche. L'évaluation du %TBSA doit se faire rapidement et précisément en prenant en compte l'état du patient, qui est inconscient et dans un état critique, et la présence de l'équipe médicale s'affairant autour du patient. Intitulée « Création de modèles surfaciques personnalisés et sans contact pour l'estimation précise des surfaces corporelles saines et brûlées en contexte clinique », cette thèse vise à développer de nouvelles méthodes, sans contact avec le patient, de modélisation 3D personnalisée de l'enveloppe corporelle du corps humain dans le contexte clinique de soins

aux grands brûlés. Cette personnalisation permet d'obtenir une estimation précise de la surface corporelle totale, des surfaces brûlées et, finalement, du %TBSA (Desbois, 2019; Michael Giretzlehner, Ganitzer, & Haller, 2021). Ce travail permet d'automatiser le processus de création des modèles surfaciques, de représenter la diversité des corps par une représentation continue de la morphologie ainsi que de personnaliser localement ces modèles surfaciques à l'aide d'un lot de mesures anthropométriques (i.e. dimensions corporelles). Cela aura pour but d'améliorer la représentation de l'enveloppe corporelle et de donner aux équipes cliniques une méthode adaptée au contexte de soin.

Ce projet de recherche a été effectué au sein du Laboratoire de recherche d'Innovation Ouverte en technologies de la santé (LIO) de l'École de Technologie Supérieure (ÉTS) et du Centre de Recherche du Centre Hospitalier de l'Université de Montréal (CRCHUM) et fait suite au travail de thèse d'Adrien Desbois, précédemment mené au sein du LIO (Desbois, 2019). Ce projet a eu lieu dans un contexte de laboratoire vivant avec la collaboration de l'Unité des Grands Brûlés (UGB) du CHUM, l'un des 2 centres spécialisés pour les soins aux grands brûlés du Québec. L'UGB est composée de 9 lits de soins intensifs et traite les victimes de brûlures graves de l'Ouest du Québec et du Grand Nord. Leur expertise est donc centrale afin de mieux comprendre le contexte clinique des soins aux grands brûlés ainsi que les méthodes applicables en clinique.

Le CHAPITRE 1 détaille le contexte clinique et le contexte de recherche de ce travail de thèse. Le CHAPITRE 2 présente les travaux de la littérature ayant lieu dans le domaine de la modélisation 3D, appliquée ou non au contexte des grands brûlés. Le CHAPITRE 3 décrit les hypothèses, les objectifs de recherche ainsi que les contributions. Le CHAPITRE 4 et le CHAPITRE 5 décrivent respectivement la méthodologie ainsi que la phase expérimentale, toutes deux mises en place pour développer et évaluer de nouvelles méthodes de modélisation 3D personnalisée. Le CHAPITRE 6 présente les résultats obtenus. Enfin, le CHAPITRE 7 présente une discussion de l'ensemble des résultats obtenus et met en avant les contributions de cette thèse.

Un article issu de ce projet de recherche et intitulé « *Automatic generation of personalised human body 3D models using a parametric model with a statistical model to infer body composition from Body Mass Index* » a été soumis au *International Journal of Human Factors Modelling and Simulation* en décembre 2024.

CHAPITRE 1

CONTEXTE CLINIQUE ET CONTEXTE DE RECHERCHE

1.1 Prise en charge et parcours clinique des patients grands brûlés

La prise en charge d'un patient grand brûlé peut varier selon les pays, les infrastructures et les ressources disponibles. Il est important de noter qu'à travers le monde, 90 % des brûlures graves sont localisées dans les pays à faible et moyen revenus qui n'ont pas toujours l'expertise et les centres spécialisés pour traiter les patients grands brûlés (Atiyeh, Masellis, & Conte, 2009; Peck, 2011; Davé et al., 2018). Ici, la prise en charge décrite correspond aux processus optimisés et appliqués en Amérique du Nord (American Burn Association, 2020) et en France (Vinsonneau & Benyamina, 2009; Ayar & Benyamina, 2019).

La prise en charge d'un patient grand brûlé débute par une phase préhospitalière avec l'intervention des premiers répondants (e.g. pompiers, personnel paramédical). Ces derniers vont effectuer une première évaluation rapide du patient afin de déterminer son « état hémodynamique, respiratoire, et neurologique, la gravité des brûlures et la présence éventuelle de lésions traumatiques » (Vinsonneau & Benyamina, 2009). Les premiers répondants contrôlent le bon fonctionnement des voies respiratoires, et peuvent si besoin placer le patient sous assistance respiratoire. Ils contrôlent également la température corporelle du patient afin de prévenir l'hypothermie, et contrôlent le volume sanguin (volémie) afin de maintenir un état hémodynamique (circulation sanguine) stable. Enfin, ils peuvent délivrer certains médicaments afin de lutter contre les intoxications respiratoires et la douleur. Au cours de cette prise en charge initiale, une première évaluation de l'étendue et de la profondeur des brûlures est effectuée à l'aide de schémas cliniques (voir section 1.2.2). Les brûlures sont jugées graves, et le patient est considéré comme grand brûlé, si elles couvrent plus de 20 % de la surface corporelle, si des brûlures profondes (deuxième degré profond, troisième ou quatrième degré) couvrent 10 % du corps, ou si elles affectent des régions corporelles sensibles (visage, cou, mains, pieds ou articulations) (Ayar & Benyamina, 2019). D'autres critères sont pris en compte, par exemple l'âge du patient (moins de 3 ans ou plus de 60 ans) ou l'inhalation de

fumée. Cette évaluation initiale est cruciale afin de diriger le patient vers les structures médicales adaptées : aux urgences ou en centre spécialisé selon les critères d'admission (voir ANNEXE I).

Aux urgences ou dans le centre spécialisé (Vinsonneau & Benyamina, 2009; Ayar & Benyamina, 2019; American Burn Association, 2020), une deuxième évaluation des surfaces brûlées va être effectuée. Si les urgentologues le jugent nécessaire, le patient peut être envoyé vers un centre spécialisé. Après transfert du patient grand brûlé vers un centre spécialisé, les premières 24 à 72 heures sont cruciales pour la survie du patient. L'équipe clinique va effectuer une deuxième ou troisième évaluation du patient et le stabiliser. Après évaluation de l'étendue et la profondeur des brûlures, la stabilisation du patient passe par différentes étapes et actes médicaux : un apport en liquide physiologique, souvent une solution de lactate Ringer (solution physiologique composée de chlorure de sodium, de calcium et de potassium, nécessaires pour le bon fonctionnement du corps), est nécessaire pour contrebalancer les pertes liquidiennes causées par les brûlures et stabiliser l'état hémodynamique du patient, les brûlures sont nettoyées (débridement) et des escarrotomies (incisions de la peau) peuvent être effectuées lorsque les tissus brûlés compriment les tissus adjacents et empêchent la circulation sanguine, puis les brûlures sont pansées. Après installation du patient dans une chambre de soins intensifs, une équipe interdisciplinaire va évaluer les besoins du patient : physiothérapeute, ergothérapeute, nutritionniste, psychologue et travailleur social. Dans les jours suivant, un plan de traitement est mis en place et mis à jour selon un suivi régulier de l'état de santé du patient et de ses brûlures. Ce plan de traitement peut, entre autres, inclure des chirurgies, des greffes, des traitements médicamenteux, des exercices de réadaptation, des suivis psychologiques. Après plusieurs jours ou parfois semaines et après évaluation des plaies par un chirurgien-plasticien, le patient peut prendre congé et quitter le centre spécialisé afin d'intégrer un centre de réadaptation ou retourner à son domicile avec un suivi médical régulier.

1.1.1 Contraintes du contexte clinique

Puisque ce projet de recherche se place dans le contexte clinique complexe des soins aux grands brûlés, il est important de prendre en compte l'environnement de soins ainsi que les contraintes et limitations qui y sont associées. Dans le centre spécialisé, beaucoup d'intervenants médicaux (urgentologues, inhalothérapeutes, infirmiers, chirurgien-plasticiens, intensivistes) s'affairent autour du patient pour lui apporter les soins nécessaires (débridement, pose de cathéter, des pansements, apport liquidien, etc.). La température de la salle d'intervention est élevée (plus de 30°C) pour éviter l'état d'hypothermie du patient. Le matériel médical comme les cathéters ou les capteurs (ÉCG - électrocardiogramme), peuvent également obstruer le champ de vision. Le patient est inconscient et est difficilement mobilisable. Le changement de position doit se faire avec soin en prenant garde de ne pas laisser le patient couché sur ses brûlures. Également, tout contact avec le patient, en dehors des contacts pour apporter des soins, est à proscrire afin d'éviter d'infecter les brûlures.

1.2 Évaluation des surfaces brûlées

1.2.1 Estimation du %TBSA

L'évaluation des surfaces brûlées est effectuée plusieurs fois tout au long du parcours médical du patient et permet d'estimer un paramètre clinique important : le %TBSA (Vinsonneau & Benyamina, 2009; Ayar & Benyamina, 2019; American Burn Association, 2020). Ce paramètre correspond au ratio de surface corporelle brûlée (BBSA) sur la surface corporelle totale (BSA) (voir équation (1.1)) (Lund & Browder, 1944; Wallace, 1951; Rossiter et al., 1996). Le %TBSA est crucial puisqu'il permet de déterminer l'étendue des brûlures et donc d'évaluer l'état de santé du patient, et les traitements à lui apporter afin de le stabiliser et de minimiser les risques de complications médicales et de séquelles (Vinsonneau & Benyamina, 2009; Ayar & Benyamina, 2019; American Burn Association, 2020). Il est notamment important pour déterminer le volume de fluides physiologiques à apporter au patient pour maintenir le bon fonctionnement de ses organes et de son organisme en général (American Burn Association, 2020). Ce volume est couramment calculé en utilisant la formule de

Parkland (Baxter, 1974) (voir équation (1.2)). Il permet d'estimer la quantité de fluide à apporter au patient en fonction de son poids et du %TBSA. L'estimation du %TBSA doit donc être la plus précise possible afin d'apporter la quantité de fluide adaptée au patient et à ses brûlures.

$$\%TBSA (\%) = \frac{\text{Surfaces corporelles brûlées (BBSA)}}{\text{Surface corporelle totale (BSA)}} \quad (1.1)$$

$$\text{Volume de Parkland (ml)} = 4 \text{ ml} \times \%TBSA(\%) \times \text{poids (kg)} \quad (1.2)$$

1.2.2 Méthodes cliniques conventionnelles

Trois méthodes cliniques sont utilisées pour estimer le %TBSA :

- Le schéma de Lund & Browder (Lund & Browder, 1944; Murari & Singh, 2019) (voir Figure 1.1) est un diagramme 2D représentant un corps humanoïde standard régionalisé en différents segments corporels ayant chacun un pourcentage donné. Ces pourcentages varient selon l'âge du patient. Par exemple les jeunes enfants ont une surface de la tête plus importante par rapport aux adultes mais la surface des jambes est moins importante.
- La règle des neuf (Wallace, 1951; Moore et al., 2024) divise le corps en segments de 9 % de la surface totale. La tête et le cou, les bras représentent 9 % du corps, et le torse antérieur, postérieur et les jambes représentent chacun 18 % et les parties génitales représentent 1 %.
- La surface palmaire (Rossiter et al., 1996) prend comme repère la surface de la paume de la main représentant 1 % de la surface corporelle totale. Le %TBSA est estimé selon ce repère.

CHUM
Centre hospitalier
de l'Université de Montréal

OBSERVATIONS MÉDICALES
UNITÉ DES GRANDS BRÛLÉS

Date / heure de la brûlure		Lieu de la brûlure (maison, travail, etc.)		Date/heure d'admission à l'Unité des grands brûlés	
TBSA total :		☐ Chimique ☐ Thermique ☐ Suspicion de contamination		☐ Brûlure électrique ☐ Courant continu ☐ Courant alternatif ☐ Brûlure d'arc (flashburn) ☐ Points de contact	
TBSA chirurgie :		☐ Inhalation haute ☐ Inhalation basse ☐ Inhalation SDRA ☐ Espace clos ☐ Intoxication au cyanure		Voltage : ☐ Temps de contact : 	
HbCO : 		☐ Engellure ☐ Radiation ☐ Autre : 			

1^{er} degré
 2^e profond
 2^e superficiel
 3^e degré

Point d'entrée
 Point de sortie

Poids sec (Kg)
 Taille (cm)

4 004 629 Mars 2017 Dossier médical Page 1 de 7

Figure 1.1 Illustration d'un schéma de Lund & Browder pour un adulte utilisé en clinique à l'Unité des Grands Brûlés

Le schéma papier provient de l'Unité des Grands Brûlés du CHUM. Avec autorisation

L'utilisation d'une méthode plutôt qu'une autre est un choix qui revient aux cliniciens. Le schéma de Lund & Browder ou la règle des neuf peuvent être utilisés pour un patient adulte tandis que le schéma de Lund & Browder peut être utilisé pour les enfants puisque les proportions sont adaptées à l'âge (Hettiaratchy & Papini, 2004; American Burn Association, 2020). La surface palmaire peut être utilisée pour estimer des petites surfaces brûlées ou en complément du schéma de Lund & Browder, afin d'estimer les surfaces brûlées d'une région corporelle (Murari & Singh, 2019; Michael Giretzlehner et al., 2021). Néanmoins, le schéma

de Lund & Browder est considéré comme étant le plus précis (Hettiaratchy & Papini, 2004; Rumpf et al., 2018) et est le plus couramment utilisé (Murari & Singh, 2019; American Burn Association, 2020).

1.3 Problématique clinique

1.3.1 Mauvaises estimations du %TBSA et conséquences cliniques

Il est crucial d'estimer précisément le %TBSA afin d'adapter et de personnaliser les soins selon l'état du patient. Malgré la popularité des méthodes cliniques actuelles comme le schéma de Lund & Browder, des erreurs d'estimation sont souvent observées : des sous et surestimations du %TBSA allant de 44 % à 161 % sont observées (M. Giretzlehner et al., 2013; Swords, Hadley, Swett, & Pranikoff, 2015; Brekke, Almeland, Hufthammer, & Hansson, 2023) ainsi que des variabilités inter et intra-évaluateurs pouvant atteindre plus de 62 % (M. Giretzlehner et al., 2013; Parvizi et al., 2014; Harish et al., 2015; Pham et al., 2019; Hahn et al., 2020).

Or, une mauvaise estimation du %TBSA peut conduire à un apport en fluides insuffisant ou excessif pour la réanimation liquidienne du patient. Une sous-estimation de l'apport en fluide peut entraîner un retard de réanimation, les brûlures intermédiaires peuvent évoluer en brûlures profondes, et le risque de défaillance des organes (e.g. reins) peut augmenter. Une surestimation peut quant à elle augmenter le risque d'œdème pulmonaire, de défaillance des poumons, de syndrome compartimental empêchant l'apport sanguin pour certains muscles, voire de pneumonie. Klein et al. (2007) ont démontré qu'un apport excessif en fluides (≥ 250 ml/kg au cours des premières 24h) peut augmenter le risque de syndrome de détresse respiratoire aiguë et le risque de défaillance des organes de 50 % et 34 % respectivement, et augmenter le risque de décès de 42 %. De plus, une surestimation du %TBSA de 16,5 points de pourcentage génère une augmentation des fluides de Parkland d'environ 5L, provoquant une surcharge liquidienne (Parvizi et al., 2014).

En plus de ces impacts cliniques, la mauvaise estimation du %TBSA a des impacts économiques. Le %TBSA est l'un des critères utilisés pour évaluer la nécessité de transférer

le patient vers un centre spécialisé. Or le transfert d'un patient au Québec peut coûter jusqu'à environ 30 000 CAD et le coût d'une nuit passée en lit de soins intensifs s'élève à 19 000 CAD. Les coûts de transferts injustifiés sont donc non négligeables.

1.3.2 Limitations des méthodes cliniques et de la 2D

Les imprécisions lors de l'estimation du %TBSA peuvent être dues au manque d'expertise de l'évaluateur ou aux méthodes utilisées. Environ 22 % des patients victimes de brûlures sont pris en charge dans des centres spécialisés (Klein et al., 2009) ayant les équipements et les ressources nécessaires pour leur prise en charge. Les autres infrastructures sont souvent moins familières avec les soins à apporter aux grands brûlés (i.e. premiers répondants, urgentologues) et l'estimation du %TBSA varie grandement selon l'expertise de l'évaluateur, que ce soit pour la patientèle pédiatrique (Swords et al., 2015; Face & Dalton, 2017) et adulte (Harish et al., 2015; Hahn et al., 2020; Corona-Figueroa, Vélez-Palafox, Marquez-Gutierrez, Barlandas-Quintana, & Gutierrez-Barreto, 2024). Il a été prouvé que des départements d'urgences co-implantés avec un centre de soins spécialisé aux grands brûlés montraient de meilleurs résultats pour l'estimation du %TBSA du au transfert de connaissances des médecins spécialistes vers les urgentologues (Yoo, Pawlukiewicz, Wray, Long, & Hunter, 2021).

Également, les méthodes cliniques présentent des limitations pouvant entraîner une mauvaise estimation du %TBSA. La méthode de la surface palmaire est la moins précise, surtout pour estimer de grandes surfaces brûlées (Murari & Singh, 2019). Certains évaluateurs prennent comme référence la surface de la paume avec les doigts tandis que d'autre prennent seulement la paume (Choi, Park, & Lee, 2011; Michael Giretzlehner et al., 2021). La surface de la paume peut donc varier entre 0,5 % et 2,29 % de la surface corporelle totale selon l'âge et la morphologie (Rossiter et al., 1996; Amirshaybani et al., 2001; Yu, Hsu, & Chen, 2008; Agarwal & Sahu, 2010; Choi et al., 2011), notamment pour les sujets obèses (Butz, Collier, O'Connor, Magdziak, & Gottlieb, 2015). La règle des neuf quant à elle peut être précise pour des patients pesant entre 10 kg et 80 kg (Kamoliz et al., 2014), mais peut également causer des mauvaises estimation du %TBSA (Wachtel et al., 2000; Colson et al., 2023) surtout pour les

sujets obèses (Williams & Wohlgenuth, 2013). Enfin, le schéma de Lund & Browder peut aussi générer des erreurs d'estimations du %TBSA (Rumpf et al., 2018). Considérée comme la méthode la plus précise et la plus utilisée, elle nécessite néanmoins une expertise moins fréquemment retrouvée en dehors des centres spécialisés (Tocco-Tussardi, Presman, & Huss, 2018) et pouvant générer une grande variabilité entre les évaluateurs (Michael Giretzlehner et al., 2021).

Avec le développement des outils informatiques, des applications et méthodes numériques 2D ont vu le jour afin de faciliter le processus d'estimation des surfaces brûlées et du %TBSA. Parmi ces applications, on peut retrouver SAGE II (Neuwalder, Sampson, Breuing, & Orgill, 2002), uBurn© (Morris, Javed, Bodger, Hemington Gorse, & Williams, 2014), MerseyBurns© (Barnes et al., 2015), donnant accès à une version numérique du schéma de Lund & Browder. Des évaluations ont montré que ces outils sont plus rapides puisqu'ils automatisent le calcul des surfaces brûlées mais les erreurs d'estimation du %TBSA ne sont pas significativement différentes de celles obtenues avec des méthodes cliniques (Neuwalder et al., 2002; Morris et al., 2014; Barnes et al., 2015).

Les trois méthodes cliniques et leurs adaptations numériques 2D présentent donc des limitations non négligeables pour la prise en charge des patients, notamment pour les personnes en situation d'obésité. Ces méthodes s'appuient en effet sur des représentations standards du patient – un schéma 2D standard, des pourcentages fixes pour chaque région corporelle et la surface de la paume de la main, avec ou sans les doigts, représentant environ 1 % de la surface corporelle totale – sans prendre en compte la diversité des corps selon le sexe, le poids, la taille, le type de morphologie ou autres spécificités corporelles (Michael Giretzlehner et al., 2021). Certaines améliorations ont été proposées telle que la règle des cinq pour les sujets obèses (Livingston & Lee, 2000) mais restent pourtant imprécises face à la diversité des corps. L'utilisation de la 2D ne permet pas non plus de représenter adéquatement l'ensemble du corps humain et d'accéder à toutes les régions corporelles (e.g. aisselles, intérieur des jambes, flancs), ce qui est un frein à la représentation et à l'estimation des surfaces brûlées (Michael Giretzlehner et al., 2021; Milner, 2023).

1.4 Contexte de la recherche et apports de la 3D

De façon générale, les approches cliniques 2D sont toujours majoritairement utilisées en clinique et sont considérées comme les méthodes de référence pour l'évaluation du %TBSA (American Burn Association, 2020). Cependant, le manque de précision des méthodes cliniques actuelles a largement été étudié et de nouvelles méthodes ont vu le jour avec l'apport de la 3D (R. C. Lee, Kicska, & Mankani, 1994; Dirnberger et al., 2004; Michael Giretzlehner, Dirnberger, Luckeneder, Rodemund, & Haller, 2004; Prieto, Acha, Gómez-Cía, Fondón, & Serrano, 2011; Cheah, Kangkorn, Tan, Loo, & Chong, 2018; Desbois et al., 2019; Meevassana et al., 2022). En effet, les outils 3D permettent d'améliorer la représentation de l'enveloppe corporelle du patient en donnant accès à toutes les surfaces corporelles (e.g. aisselles, intérieur des jambes, flancs) tout en permettant de la personnaliser (R. C. Lee et al., 1994; Prieto et al., 2011; Cheah et al., 2018; Retrouvey, Chan, & Shahrokhi, 2018; Desbois, 2019; Meevassana et al., 2022). La personnalisation de la représentation 3D du patient est donc importante afin d'améliorer la précision de la BSA, la représentation et l'estimation des surfaces brûlées afin d'obtenir un %TBSA précis (Desbois et al., 2017; Carrougher & Pham, 2024).

Compte tenu du contexte clinique complexe, l'objectif général de ce projet de recherche est d'améliorer la précision de l'estimation du %TBSA pour les patients grands brûlés en utilisant des outils de modélisation 3D tout en respectant les contraintes de l'environnement cliniques (voir section 1.1.1). Il est important de connaître quelles sont les méthodes existantes pouvant générer des modèles surfaciques personnalisés. Les méthodes de modélisation 3D développées dans le contexte de soins aux grands brûlés peuvent-elles créer des modèles surfaciques personnalisés permettant d'estimer précisément le %TBSA ? Sinon, quelles sont les autres méthodes de modélisation 3D existantes et applicables dans ce contexte ? Pour cela, une revue de la littérature est menée au CHAPITRE 2 afin de décrire les méthodes de modélisation 3D existantes dans le contexte clinique de soins aux grands brûlés. Un travail de doctorat a été effectué précédemment au LIO afin de développer une méthode de modélisation et de quantification 3D des surfaces brûlées (Desbois, 2019), appelée par la suite la méthode de

Desbois (voir section 2.1.2). Cette méthode a été développée dans le même contexte clinique de soins aux grands brûlés, mais sans la contrainte du « sans contact » avec le patient. Cette méthode utilise des données démographiques et anthropométriques globales (sexe, âge, poids, taille, type de morphologie) et locales (trois circonférences) afin de générer des modèles surfaciques personnalisés via l'outil de modélisation 3D paramétrique du corps humain, MakeHuman (Bastioni, Re, & Misra, 2008). Dans le cadre de cette thèse, une évaluation pré-clinique de cette méthode a été réalisée et a permis d'en identifier les limitations et de proposer de nouvelles méthodes de modélisation 3D du patient. La revue de littérature couvre également les méthodes d'anthropométrie utilisées pour mesurer et estimer les dimensions corporelles, utilisées notamment pour les méthodes de modélisation paramétrique. En plus des méthodes paramétriques, la revue met également en avant les modèles statistiques de reconstruction 3D du corps humain. Enfin, pour le développement des méthodes de modélisation 3D du corps humain ou les approches d'évaluation de ces méthodes, des données sont nécessaires. Or dans le contexte clinique complexe, il est difficile d'avoir accès ou d'acquérir de telles données. Une dernière partie de la revue de littérature décrit donc les données disponibles.

CHAPITRE 2

REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre présente les travaux antérieurs couvrant les différents aspects amenés dans cette thèse : les méthodes paramétriques de modélisation 3D du corps humain appliquées au contexte clinique des grands brûlés (voir section 2.1), la description d'un logiciel de modélisation 3D paramétrique du corps humain, MakeHuman (voir section 2.2), l'apport de l'anthropométrie pour la modélisation 3D paramétrique (voir section 2.3) et les autres méthodes de modélisation 3D du corps humain appliquées en dehors du contexte clinique (voir section 2.4), les méthodes d'évaluation des approches de modélisation 3D (voir section 2.5) ainsi que les lots de données retrouvés dans la littérature et utilisés pour la création et l'évaluation de méthodes de modélisation 3D (voir section 2.6). Une conclusion de la revue de littérature clôture ce chapitre (voir section 2.7). Cette revue de littérature est mise en lien avec le contexte clinique complexe de ce projet de recherche et qui doit prendre en compte les contraintes cliniques relatives à l'environnement de soin aux grands brûlés.

2.1 Méthodes de modélisation 3D du corps humain dans le contexte clinique des grands brûlés

Des outils et applications de modélisation 3D du corps humain ont été développés dans le contexte clinique des grands brûlés afin d'améliorer l'estimation du %TBSA (R. C. Lee et al., 1994; Dirnberger et al., 2004; Michael Giretzlehner et al., 2004; Prieto et al., 2011; Cheah et al., 2018; Desbois et al., 2019; Meevassana et al., 2022). Les représentations 3D du corps du patient peuvent être sélectionnées parmi une base de données de modèles surfaciques génériques, ou peuvent être déformées afin de personnaliser davantage le modèle surfacique.

2.1.1 Avec sélection d'un modèle générique

Certains systèmes d'aide à la décision intègrent un lot de modèles surfaciques génériques variant selon des paramètres globaux (sexe, âge, taille, poids, type de morphologie). BAI

(Prieto et al., 2011) ainsi que 3D PED BURN (Meevassana et al., 2022) utilisent une bibliothèque de modèles surfaciques (voir Figure 2.1-A) au sein de laquelle l'utilisateur peut choisir le modèle le plus proche du corps du patient. Avec BAI, un choix de 80 modèles est disponible pour sélectionner le modèle le plus proche correspondant au sexe, à l'âge, à la taille, au poids et au type de morphologie du patient (normal, surpoids, obésité). 3D PED BURN, quant à lui, est un système dédié à la patientèle pédiatrique et permet de sélectionner un modèle parmi 15 modèles variant selon le sexe, l'âge, la taille et le poids du patient.

Les résultats de %TBSA obtenus avec BAI sont significativement différents de ceux obtenus en utilisant la méthode clinique de la règle des neuf pour les brûlures superficielles mais pas pour les brûlures profondes (Prieto et al., 2011). BAI obtient une erreur absolue moyenne de 3,38 points de pourcentage, ce qui correspond à une erreur relative d'environ 17 % pour un %TBSA de 20 %. L'autre application, 3D PED BURN, obtient une erreur absolue moyenne inférieure à 1 point de pourcentage. Cela correspond à un pourcentage d'erreur relatif inférieur à 5 % pour l'estimation du %TBSA comparé au %TBSA de référence obtenu via des patches 2D représentant les surfaces brûlées sur les patients. Les méthodes cliniques, quant à elles, obtiennent des pourcentages d'erreur relatifs du %TBSA estimé variant entre 3 % et 25 % par rapport à la référence. Cependant, malgré la précision de cette méthode numérique, son évaluation a été réalisée auprès de seulement trois patients et pour des %TBSA inférieurs à 20 % et n'a pas été validé pour des grands brûlés ayant plus de 20 % de leur surface corporelle affectée par les brûlures.

Ce type de méthode de sélection de modèles surfaciques prédéfinis est rapide et adapté au contexte clinique des grands brûlés. Toutefois, la personnalisation de ces modèles surfaciques sélectionnés parmi une base de données prédéfinie se limite à la sélection du modèle le plus proche du corps du patient selon le sexe, l'âge et les caractéristiques anthropométriques globales du patient. Aucune autre personnalisation n'est intégrée, ce qui permet seulement d'avoir un modèle surfacique approximatif. La représentation de l'enveloppe corporelle de sujets en obésité, de sujets féminins à forte poitrine ou ayant des proportions corporelles moins communes est d'autant plus affectée par cette limitation, ce qui ne permet pas d'obtenir des

modèles surfaciques avec des surfaces corporelles précises (Desbois et al., 2017; Michael Giretzlehner et al., 2021; Hidvegi, Nduka, Myers, & Dziewulski, 2004).

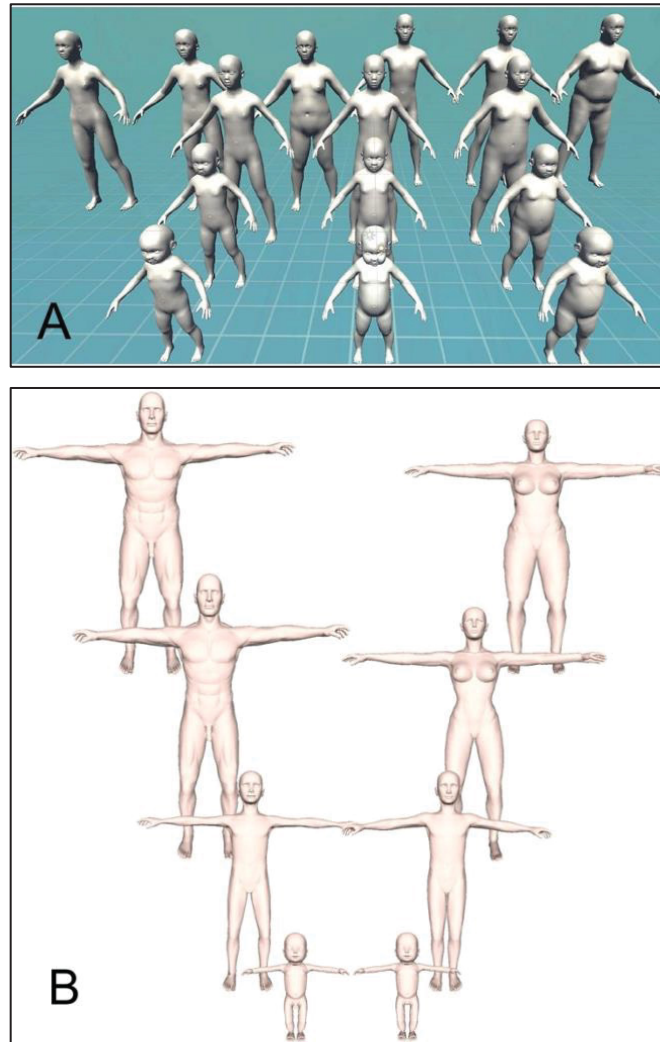


Figure 2.1 Bibliothèques des modèles surfaciques de référence utilisés par 3D PED BURN (A) et BurnCase 3D (B)

Tirées de Meevassana et al. (2022, p.3) et Parvizi et al. (2016, p.3)

2.1.2 Avec déformation d'un modèle générique : modélisation paramétrique anthropométrique

Un autre système d'aide à la décision, BurnCase 3D (Dirnberger et al., 2004; Michael Giretzlehner et al., 2004), utilise également un lot de modèles surfaciques génériques (voir Figure 2.1) dans lequel l'utilisateur peut sélectionner le modèle correspondant au sexe, à l'âge et au type de morphologie (sain ou corpulent) du patient. La BSA du patient est ensuite calculée à partir de sa taille et de son poids en utilisant des formules anthropométriques (voir section 2.5.1). Le modèle subit ensuite une mise à l'échelle uniforme (voir Figure 2.2, a.2) afin de faire correspondre au mieux la taille et la BSA du modèle à celles du patient. BurnCase 3D a été étudié et évalué de nombreuses fois et montre de meilleurs résultats pour estimer le %TBSA comparé aux méthodes cliniques. En effet, l'erreur absolue varie entre 1 et 5 points de pourcentage pour des %TBSA variant entre 10 % et 50 % (Parvizi et al., 2016; Benjamin et al., 2017; Retrouvey et al., 2018), ce qui correspond, en moyenne, à une erreur relative de 10 %. Malgré la personnalisation de la forme globale du modèle surfacique selon la taille et la BSA, la représentation des formes locales reste approximative.

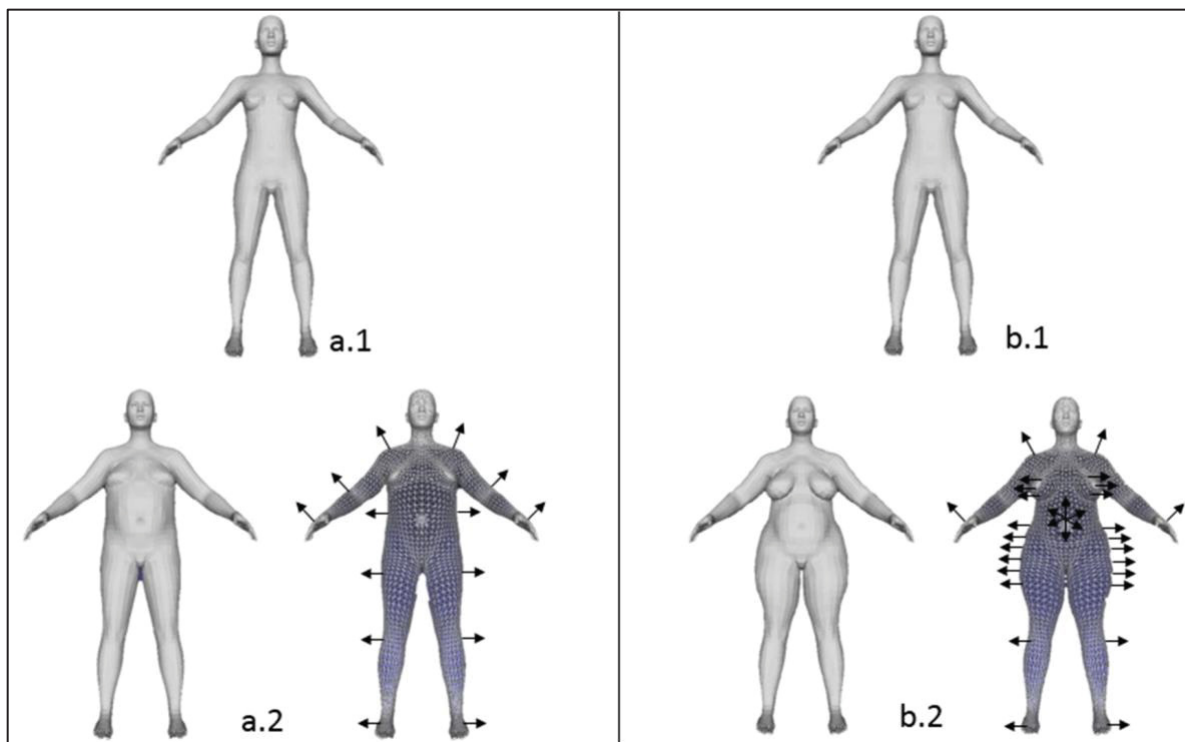


Figure 2.2 Méthodes de personnalisation globale (à gauche) et locale (à droite) d'un modèle surfacique générique (a.1 et b.1). La personnalisation globale applique une transformation rigide uniforme sur l'ensemble du corps (a.2) tandis que la personnalisation locale permet d'appliquer des transformations linéaires sur les sommets des régions anatomiques spécifiques telles que les hanches ou la poitrine (b.2)

Tiré de Desbois (2019, p.104)

En 2019, une méthode a été développée, la méthode de Desbois (Desbois et al., 2019), permettant de personnaliser les formes globales et locales des modèles surfaciques afin d'y représenter les surfaces brûlées. La méthode de Desbois personnalise globalement le modèle selon cinq paramètres, le sexe, l'âge, la taille, le poids et le type de morphologie (sous-poids, normal, surpoids, obésité), et localement selon trois paramètres locaux, les circonférences de cou, de buste et de taille. Les auteurs utilisent le logiciel de modélisation 3D du corps humain MakeHuman (Bastioni et al., 2008) (voir section 2.2) afin de générer les modèles surfaciques à partir de ces paramètres. MakeHuman permet d'accéder et d'ajuster de nombreux paramètres anthropométriques globaux (e.g. taille, type de morphologie) et locaux (e.g. circonférences, longueurs et largeurs de régions anatomiques) afin de personnaliser localement les modèles surfaciques (voir Figure 2.2, b.2). Desbois (2019) a d'ailleurs démontré la pertinence de

MakeHuman pour personnaliser les modèles surfaciques : en utilisant les paramètres démographiques et anthropométriques globaux (i.e. sexe, âge, taille, type de morphologie) ainsi que les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman, il est possible de générer des modèles surfaciques de sujets humains avec seulement 1 % d'erreur pour l'estimation de la BSA, c'est-à-dire une excellente précision de l'aire du modèle surfacique. En effet, en utilisant les données de Desbois (Desbois et al., 2019, Tableau 6.7), la BSA des modèles surfaciques générés via la méthode de Desbois a un pourcentage d'erreur moyen de 4 % mais avec un pourcentage d'erreur légèrement plus élevé, de 5 %, pour les modèles surfaciques des quatre sujets obèses. Contrairement aux méthodes détaillées précédemment qui sélectionnent un modèle générique parmi une base de données (voir Figure 2.1) (Prieto et al., 2011; Meevassana et al., 2022), ou appliquent seulement des mises à l'échelle sur l'ensemble du corps (voir Figure 2.2, a.2) (Dirnberger et al., 2004; Michael Giretzlehner et al., 2004), MakeHuman applique des transformations linéaires sur les sommets de régions anatomiques spécifiques (e.g. nez, bouche, cou, torse, abdomen, avant-bras, mains, pieds) afin d'obtenir une représentation plus précise de la morphologie de l'enveloppe corporelle (voir Figure 2.2, b.2). Cependant, la méthode de Desbois, utilisant MakeHuman, nécessite des mesures anthropométriques locales, les trois circonférences, qui doivent être prises manuellement sur le patient grand brûlé et qui requièrent des contacts avec ce dernier. Or, dans ce contexte de soin complexe, la manipulation et les contacts avec le patient doivent être réduits au minimum requis afin d'éviter les complications médicales. Également, dépendamment des repères corporels, des outils de mesure, de la position et de la corpulence du patient, des variabilités inter- ou intra-évaluateur peuvent surgir et empêcher d'obtenir des valeurs précises pour ces circonférences (Verweij, Terwee, Proper, Hulshof, & van Mechelen, 2013; Scafoglieri, Clarys, Cattrysse, & Bautmans, 2014; Dahiya, Biswal, & Sharma, 2017; Rumbo-Rodríguez et al., 2021). Desbois et al. (2019) a notamment prouvé que, parmi les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman, seules huit mesures (i.e. circonférences de cou, buste, sous-buste, taille, hanches, bras supérieur, cuisse et mollet) peuvent être prises manuellement sur le patient de façon précise, reproductible et répétable.

Malgré l'amélioration de précision de l'estimation du %TBSA obtenue avec les méthodes numériques BAI, 3D PED BURN, BurnCase 3D et la méthode de Desbois, ces méthodes sont très peu utilisées en cliniques et les méthodes cliniques conventionnelles (e.g. schéma de Lund & Browder, règle des neuf, surface palmaire) restent les méthodes officiellement recommandées par les autorités de santé (American Burn Association, 2020). Aucune étude de cas n'a été réalisée pour la méthode de Desbois. Cependant, malgré les évaluations et validations cliniques retrouvées dans la littérature scientifique pour BAI, 3D PED BURN et BurnCase 3D (Prieto et al., 2011; Parvizi et al., 2016; Benjamin et al., 2017; Retrouvey et al., 2018; Desbois et al., 2019; Meevassana et al., 2022), l'utilisation de tels outils d'aide à la décision peuvent être officiellement utilisés en clinique lorsqu'ils ont été approuvés par les autorités de santé telles que, au Canada, Santé Canada et les gouvernements provinciaux et fédéraux. Or, ce processus de validation et d'approbation est long et complexe (Jogova, Shaw, & Jamieson, 2019; Mathews et al., 2019; S. S. Shah & Gvozdanovic, 2021). Or, au Canada, aucune application d'aide à la décision décrite dans cette section n'est officiellement reconnue et approuvée par les autorités. L'adoption de telles méthodes numériques par les autorités de santé et par les équipes cliniques est donc un enjeu majeur en clinique. C'est pourquoi il est important de travailler en collaboration avec les centres hospitaliers afin de favoriser l'adoption de ces nouvelles technologies

De plus, malgré les avantages apportés par la 3D, certaines imprécisions persistent dans la représentation du corps du patient, notamment pour les sujets obèses ou ayant des proportions corporelles variées (Desbois, 2019). Le %TBSA est influencé par la surface corporelle totale (BSA) et les surfaces brûlées, qui elles-mêmes sont affectées par la morphologie du corps ainsi que la répartition des masses graisseuses et de la peau sur le corps (Neaman et al., 2011; Desbois et al., 2017; Mance et al., 2020), ce qui est particulièrement important pour les sujets obèses (Borhani-Khomani, Partoft, & Holmgaard, 2017). Il est donc capital d'avoir accès à une représentation personnalisée du patient, que ce soit pour la forme globale du corps influencée par des paramètres tels que le sexe, la taille ou le type de morphologie ou les formes locales des régions corporelles, afin d'obtenir une BSA et des surfaces locales précises.

Il existe d'autres méthodes de modélisation 3D du corps humain entier. Dans le même contexte de soins aux grands brûlés qui est pris en compte dans ce projet de recherche, Desbois (2019) a validé l'utilisation du logiciel MakeHuman, outil de modélisation 3D paramétrique du corps humain, pour la création de modèles surfaciques personnalisés à partir de paramètres corporels et anthropométriques globaux et locaux. L'approche de MakeHuman est donc la mieux adaptée aux besoins cliniques de ce projet et a déjà été validée.

2.2 MakeHuman : outil de modélisation 3D paramétrique du corps humain

MakeHuman (Bastioni et al., 2008) (version 1.2, 2020) est un logiciel de modélisation 3D de corps humanoïdes dont le code et la documentation sont libres d'accès (« MakeHuman Community », 2024). Ce logiciel a notamment été utilisé et validé pour générer des modèles surfaciques personnalisés pour représenter le corps de patients grands brûlés dans le cadre d'un projet de recherche ayant la même problématique que le nôtre (Desbois, 2019). MakeHuman utilise un modèle paramétrique afin de déformer un modèle générique de base (voir Figure 2.3) selon des paramètres anthropométriques globaux (e.g. sexe, âge, taille) et locaux (e.g. circonférences, longueurs de segments corporels). Le modèle de base utilisé par MakeHuman a été créé manuellement par des artistes graphiques et est composé de 13 380 sommets et 26 756 faces triangulaires. La topologie de ce modèle de base est toujours la même et les ajustements des paramètres globaux et locaux entraînent des déformations du modèle, permettant respectivement de personnaliser la forme globale (e.g. taille, type de morphologie, masses musculaires et graisseuses) et les formes locales (e.g. circonférences, longueurs et largeurs de régions anatomiques). Cette classification en paramètres globaux et locaux, permettant d'appliquer des déformations sur l'ensemble du corps ou des régions anatomiques spécifiques, est également retrouvée dans d'autres travaux (Tsoli, Loper, & Black, 2014; Desbois et al., 2017).

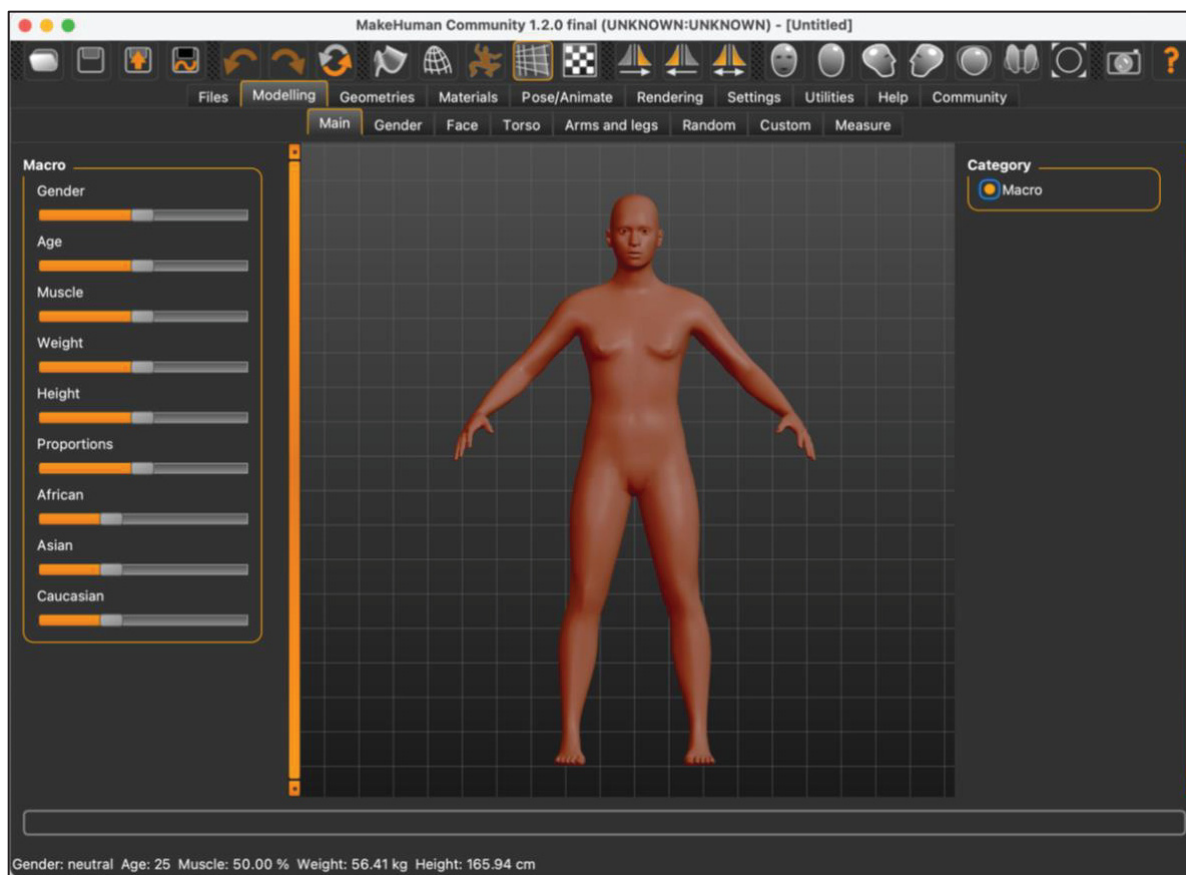


Figure 2.3 Capture d'écran de l'interface utilisateur de MakeHuman (version 1.2) affichant le modèle surfacique de base sur lequel les déformations sont appliquées, sur l'ensemble du corps ou sur des régions anatomiques spécifiques, selon les paramètres globaux (e.g. taille, masses musculaires et graisseuses) et locaux (e.g. circonférences, longueurs et largeurs de régions anatomiques)

2.2.1 Paramètres globaux

Les caractéristiques globales (i.e. macro) de MakeHuman sont le sexe, l'âge, la taille, le ratio de poids représentant la masse graisseuse globale, le ratio de muscle représentant la masse musculaire et l'ethnie. Dans l'interface graphique, tous ces paramètres sont sous forme de ratio. Le sexe varie de façon continue entre 0 (sujet féminin) et 1 (sujet masculin). L'âge et la taille sont ajustés selon la valeur réelle souhaitée exprimée en années et en centimètres respectivement. Les caractéristiques ethniques sont ajustables via trois ratios (africain, asiatique, caucasien) variant de 0 à 1 et indiquant l'intensité des caractéristiques ethniques (e.g.

dimensions corporelles générales, couleur de peau). Les ratios de poids et de muscle sont deux paramètres importants pour représenter la morphologie du sujet et déterminer la forme globale du modèle surfacique. Le ratio de poids varie entre 0 (sous-poids) et 1 (obèse) et le ratio de muscle varie également entre 0 (flaccide) et 1 (musculeux). Différentes morphologies peuvent être obtenues selon les valeurs de ces deux paramètres, que ce soit pour les sujets féminins ou masculins (voir Figure 2.4). Plus les valeurs des deux ratios tendent vers 0, plus le modèle surfacique est en sous-poids. Pour des valeurs autour de 0,5, la morphologie est saine. Pour représenter une morphologie de type surpoids ou obésité, le ratio de muscle tend vers 0 et le ratio de poids vers 1. Il est également possible de représenter un sujet musculeux lorsque le ratio de muscle tend vers 1. Ces deux ratios variant de façon continue permettent de représenter la morphologie de façon continue, sans se limiter à l'utilisation de catégories de morphologie (sous-poids, normal, surpoids, obésité) (voir section 2.3.1).

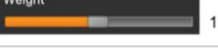
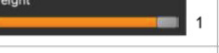
	Sous-poids	Sain	Obèse	Musculeux
Ratio de muscle	0  1	0  1	0  1	0  1
Ratio de poids	0  1	0  1	0  1	0  1
Sujet féminin				
Sujet masculin				

Figure 2.4 Illustration de différents types de morphologies obtenus avec les ratios de poids et de muscle de MakeHuman. La première ligne illustre les valeurs des paramètres globaux de ratio de poids et de muscle variant entre 0 et 1. Les deuxième et troisième lignes représentent un corps féminin et masculin pour lesquels le paramètre global « sexe » est fixé à 0 et 1 respectivement

2.2.2 Paramètres locaux

Les caractéristiques locales de MakeHuman sont les 94 paramètres micro donnant accès aux formes locales des régions du modèle surfacique (e.g. largeur et profondeur du torse, volume de la poitrine, tonus du ventre, masse grasseuse du cou, des jambes, des bras, forme du visage et du nez), ainsi que les 20 mesures anthropométriques (e.g. circonférences du buste et de la taille, longueur de l'avant-bras, hauteur du cou). Les paramètres micro sont des ratios et varient entre -1 et 1, 0 étant la valeur standard fixée dans l'interface de MakeHuman. Ces paramètres

micro représentent les dimensions et masses grasses des régions corporelles. En fixant la valeur de ces paramètres en-dessous de la valeur standard de 0, il est possible d’aller chercher des morphologies très maigres, Cependant, les ratios de poids et de muscle peuvent être suffisants pour représenter ce type de morphologies (voir Figure 2.4, colonne « sous-poids »). En fixant la valeur de ces paramètres micro au-delà de 0, il est possible d’obtenir des corps en obésité, voire en obésité morbide (voir Figure 2.5).

	Obèse Sans paramètre micro	Obèse Avec paramètres micro
Ratio de muscle		
Ratio de poids		
Paramètres micro (e.g. largeur de buste, masse grasseuse des cuisses)		
Sujet féminin		
Sujet masculin		

Figure 2.5 Illustration de morphologies obèses obtenues seulement avec les ratios de poids et de muscle et les paramètres micro fixés à leur valeur standard 0, et avec ajout des paramètres micro (e.g. largeur et profondeur du buste, masse grasseuse du cou, des jambes et des bras) fixés à 1. Les troisième et quatrième lignes représentent un corps féminin et masculin pour lesquels le paramètre global « sexe » est fixé à 0 et 1 respectivement

Les 20 mesures anthropométriques (voir Figure 2.6), quant à elles, sont ajustées selon les valeurs métriques réelles, exprimées en centimètres. Desbois (2019) a d'ailleurs démontré qu'en utilisant uniquement les paramètres globaux (i.e. sexe, âge, taille, type de morphologie) et les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman, il est possible d'atteindre un excellent niveau de précision de la BSA avec seulement 1 % d'erreur. De plus, l'un des avantages de MakeHuman, en plus d'avoir accès à de multiples paramètres qui permettent de déformer l'aspect global de la forme du corps et localement des régions du corps, réside dans la topologie du modèle surfacique qui est toujours la même. Ainsi, les sommets formant les mesures anthropométriques sont toujours les mêmes et la liste des indices des sommets formant ces mesures est connue et référencée dans MakeHuman (voir ANNEXE II).

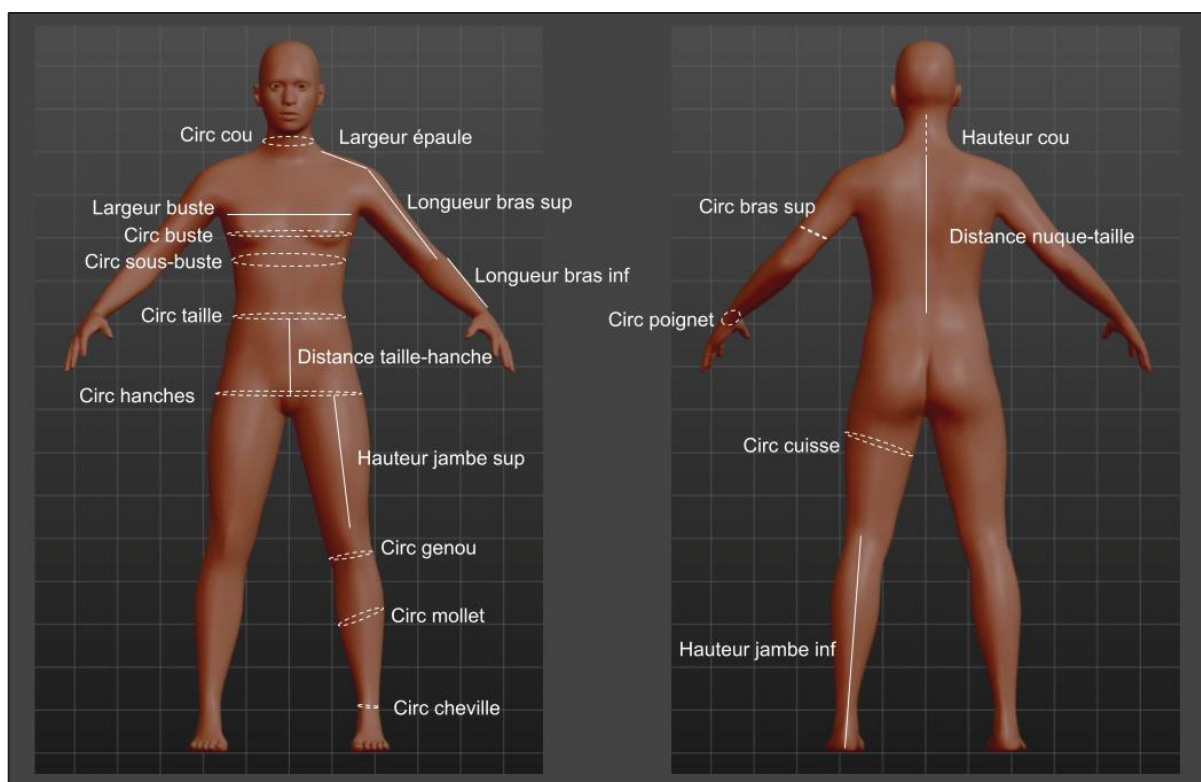


Figure 2.6 Localisation des 20 mesures anthropométriques sur le modèle surfacique de base de MakeHuman, avec circ, circonférence, sup, supérieur et inf, inférieur

2.2.3 Modèle de déformations et interdépendances

Une autre spécificité de MakeHuman est qu’il permet de représenter des morphologies humaines réalistes et précises. MakeHuman utilise un système de déformation par morphing afin d’ajuster les formes globales et locales du modèle de base (Bastioni et al., 2008). Les déformations sont effectuées sur les sommets du maillage formant le modèle surfacique et sont régies par des algorithmes mathématiques d’interpolation linéaire de translation et de rotation. Ces interpolations linéaires sont définies sous forme de vecteur pour chaque sommet et permettent de déplacer un sommet de sa position de base vers sa position cible. Puisque le modèle de base a toujours la même topologie, plusieurs « *morphing target* » sont définies et regroupent les vecteurs de plusieurs sommets définissant une région corporelle (e.g. nez, bouche, cou, torse, abdomen, avant-bras, mains, pieds) et de la déformation à y apporter (e.g. augmentation ou diminution de la hauteur ou de la largeur du cou, du torse, ou de la masse musculaire ou grasseuse de l’avant-bras, modification de la forme du nez). Chaque « *morphing target* » est donc une déformation relative d’un certain nombre de sommets du maillage. La position finale V_i d’un sommet i est régie par l’équation de déformation (2.1), avec V_i^0 , la position initiale du sommet i , N , le nombre de « *morphing targets* » j appliquées, T_{ij} , le vecteur de déplacement appliqué sur le sommet i selon la « *morphing target* » j , et w_j , le poids appliqué à la « *morphing target* » selon la valeur choisie par l’utilisateur ($w_j \in [0, 1]$).

$$V_i = V_i^0 + \sum_{j=1}^N w_j \cdot T_{ij} \quad (2.1)$$

MakeHuman compte ainsi 927 « *morphing target* ». Ces algorithmes de déformations sont basés sur l’étude d’un lot de 3000 morphologies diversifiées (hommes/femmes, morphologies et groupes ethniques différents) (Desbois, 2019). Ainsi, en ajustant les paramètres globaux, par exemple la taille, les sommets du modèle de base subissent tous des transformations linéaires basées sur le « *morphing target* » contrôlant la taille du modèle surfacique. Les paramètres locaux, quant à eux, permettent d’appliquer des transformations sur les sommets composant une région corporelle spécifique, et influencent donc un lot de sommets seulement, sans

influencer le reste du maillage. De plus, les déformations sont contrôlées par des facteurs de forme afin de conserver des dimensions corporelles réalistes. Ainsi, les déformations de régions anatomiques spécifiques sont contenues dans des boîtes englobantes dans lesquelles les déformations seront contenues (Bastioni et al., 2008).

Concrètement, l'utilisation d'algorithmes de morphing par interpolations linéaires et l'utilisation de facteurs de formes permet de limiter l'ampleur des déformations afin de ne pas générer des corps disproportionnés : par exemple, si la morphologie du modèle surfacique est saine, il sera impossible de saisir des paramètres anthropométriques d'une personne obèse, telle qu'une circonférence de tour de taille de 140 cm. Pour cela, tous les paramètres globaux et locaux utilisés ont une fourchette de valeurs comprises entre un minimum (-1 ou 0) et un maximum (1) permettant de limiter l'intensité des déformations du modèle surfacique. Ainsi, les algorithmes de MakeHuman entraînent une interdépendance entre les paramètres globaux et locaux afin de conserver des modèles surfaciques proportionnés et réalistes. Certains paramètres sont donc corrélés les uns aux autres : par exemple, la taille et la longueur des jambes ou la hauteur du torse. Si la taille est diminuée, la longueur des jambes et la hauteur du torse seront proportionnellement diminuées. Et si la longueur des jambes est augmentée, elle influencera la taille totale du modèle surfacique mais n'influencera pas la hauteur du torse. Les algorithmes de déformations de MakeHuman permettent donc d'obtenir une grande flexibilité pour personnaliser les modèles surfaciques et représenter la diversité des corps tout en conservant leur réalisme.

Des modèles paramétriques anthropométriques sont souvent utilisés dans la littérature afin de générer des modèles personnalisés. MakeHuman a notamment été utilisé pour des travaux sur l'ergonomie (Van Deun, Verhaert, Buys, Haex, & Sloten, 2011; Briceno & Paul, 2019), pour des simulations (Vernez et al., 2011; Fonseca, Bogaerts, Hunt, & Vanhavere, 2014; Paul & Briceno, 2022), pour la création d'avatar en réalité virtuelle (Serino, Polli, & Riva, 2019; Willaert et al., 2024), pour de la médecine personnalisée (Desbois, 2019) et la médecine légale (Baldasso et al., 2021), ou encore pour l'étude des dimensions corporelles, c'est-à-dire l'anthropométrie (Xiaohui, Xiaoyu, Liwen, & Qing, 2018; X. Sun, Wang, & Ristaniemi, 2020).

Avec de tels modèles paramétriques anthropométriques, il est donc important d’avoir accès à des données démographiques globales (e.g. sexe, âge) ainsi que des données anthropométriques (e.g. taille, poids, mesures anthropométriques) précises afin de générer des modèles surfaciques précis.

2.3 Anthropométrie

L’anthropométrie est l’étude des dimensions et de la composition du corps humain. Son but est d’analyser les variations de formes dans la population. Son application est utilisée dans de nombreux domaines nécessitant de concevoir, entre autres, des objets, matériaux, machines, équipement de protection individuelle, vêtements, adaptés aux formes du corps : l’ergonomie, la sécurité, la santé, l’industrie du textile, les simulations, le divertissement. Dans le domaine de la santé, les paramètres démographiques et anthropométriques donnent des informations globales sur le patient (e.g. la taille, l’âge, le poids, le sexe, l’IMC, le type de morphologie, la composition corporelle telle que la masse musculaire, grasseuse ou osseuse) et locales (mesures anthropométriques telles que des circonférences, des longueurs ou largeur de parties corporelles). L’utilisation des données anthropométriques est souvent retrouvée pour des suivis médicaux et pour délivrer des soins personnalisés (Casadei & Kiel, 2024). Les données anthropométriques sont également utilisées pour des méthodes de modélisation paramétriques telles que le modèle de Desbois et MakeHuman, afin de générer des modèles surfaciques localement personnalisés (voir sections 2.1.2 et 2.2). Ces données peuvent être récupérées de façon non invasive par une prise de mesure manuelle (Desbois et al., 2017; Rumbo-Rodríguez et al., 2021) (voir section 2.3.1) ou par estimation à partir de données numériques (voir section 2.3.2) telles que des images 2D ou des scans 3D (Heymsfield et al., 2018; Mocini et al., 2023).

2.3.1 Anthropométrie conventionnelle manuelle

Les paramètres globaux comme l’IMC ou le type de morphologie, le sexe, l’âge, le poids, la taille, sont facilement accessibles, surtout en contexte clinique où ces informations sont reportées dans le dossier médical du patient. Certains paramètres locaux peuvent également être mesurés afin d’affiner certaines études, pour définir le type de morphologie et évaluer

l'état de santé du patient par exemple. En plus de l'IMC, certaines mesures anthropométriques telles que la circonférence du tour de taille permettent de définir des cas de surpoids ou d'obésité et prévenir les risques médicaux tels que les risques cardiovasculaires (Gavriilidou, Pihlsgård, & Elmståhl, 2015; Darsini, Hamidah, Notobroto, & Cahyono, 2020; Ross et al., 2020). Les outils de mesure couramment utilisés sont le pèse-personne pour récupérer le poids, le stadiomètre pour mesurer la taille, le ruban à mesurer ainsi que le pied à coulisse anthropologique pour mesurer les circonférences, longueurs et largeurs de segments corporels.

Bien que ces prises de mesures soient non invasives et facilement accessibles, certaines mesures anthropométriques locales telles que les circonférences ou les longueurs de membres nécessitent des outils de mesures spécifiques et prennent du temps à mesurer manuellement. De plus, la prise manuelle de ces mesures peut manquer de précision selon l'expérience de l'évaluateur et les repères corporels choisis (Ulijaszek & Kerr, 1999; Verweij et al., 2013; Scafoglieri et al., 2014; Dahiya et al., 2017; Desbois et al., 2019). Les recommandations pour éviter ces erreurs sont de faire suivre une formation aux évaluateurs ou de faire appel à des professionnels qualifiés pour réaliser ces mesures, de suivre des protocoles de prise de mesure et de respecter les normes en vigueur, d'utiliser des outils de mesures précis et calibrés, et d'effectuer plusieurs prises de mesures (Mony, Swaminathan, Gajendran, & Vaz, 2016). Des normes ont ainsi été établies par l'OMS (Organisation Mondiale de la Santé, 1995) ou d'autres organismes (International Organization for Standardization, 2017; Centers for Disease Control and Prevention, 2021) afin de standardiser la prise de mesure manuelle et de minimiser les erreurs de mesure.

IMC et composition corporelle

L'indice de masse corporelle (IMC) est un paramètre anthropométrique souvent utilisé en clinique. Il est calculé en fonction du poids et de la taille du sujet (voir équation (2.2)). Il permet d'étudier le type de morphologie, d'identifier les cas de surpoids et d'obésité afin d'étudier l'état de santé du patient (Nuttall, 2015; Zierle-Ghosh & Jan, 2023).

$$IMC (kg/m^2) = \frac{Poids (kg)}{Taille^2 (m^2)} \quad (2.2)$$

L'IMC est utilisés afin de classer les individus adultes de plus de 20 ans selon différentes catégories (Organisation Mondiale de la Santé, 2000):

- Sous-poids sévère : en dessous de 16 kg/m²
- Sous-poids : 16,0 -18,4 kg/m²
- Poids sain : 18,5 – 24,9 kg/m²
- Surpoids : 25,0 – 29,9 kg/m²
- Obésité modérée (type I) : 30,0 – 34,9 kg/m²
- Obésité sévère (type II) : 35,0 – 39,9 kg/m²
- Obésité morbide (type III) : au-dessus de 40,0 kg/m²

Cette classification d'IMC en catégories est très souvent utilisée pour les méthodes de modélisation 3D du corps humain (Dirnberger et al., 2004; Prieto et al., 2011; Park & Reed, 2015; Desbois et al., 2019; D. Gu, Yun, Tuan, & Ahn, 2022), qui utilisent deux (sain, corpulent) à cinq catégories (sous-poids, sain, surpoids, obésité, obésité morbide). Cependant, l'utilisation de l'IMC n'est pas toujours suffisante pour déterminer les situations de surpoids ou d'obésité, notamment parce qu'elle s'appuie sur la taille et le poids seulement et ne prend pas en compte la composition corporelle (Etchison et al., 2011; Jeon, Kim, Yoon, Lee, & Youm, 2023; Wu, Li, & Vermund, 2024; Sweatt, Garvey, & Martins, 2024), ni les critères locaux tels que la masse graisseuse abdominale (Ross et al., 2020), ni les différences observées selon le sexe (K. M. Flegal, 2006; Nevill & Metsios, 2015). Cette limitation affecte la personnalisation des modèles surfaciques puisque la répartition des masses graisseuses selon le sexe impacte significativement la BSA (Borhani-Khomani et al., 2017; Desbois et al., 2017). De plus, la classification en catégorie manque de précision et l'évaluation de l'état d'un sujet peut grandement varier selon sa composition corporelle. Par exemple, les sujets ayant une masse musculaire importante (i.e. type mésomorphe) sont souvent considérés à tort comme étant en surpoids, ou un sujet dont l'IMC est à la limite entre deux catégories (e.g. IMC de 24,9 ou 25) peut avoir des risques médicaux différents s'il a une masse musculaire faible ou une

masse grasseuse élevée et localisée au niveau de la ceinture abdominale (Katherine M. Flegal, 2023; Wu et al., 2024). Un autre type de classification de la morphologie existe et prend en compte la composition corporelle, notamment la masse musculaire : le type mésomorphe qui correspond à la morphologie la plus musclée, le type ectomorphe, une morphologie mince avec peu de masse musculaire, et le type endomorphe qui a une masse grasseuse plus importante. Cependant cette classification ne dépend pas de données quantitatives et est souvent évaluée selon une appréciation visuelle.

Afin d'étudier la composition corporelle, telle que les masses osseuses, musculaires et grasseuses, certaines études utilisent d'autres méthodes telle que l'ostéodensitométrie ou la bioimpédance (Y. Lu, McQuade, & Hahn, 2018; Brunani et al., 2021; Jeon et al., 2023). Néanmoins, le contexte des grands brûlés et l'état du patient rendent ces méthodes difficilement applicables. De plus, la précision des résultats de bioimpédance dépend de l'état hydrique du corps (Kyle et al., 2004; Gonzalez-Correa, 2018), dont l'équilibre est fortement altéré pour les patients grands brûlés subissant une perte liquidienne importante.

La collecte des données anthropométriques et la prise des mesures anthropométriques conventionnelle manuelle sont considérées comme la référence (Rumbo-Rodríguez et al., 2021). Cependant, elles nécessitent la coopération du patient (e.g. se tenir debout, se déplacer, changer de pose) et nécessite un contact avec ce-dernier, ce qui est compliqué dans le contexte de soins aux grands brûlés. Afin d'automatiser le processus tout en évitant les contacts avec le sujet et de minimiser les erreurs de mesure dues à l'expertise de l'évaluateur, des méthodes numériques ont été développées.

2.3.2 Anthropométrie numérique

Contrairement à l'anthropométrie conventionnelle utilisant des outils de mesures manuels, l'anthropométrie numérique cherche à mesurer et analyser les dimensions corporelles à partir d'outils et de données numériques sans contact avec le sujet. Les méthodes d'anthropométrie numérique utilisent des données 2D (images RGB) ou des données 3D (cartes de disparité,

scans 3D) acquises via des caméras, des capteurs de profondeurs ou des scanners 3D, afin d'y extraire les mesures anthropométriques.

2.3.2.1 Extraction de mesures anthropométriques à partir de points de repères corporels

Données 2D

L'extraction des mesures anthropométriques à partir d'images RGB calibrées a été initialement effectuée de façon manuelle (Hung, Witana, & Goonetilleke, 2004), notamment en localisant manuellement sur les images les points de repères corporels formant les mesures anthropométriques. Au cours de la dernière décennie, de nombreux articles se sont penchés sur l'extraction automatique ou semi-automatique de mesures anthropométriques à partir d'images 2D de sujets humains (Lin & Wang, 2011; Jiang et al., 2012; Kohlschütter & Herout, 2012; B. Gu, Liu, & Xu, 2016; Sehgal, Gupta, & Anand, 2018; J. Shah, Shah, Sandhu, Shaikh, & Natu, 2019). Ces articles utilisent globalement le même type de méthodologie :

- 1) Calibration de la (des) caméra(s)
- 2) Acquisition d'images à l'aide d'une ou plusieurs caméras, une image frontale et souvent une image latérale
- 3) Segmentation de la personne dans la(les) images(s) et extraction des contours (e.g. filtre de Canny)
- 4) Détection des caractéristiques sur la silhouette du sujet tels que les points de repères corporels (e.g. sommet du crâne, base du cou, aisselles, entre-jambes). Le principe de *chain-code* de Freeman dans les huit directions (Freeman & Davis, 1977) est la méthode la plus fréquemment retrouvée pour extraire les points de repère. Le contour du sujet est considéré comme une série de segments linéaires connectés les uns à la suite des autres. La direction pour passer d'un segment à l'autre est ainsi étudiée afin de détecter les points de repère corporels clés.
- 5) Extraction des dimensions corporelles telles que les longueurs, largeurs et profondeurs des différents segments corporels

6) Approximation mathématique des circonférences d'ellipses formant les mesures anthropométriques

Des algorithmes de détection des régions corporelles peuvent également être utilisés afin de faciliter le travail de détection des points de repères corporels (Kohlschütter & Herout, 2012). Bien que certaines études mettent en avant la fiabilité et la précision des méthodes d'extraction automatique des points de repère corporels (Lin & Wang, 2011; Jiang et al., 2012), la performance du résultat final d'estimation des mesures n'est pas toujours évaluée, en particulier le niveau de précision et la répétabilité (Meunier & Yin, 2000; J. Shah et al., 2019). L'étude de la performance des méthodes d'estimation automatique des mesures est d'autant plus nécessaire que des erreurs ou des imprécisions peuvent survenir à chaque étape du processus : mauvais positionnement du sujet lors de l'acquisition des images frontales et latérales, mauvaise calibration ou résolution fluctuante de la caméra, problèmes de distorsions, segmentation imprécise ou erronée du corps dans l'image, mauvais positionnement des points de repères corporels, approximation des circonférences selon un modèle géométrique (i.e. ellipse) et imprécision de la formule mathématique d'estimation du périmètre d'une ellipse selon ses deux axes principaux.

Certains articles ont démontré que, dans le cas d'un environnement expérimental correctement paramétré, le niveau de précision des mesures extraites comparées aux mesures de référence, obtenues manuellement, étaient comparables en termes de précision et de répétabilité (Meunier & Yin, 2000; B. Gu et al., 2016; Sehgal et al., 2018). L'erreur d'estimation entre les mesures de référence et les mesures extraites est en moyenne inférieure à 1%. De plus, Meunier & Yin (2000) affirment que la circonférence du cou doit être estimée avec au maximum ± 5 mm d'écart, tandis que les circonférences de taille et de poitrine peuvent être estimées avec ± 15 mm d'écart par rapport aux valeurs réelles. L'erreur acceptable entre la mesure estimée et la mesure de référence dépend donc de la mesure étudiée. Toutefois, d'autres études ont mentionné les imprécisions des mesures anthropométriques extraites à partir de données 2D dû à la perte d'information en passant de la 2D à la 3D (Yan, Wirta, & Kämäräinen, 2020). De plus, il est important de rappeler que les environnements expérimentaux de ces études sont

entièrement contrôlés et idéaux pour extraire les mesures anthropométriques à partir d'images RGB. Ce type de configurations expérimentales est cependant impossible dans le contexte clinique des grands brûlés. Certaines étapes sont également difficilement réalisables en contexte d'urgence, comme la calibration qui peut prendre du temps et nécessite qu'un membre de l'équipe médicale soit sollicité et formé pour le faire. Les images RGB calibrées ne sont donc pas à privilégier dans le contexte clinique de soins aux grands brûlés.

Dans le cas d'environnements moins contrôlés, d'autres informations, des données 3D, telles que les informations de profondeur ou des scans 3D, peuvent être prises en compte afin d'extraire les mesures anthropométriques de façon automatisée.

Données 3D

Tout comme les informations de profondeur et les images RGB-D, des scans 3D sont souvent retrouvés dans la littérature, notamment grâce au développement de nouvelles technologies et d'appareils permettant d'acquérir des nuages de points 3D (e.g. capteurs à temps de vol ou à lumière structurée, scanners optiques). Au cours de la dernière décennie, les informations de profondeur ont souvent été intégrées dans des méthodes de modélisation 3D humaine (Weiss, Hirshberg, & Black, 2011; Q. Zhang, Fu, Ye, & Yang, 2014; Perbet, Johnson, Pham, & Stenger, 2014; Bogo, Black, Loper, & Romero, 2015; Malleson et al., 2017). Des données 3D telles que des cartes de disparité ou des scans 3D sont également utilisées afin d'extraire les mesures anthropométriques à partir de points de repère localisés sur la représentation 3D du corps du sujet. Ces points de repère peuvent correspondre à des marqueurs posés directement sur le sujet au moment de l'acquisition (M.-J. J. Wang, Wu, Lin, Yang, & Lu, 2007), peuvent être sélectionnés manuellement ou détectés sur un scan 3D en utilisant des algorithmes de détection semi-automatiques ou automatiques (J.-M. Lu & Wang, 2008; Lovato et al., 2009; Kuehnepfel, Ahnert, Loeffler, Broda, & Scholz, 2016; Glock et al., 2017; Xiaohui et al., 2018).

L'utilisation de marqueurs posés directement sur le sujet lors de l'acquisition permet d'avoir une bonne précision des mesures anthropométriques. La différence moyenne entre les mesures extraites sur le scan 3D et les mesures de référence mesurées sur le sujet est inférieure à 1 cm

(M.-J. J. Wang et al., 2007). En revanche, l'utilisation de marqueurs rend ce processus impossible avec des patients grands brûlés pour lesquels il faut éviter tout contact en dehors des actes médicaux nécessaires. La sélection des points de repère directement sur le scan 3D est une méthode sans contact avec le sujet, cependant l'estimation des mesures reste imprécise, avec des différences entre les mesures extraites et de référence pouvant atteindre un maximum de 4 cm (Lovato et al., 2009; Kuehnappel et al., 2016; Glock et al., 2017; Xiaohui et al., 2018). Les méthodes d'estimation des mesures anthropométriques à partir de points de repères extraits via des algorithmes automatiques ou semi-automatiques (e.g. méthodes de régression et d'approximation) donnent des résultats fluctuants. Certaines études obtiennent des mesures extraites sur les scans 3D significativement proches des mesures de références obtenues de façon conventionnelle, que ce soit pour des sujets adultes (Kuehnappel et al., 2016) ou des enfants et adolescents (Glock et al., 2017). Cependant d'autres études obtiennent des résultats significativement différents entre les mesures extraites et les mesures de référence, avec des mesures extraites pouvant atteindre un maximum de 6 % d'erreur (i.e. environ 6 cm) comparées aux valeurs de référence (J.-M. Lu & Wang, 2008; Xiaohui et al., 2018). L'utilisation de points de repères corporels sur des scans 3D pour extraire les mesures anthropométriques présente donc des limitations en termes de précision.

De plus, l'un des problèmes majeurs avec l'utilisation de points de repère positionnés ou détectés sur les scans 3D est la présence de données incomplètes dans les nuages de points qui nécessitent alors des procédures de post-traitement pour les corriger (Bartol, Bojanić, Petković, & Pribanić, 2021). Ces données manquantes peuvent avoir de multiples causes : par exemple la lumière qui est réfléchiée sur la surface de la peau ou des occlusions qui masquent une partie du corps ou certaines zones corporelles à acquérir qui sont moins accessibles telles que les aisselles et l'entrejambe. Dans le cas où des régions corporelles sont incomplètes et ne permettent pas d'extraire les mesures anthropométriques, des méthodes statistiques et d'apprentissage machine ont été développées afin d'inférer les mesures manquantes à partir d'autres mesures anthropométriques.

2.3.3 Méthodes statistiques et d'apprentissage machine pour inférer des mesures anthropométriques

Certains travaux ont étudié les inférences existantes entre différentes mesures pour que, à partir de mesures sur quelques régions disponibles du corps uniquement, il soit possible d'inférer les mesures complètes du corps (Hossain, Saw, Mahumud, Ohtsuki, & Zaman, 2013; Tsoli et al., 2014; Indah, Sari, Suryoputro, & Purnomo, 2016). Dans le contexte de soins aux grands brûlés, il est impossible d'acquérir des scans 3D corps entier afin d'extraire les dimensions corporelles des différentes régions anatomiques. Des méthodes statistiques et d'apprentissage machine ont été développées afin de compenser le manque d'information, notamment en contexte clinique ou dans des environnements non contrôlés. Ces méthodes permettent, entre autres, de déterminer quelles sont les données anthropométriques les plus importantes à récupérer pour personnaliser l'enveloppe corporelle d'un sujet (Desbois, 2019), ou d'estimer des données anthropométriques à partir d'autres paramètres corporels (Hossain et al., 2013; Tsoli et al., 2014; Indah et al., 2016).

Dans le contexte clinique de prise en charge des patients grands brûlés, Desbois (2019) a utilisé des outils statistiques et des algorithmes d'apprentissage machine afin d'étudier l'influence des mesures anthropométriques sur la personnalisation des modèles surfaciques avec MakeHuman. Des algorithmes d'apprentissage supervisé tels qu'Elastic Net (Zou & Hastie, 2005), des arbres de décision (e.g *boosting tree*) ou des réseaux de neurones ont été utilisés afin de sélectionner les mesures anthropométriques qui ont un impact majeur pour la personnalisation des modèles surfaciques et la BSA. Ces algorithmes ont ainsi permis de déterminer les quatre mesures anthropométriques de MakeHuman qui peuvent être mesurées manuellement en clinique afin de personnaliser le modèle surfacique d'un patient : la taille, les circonférences de buste, de cou et de taille. La personnalisation du modèle surfacique généré via le modèle de MakeHuman se limite donc à ces quatre paramètres en plus du sexe, de l'âge et le type de morphologie.

Dans d'autres études, les méthodes statistiques et d'apprentissage machine permettent d'estimer les valeurs de mesures anthropométriques à partir de la morphologie ou d'autres dimensions corporelles (Chan, Fan, & Yu, 2005; Hossain et al., 2013; Indah et al., 2016). Les

méthodes de régression sont des méthodes fréquemment appliquées dans la littérature pour ce type de problématique. Le but des méthodes de régression est d'étudier la relation entre une ou plusieurs variables indépendantes (aussi appelée variables explicatives) et une variable dépendante. Cette relation est quantifiée selon une équation mathématique qui peut être linéaire ou non-linéaire.

Régressions linéaires

Les méthodes de régressions linéaires peuvent être simples si une seule variable explicative est utilisée, ou multiples s'il y a plusieurs variables explicatives. Différentes méthodes de régressions linéaires multiples peuvent être employées pour estimer des mesures anthropométriques (Chan et al, 2005 ; Hossain et al., 2013; Indah et al., 2016). La forme la plus simple de régressions linéaires multiples est la méthode statistique de régression par les moindres carrés ordinaires. Elle est définie selon l'équation (2.3) avec Y , la variable dépendante à expliquer, X_i , les variables indépendantes et i , l'indice de la variable, variant entre 1 et p , β_0 , l'ordonnée à l'origine et β_i , les coefficients de régression pour chaque variable indépendante et ε , le terme d'erreur.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon \quad (2.3)$$

Afin d'utiliser des régressions linéaires multiples, plusieurs hypothèses doivent cependant être validées : par exemple la distribution de la variable dépendante doit suivre une loi normale, la relation entre la variable dépendante et les variables indépendantes doit être linéaire, ou les variables indépendantes ne doivent pas être corrélées entre elles ce qui entraînerait un problème de multicolinéarité (Montgomery, Peck, & Vining, 2013; P. Li & Paquette, 2020). D'autres méthodes de régression linéaires multiples, des régressions linéaires régularisées (Tsoli et al., 2014), peuvent être utilisées dans le cas où ces hypothèses ne sont pas vérifiées. Ainsi, les méthodes de régression Ridge, Lasso et Elastic Net sont privilégiées dans les cas de multicolinéarité entre les variables indépendantes (Desbois, 2019).

Régressions non-linéaires

Dans le cas des régressions non-linéaires, il s'agit souvent de méthodes d'apprentissage machine qui sont plus robustes dans le cas de données complexes. Notamment, les réseaux de neurones sont souvent utilisés afin de prédire la valeur de mesures anthropométriques à partir d'autres mesures (K. Liu, Wang, Kamalha, Li, & Zeng, 2017; Rativa, Fernandez, & Roque, 2018; L. Wang, Lee, Bavendiek, & Eckstein, 2021).

Les méthodes d'extraction et d'inférence des mesures anthropométriques permettent de fournir des données pour les méthodes de modélisation 3D paramétriques anthropométriques telles que la méthode de Desbois et MakeHuman. Ces méthodes permettent de personnaliser les modèles surfaciques à partir de données mesurables en déformant les régions corporelles des modèles surfaciques. Dans la littérature, il existe cependant d'autres méthodes de reconstruction 3D du corps qui ne sont pas basées sur des paramètres anthropométriques, mais sur des méthodes de modélisation 3D statistiques.

2.4 Modèles statistiques pour la reconstruction 3D et l'anthropométrie

Il existe d'autres approches, basées sur des outils mathématiques, statistiques et d'apprentissage machine pour faire de la reconstruction 3D du corps entier basés sur des acquisitions de scans 3D, d'images 2D ou de vidéo. Du fait de leur capacité à manipuler et représenter des formes et des poses complexes du corps humain, de nombreux modèles statistiques ont été développés et sont fréquemment retrouvés dans la littérature (Allen, Curless, & Popović, 2003; Angelov et al., 2005; Loper, Mahmood, Romero, Pons-Moll, & Black, 2015; Osman, Bolkart, & Black, 2020). L'utilisation d'images 2D et de vidéos sont utilisées pour la reconstruction 3D du corps mais ne sont pas détaillées dans cette section à cause de la perte d'information observée de la 2D pour représenter un corps en 3D (Desbois, 2019; Yan et al., 2020). Ces méthodes statistiques sont notamment dédiées à la mise en correspondance précise d'un modèle générique et d'un maillage 3D afin de reconstruire un modèle surfacique de forme et de pose précises (Pons-Moll, Romero, Mahmood, & Black, 2015).

Cette section décrit d’abord le fonctionnement des modèles statistiques de reconstruction 3D du corps (voir section 2.4.1), puis leurs applications et leur précision (voir section 2.4.2). En plus de la reconstruction 3D de corps complet, ces méthodes sont en effet aussi utilisées pour l’extraction de mesures anthropométriques à partir d’un scan 3D (Tsoli et al., 2014; Yan et al., 2020).

2.4.1 Méthodes statistiques de modélisation 3D

2.4.1.1 Modèle statistique de forme par ACP

L’une des méthodes statistiques les plus utilisées pour la reconstruction 3D du corps humain entier est le modèle statistique de forme avec analyse en composantes principales (ACP). Afin d’étudier les variations de formes, ces méthodes statistiques utilisent des bases de données de scans 3D de pose similaire sur lesquelles une ACP est appliquée. Ainsi, l’ACP permet de calculer un modèle surfacique générique, appelé modèle moyen, et des composantes principales représentant les principales variations de forme du corps observées dans le lot de scans 3D. L’ACP permet alors de déformer le modèle surfacique moyen à l’aide de plusieurs modes de déformations correspondants aux composantes principales.

Le modèle moyen représente un corps en 3D de formes moyennes et de pose standard (e.g, poses en A ou en T) et a toujours la même topologie, c’est-à-dire le même nombre de sommets n organisés de la même façon et le même nombre d’articulations k (Angelov et al., 2005; Loper et al., 2015; Osman et al., 2020). Afin d’obtenir une reconstruction précise de la forme du modèle moyen, le processus d’optimisation par recalage est essentiel pour faire le lien entre le modèle statistique et les données (i.e. scans 3D) (voir section 2.4.1.2). Les sommets du modèle moyen sont donc mis en correspondance avec les points de chaque scan 3D. Le but du recalage est donc d’estimer les transformations optimales pour superposer le modèle moyen sur le scan 3D. Pour cela, de façon itérative, des déformations liées à la pose et à la forme sont appliquées jusqu’à faire correspondre le modèle moyen et le scan 3D. Les déformations liées à la pose correspondent à des coefficients de pose ($\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$) appliqués sur les

articulations du modèle moyen. Chaque coefficient θ_j représente la rotation appliquée à une articulation donnée j . Les déformations liées à la forme sont représentées par des coefficients de forme ($\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$) correspondant aux écarts par rapport à la forme moyenne. Les déformations de forme β_i correspondent à des matrices de transformations linéaires qui sont appliquées sur chaque sommets i du modèle moyen. Pour reconstruire un modèle surfacique, ces méthodes statistiques reposent sur l'utilisation de marqueurs dont la position est utilisée pour optimiser la forme d'un modèle moyen. Certaines méthodes ajustent la pose mais cette partie n'est pas davantage décrite dans cette thèse puisque ce n'est pas un objectif de recherche.

Allen et al. (2003) ont été des précurseurs dans le développement de méthodes statistiques de modélisation 3D du corps humain en utilisant des ACP et ont pavé la voie au développement et l'amélioration de telles méthodes de modélisations 3D. Parmi les méthodes majeures développées on peut citer le modèle SCAPE (*Shape Completion and Animation of People*) (Angelov et al., 2005). Ce modèle utilise un scan 3D d'un sujet et une séquence de capture de mouvement avec marqueurs afin de reconstruire un modèle surfacique réaliste avec personnalisation de la forme et de la pose. Le modèle moyen obtenu par ACP est ajusté à la pose du scan 3D en utilisant les marqueurs de la séquence de capture de mouvement, puis le modèle moyen est déformé sur ce scan 3D pour ajuster la forme. Contrairement à la méthode d'Allen et al. (2003), le modèle SCAPE permet d'ajuster la forme du modèle moyen calculé par l'ACP pour s'adapter à la pose du modèle surfacique. Des extensions du modèle SCAPE ont vu le jour tels que BlendSCAPE (Hirshberg, Loper, Rachlin, & Black, 2012), Dyna (Pons-Moll et al., 2015) et SymmetricsSCAPE (Chen, Song, Xu, Martin, & Cheng, 2019), notamment afin d'améliorer la forme des modèles surfaciques. Contrairement au modèle SCAPE qui utilise des déformations linéaires dues à l'utilisation de l'ACP, BlendSCAPE utilise plusieurs variations de forme (*blendshapes*). SymmetricsSCAPE, quant à lui, permet d'améliorer la représentation de la symétrie du corps humain et d'améliorer les formes du modèle surfacique. Enfin, Dyna met en place une méthode de déformation du modèle moyen plus réaliste en améliorant la déformation et le mouvement des tissus mous. Dyna permet également d'adapter les déformations des tissus mous selon l'IMC, ce qui permet d'adapter les déformations selon la diversité des formes corporelles. Toutefois, le modèle SCAPE et ses extensions requièrent

un certain nombre de marqueurs (e.g. 4 à 10 marqueurs), positionnés sur le corps du sujet lors des acquisitions des scans 3D, afin d'effectuer les recalages entre le modèle surfacique moyen et le scan du sujet et d'extraire les coefficients de forme et de pose (Anguelov et al., 2005).

Un autre modèle majeur utilisé fréquemment, le modèle SMPL, *Skinned Multi-Person Linear model* (Loper et al., 2015), permet également de personnaliser un modèle surfacique moyen selon la forme et la pose humaine. Ce modèle moyen a toujours la même topologie et est composé de 6890 sommets et d'un squelette sous-jacent formé de 23 articulations. Contrairement au modèle SCAPE pour lequel les déformations sont appliquées sur les faces du maillage, SMPL applique les déformations (*blendshapes*) sur les sommets du modèle moyen. Les déformations sont effectuées en fonction des coefficients de forme ($\beta \in \mathbb{R}^{10}$) et de pose ($\theta \in \mathbb{R}^{72}$). Certains paramètres fixes Φ , liés à la pose et à la forme, sont également intégrés dans le modèle SMPL. Ces paramètres fixes sont issus d'apprentissages sur des bases de données telles que CAESAR (Robinette et al., 2002) contenant plus de 4 000 scans 3D et leurs mesures anthropométriques associées. Le modèle SMPL est alors défini selon une fonction $\mathcal{M}(\beta, \theta; \Phi)$. Par la suite, des extensions de ce modèle ont été développées tels que SMPL-H (Romero, Tzionas, & Black, 2017) et SMPL-X (Pavlakos et al., 2019) qui améliorent la représentation des mains et du visage. Le modèle STAR, *Sparse Trained Articulated human body Regressor*, (Osman et al., 2020) permet également d'améliorer certaines limitations du modèle SMPL. Le modèle STAR, en plus de la base de données CAESAR ayant une variabilité de forme et de morphologie humaine limitée, est entraîné sur la base de données SizeUSA ([TC]² Labs) contenant plus de 10 000 scans 3D et 200 mesures anthropométriques associées. STAR permet alors de générer des formes humaines plus variées et a donc une meilleure généralisation. STAR est également optimisé afin de créer des déformations plus réalistes selon la pose en favorisant les déformations de sommets locaux situés autour de la zone où le changement de pose est effectué. Enfin, ce modèle améliore également les déformations de la pose selon la forme du modèle 3D. STAR permet donc de générer des modèles 3D plus précis et réalistes comparés à SMPL.

2.4.1.2 Recalage

Le recalage est un processus qui a pour but d'estimer les transformations permettant de mettre spatialement en correspondance des données, telles que des nuages de points ou des maillages 3D, qui ont été acquises à différents moments, avec des méthodes d'acquisition différentes, ou dans des conditions d'acquisitions différentes (X. Y. Wang, Eberl, Fulham, Som, & Feng, 2008). Ainsi, les caractéristiques et les structures des données sont alignées au mieux dans un même référentiel. D'autres recalages peuvent être effectués entre des données 3D et 2D, par exemple entre un modèle surfacique moyen 3D et une ou plusieurs images 2D ou vidéos, cependant cette section se concentre sur le recalage entre données 3D puisque des pertes d'informations et un manque de précision sont observées avec des données 2D (voir section 2.3.2.1). Le recalage est utilisé pour de nombreuses applications, par exemple pour reconstruire un modèle surfacique à partir de plusieurs scans acquis sous différents angles (Donlic, Petkovic, & Pribanic, 2017; Qian, 2018; Hu, Ho, & Munteanu, 2023), ou encore pour extraire des dimensions corporelles sur un scan 3D à partir d'un modèle de référence complet (Tsoli et al., 2014; Yan et al., 2020). Dans cette section, le recalage employé par les méthodes statistiques de reconstruction 3D est décrite. On parle donc de recalage d'un modèle surfacique avec un scan 3D d'un sujet.

Les méthodes de recalage peuvent être classées selon les algorithmes de déformation appliqués (i.e. déformations rigides ou non-rigides) (L. Li, Wang, & Zhang, 2021). Le recalage rigide permet d'aligner le modèle moyen avec le scan 3D en conservant leurs formes et proportions. Pour cela, des transformations rigides telles que des translations et des rotations sont appliquées sur le modèle moyen. Le recalage non-rigide, quant à lui, applique des déformations non-rigides, telles que des déformations non linéaires, pour déformer des données 3D et les aligner.

Processus de recalage par ICP

La méthode de recalage rigide la plus courante est l'algorithme itératif du point le plus proche (ICP - *Iterative Closest Point*) (Besl & McKay, 1992). Elle vise à mettre en correspondance

les données 3D source (i.e. le modèle moyen) avec les données cible (i.e. le scan 3D) en minimisant la distance entre les points appariés du modèle moyen et du scan 3D. Le modèle moyen est celui qui va subir le recalage tandis que le scan 3D reste fixe. Le processus se déroule en trois étapes :

- 1) Mise en correspondance des points: à cette étape, le but est de trouver la correspondance entre les points du modèle moyen et les points du scan 3D. Pour chaque sommet du modèle moyen, l'algorithme cherche le point le plus proche dans le scan 3D. L'ensemble des correspondances entre les points appariés permet ensuite de trouver la transformation appropriée (e.g. translation, rotation, ou transformation non-linéaire) pour minimiser la distance entre les données source et cible. La mise en correspondance se fait en trouvant le point le plus proche selon une distance euclidienne. Étant donné la taille des nuages de points (e.g. grand nombre de points), des méthodes ont été développées afin de diminuer la durée et le coût computationnel de l'ICP et d'améliorer la précision du recalage. Certaines méthodes telles que la méthode *multi-z buffer* (Benjemaa & Schmitt, 1999), le *KD-tree* (*K-dimensional tree*) (Bentley, 1975; Xu, Zhang, & Cheng, 2018), ou l'*octree* (Meagher, 1982) donnent une structure aux données 3D (i.e. modèle moyen, scan 3D) en les partitionnant, ce qui diminue le temps de recherche des points les plus proches. Une autre méthode consiste à sélectionner, manuellement ou automatiquement, un sous-ensemble de points dans le modèle moyen afin de trouver leur point apparié dans le scan 3D cible. Ce sous-échantillonnage peut correspondre au nuage de points complet, à une sélection aléatoire de points ou une sélection basée sur la détection de caractéristiques du nuage de points (L. Li et al., 2021).
- 2) Le rejet de certains points appariés : les mauvais appariements entre certains points sont enlevés à cette étape afin d'éviter des erreurs d'estimation des transformations pour le recalage. Le type de méthode souvent utilisé est basé sur un seuil, c'est-à-dire une distance euclidienne, afin d'éliminer les distances entre points appariées plus grandes que ce seuil. Cependant, si les données 3D sont incomplètes, éloignées, ou sont

parasitées avec du bruit, d'autres méthodes plus robustes peuvent être appliquées telles que la méthode RANSAC (*RANdom SAmple Consensus*) (Fischler & Bolles, 1981; S. Zhang, Wang, Zhang, & Liu, 2023) ou des approches statistiques, telles que la méthode *Biweight* (Beaton & Tukey, 1974), afin d'éviter les problèmes de minimums locaux, de supprimer les points aberrants et conserver les appariements plausibles.

- 3) Minimisation de l'erreur : l'ICP est un algorithme permettant de minimiser la distance entre les sommets et points appariés du modèle moyen et du scan 3D. Pour cela, les transformations qui alignent le modèle moyen et le scan 3D sont optimisées par itération en minimisant l'erreur des moindres carrés de la distance entre les sommets et points appariés. La métrique utilisée pour cette minimisation de l'erreur est la somme des distances euclidiennes au carré entre les sommets et points appariés (voir équation (2.4)), avec p_i et q_i les points appartenant respectivement aux nuages de points cible (i.e. le modèle moyen), P , et source (i.e. le scan 3D), Q . Une fonction de coût (Besl & McKay, 1992), L , est appliquée. L'algorithme minimise cette fonction de coût pour trouver la transformation optimale (R, t) , avec R , la rotation, et t , la translation qui aligne au mieux le modèle moyen et le scan 3D (voir équation (2.5)). La transformation est appliquée sur le modèle moyen, les correspondances sont mises à jour, puis les étapes de l'ICP se répètent selon un processus itératif. Ce processus itératif se termine lorsque la fonction de coût converge, c'est-à-dire que la fonction de coût a une valeur en dessous d'un seuil préalablement défini, ou après un certain nombre d'itérations.

$$L(P, Q) = \sum_{i=1}^n \|p_i - q_i\|^2 \quad (2.4)$$

$$L(R, t) = \arg \min_{R, T} \sum_{i=1}^n \|p_i - (Rq_i + t)\|^2 \quad (2.5)$$

Bien que l'ICP soit une méthode de recalage efficace, elle possède des limitations. Elle est notamment sensible aux minima locaux et à un mauvais alignement initial des nuages de points cible et source (L. Li et al., 2021). Pour corriger ces limitations, d'autres méthodes ont été

développées telles que Generalized-ICP (Segal, Haehnel, & Thrun, 2009) ou Go-ICP (J. Yang, Li, & Jia, 2013).

Processus de recalage grossier-à-fin

Par ailleurs, pour répondre à ces limitations, plusieurs algorithmes de recalages peuvent être successivement appliqués. En effet, il est rare que le modèle moyen et le scan 3D soient initialement superposés. Il est donc souvent nécessaire d'effectuer plusieurs recalages. Le recalage se déroule alors selon un processus progressif appelé grossier-à-fin (*coarse-to-fine registration*). Un premier processus permet d'aligner globalement et grossièrement le modèle moyen et le scan 3D (*coarse registration*) et un deuxième recalage permet d'affiner et de mettre localement en correspondance le modèle moyen et le scan 3D (*fine registration*) :

- Recalage global (*coarse registration*) (Fischler & Bolles, 1981; S. Zhang et al., 2023) : le recalage global cherche une transformation approximative pour rapidement mettre en correspondance le modèle moyen et le scan 3D. Pour cela, la méthode RANSAC ou des méthodes de recalage global tel que la méthode Go-ICP peuvent être appliquées. Ce recalage peut aussi s'appuyer sur la détection, manuelle ou automatique, des caractéristiques distinctes des lots de données, tels que des angles ou des arêtes.
- Recalage local (*fine registration*) (S. Zhang et al., 2023) : cet alignement plus précis est appliqué une fois que le modèle moyen a été globalement recalé sur le scan 3D. Les algorithmes se basant sur l'ICP peuvent alors être appliqués afin de minimiser les erreurs d'alignement entre les lots de données.

Processus de recalage non-rigide

Le recalage non-rigide est un processus plus complexe pour recalcr des données 3D mais est utilisé dans plusieurs méthodes statistiques de modélisation 3D afin d'aller chercher la forme globale et les formes locales des régions corporelles du corps ainsi que les déformations non-rigides liées à la pose (Allen et al., 2003; Angelov et al., 2005; Loper et al., 2015). Les déformations du modèle moyen peuvent être linéaires, non-linéaires ou des méthodes de

déformation par splines ou par splines en plaque-mince (Brown & Rusinkiewicz, 2007) peuvent être appliquées. Également, dans des travaux de reconstruction 3D et d'extraction d'informations à partir de scans 3D de corps humains, des ICP non-rigides sont souvent appliquées (Amberg, Romdhani, & Vetter, 2007; Tsumura, Morishima, Koseki, & Yoshinaka, 2023), par exemple pour étudier la respiration abdominale et les mouvements du ventre (Spinczyk & Bas, 2019) ou pour estimer les dimensions corporelles (Wasenmuller, Peters, Golyanik, & Stricker, 2015).

2.4.2 Applications des modèles statistiques

2.4.2.1 Reconstruction 3D du corps humain

Des modèles statistiques ont été utilisées dans de multiples études afin de générer un modèle surfacique de forme et de pose personnalisées à partir de données 2D telles que des images RGB calibrées (Bogo et al., 2016; Kanazawa, Black, Jacobs, & Malik, 2018; Omran, Lassner, Pons-Moll, Gehler, & Schiele, 2018; Pavlakos, Zhu, Zhou, & Daniilidis, 2018; Güler & Kokkinos, 2019; Y. Sun et al., 2022; D. Gu et al., 2022), des séquences vidéo RGB calibrées (Alldieck, Magnor, Xu, Theobalt, & Pons-Moll, 2018; Kanazawa, Zhang, Felsen, & Malik, 2019; X.-Y. Liu et al., 2022), à partir de données 3D telles que des cartes de disparité ou des scans 3D (Tsoli et al., 2014; Weiss et al., 2011; Yan et al., 2020), ou encore à partir de descriptions verbales (Streuber et al., 2016).

Les modèles statistiques utilisant des images emploient des bases de données afin d'entraîner des réseaux de neurones à convolution (CNN) pour la détection des articulations en 2D et de la forme 3D du modèle surfacique. Parmi les CNN utilisés dans ces méthodes, on peut retrouver par exemple le réseau *DeepCut* (Pishchulin et al., 2016). Ces réseaux de neurones sont entraînés avec une partie des données tandis que le reste des données est utilisé pour tester et évaluer l'approche de modélisation 3D. Ces méthodes dépendent donc de la qualité des images, de leurs annotations et des formes 3D associées utilisées pour l'apprentissage. Des images ayant une faible résolution ne permettront pas de reconstruire des modèles surfaciques de formes et de pose précises (Garcia-D'Urso, Guevara, Azorin-Lopez, & Fuster-Guillo,

2023). Également, utiliser des données 2D pour y extraire des informations 3D (e.g. position des articulations) et générer un modèle 3D du corps entraîne des imprécisions et une perte d'information ne permettant pas d'obtenir un modèle surfacique avec des formes locales précises (Desbois, 2019; Yan et al., 2020). L'utilisation de méthodes de modélisation statistique pour détecter la pose a été validée dans de multiples articles (Pavlakos et al., 2018; Omran et al., 2018; Kanazawa et al., 2018; Güler & Kokkinos, 2019), mais la précision de la forme 3D des modèles surfaciques a seulement été étudiée en évaluant la position des articulations. Récemment, Gu et al. (2022) ont évalué la précision de la forme des modèles surfaciques générés par SMPL en étudiant les mesures anthropométriques. L'étude a montré des résultats encourageants avec un pourcentage d'erreur variant entre 2 % et 7 % pour les circonférences du corps, mais avec des erreurs plus élevées pour les sujets en obésité. Cependant, ce type de méthode nécessite des données corps-entier qui peuvent être difficiles à acquérir dans le contexte clinique de soins intensifs (Loefering et al., 2019) et l'utilisation de données 2D pour la reconstruction 3D du corps entraîne une perte d'information (Desbois, 2019; Yan et al., 2020). De plus, la position de la caméra ou la présence de vêtements peut fortement dégrader la précision de la forme 3D du modèle surfacique (D. Gu et al., 2022).

2.4.2.2 Reconstruction 3D et extraction de mesures anthropométriques

Les modèles statistiques sont également utilisés afin d'extraire des dimensions corporelles (i.e. mesures anthropométriques) (Kaashki, Hu, & Munteanu, 2021; Tsoli et al., 2014; Wasenmuller et al., 2015; Yan et al., 2020). L'extraction de mesures anthropométriques à partir de scans 3D peut se classer en deux catégories (Kaashki et al., 2021) : l'extraction à partir de points de repère sélectionnés sur le scan 3D (voir section 2.3.2.1) ou en utilisant un modèle surfacique moyen utilisé par les modèles statistiques (Lovato et al., 2009; Heymsfield et al., 2018). Le modèle surfacique moyen est alors utilisé afin d'inférer les données 3D manquantes (e.g. scan 3D incomplet ou partiel). Pour cela, des modèles statistiques tels que SMPL (voir section 2.4.1) sont utilisés. Le modèle surfacique moyen est déformé afin d'être recalé sur le scan 3D et y extraire les dimensions corporelles. (Kaashki et al., 2021; Tsoli et al., 2014; Yan et al., 2020).

L'extraction des mesures anthropométriques est réalisée de façon automatique ou manuelle à partir des repères corporels placés ou détectés sur le modèle moyen recalé. Les mesures corporelles sont extraites en identifiant la liste des sommets formant les longueurs et circonférences à extraire. Certains travaux utilisent des points de repère pré-sélectionnés sur le modèle 3D moyen (Tsoli et al., 2014; Wasenmuller et al., 2015; Yan et al., 2020). Une fois le modèle moyen recalé sur le scan 3D, les mesures (i.e. distances et circonférences) sont alors calculées en estimant les distances géodésiques ou euclidiennes entre les points consécutifs formant les mesures sur le modèle moyen (Tsoli et al., 2014; Wasenmuller et al., 2015; Yan et al., 2020).

Les méthodes d'extraction des mesures anthropométriques à partir du recalage d'un modèle surfacique moyen sur un scan 3D donnent des résultats précis. Les études comparent les valeurs des mesures extraites avec celles estimées par les méthodes d'anthropométrie conventionnelle manuelle : Tsoli et al. (2014) obtiennent une erreur moyenne inférieure à 1,5 cm entre les circonférences extraites et les mesures réelles. Yan et al. (2020) obtiennent des résultats similaires avec une erreur moyenne absolue inférieure à 1,5 cm pour les circonférences de buste et de taille, et une erreur moyenne inférieure à 0,5 cm pour la circonférence du cou. L'utilisation de modèle surfacique moyen permet d'inférer les données manquantes lors de l'acquisition de scans 3D. Il s'agit également d'une méthode automatique et sans contact, ce qui est recherché dans ce projet de recherche.

Cependant, ces acquisitions de scans 3D et les méthodes de reconstruction 3D du corps humain entier et d'extraction des mesures anthropométriques sont réalisées dans un environnement contrôlé et sur corps entier (Tsoli et al., 2014; Wasenmuller et al., 2015; Yan et al., 2020). C'est-à-dire dans des environnements sans contraintes cliniques dans lesquels les paramètres et conditions d'acquisition sont ajustables : position standard du sujet (e.g. debout devant un arrière-plan de couleur uniforme), position et calibration des outils d'acquisition (e.g. scanners 3D, caméras), temps d'acquisition, contrôle de l'espace dans la salle d'acquisition afin d'éviter les occlusions qui peuvent obstruer les acquisitions, et contrôle d'autres paramètres de la salle comme la luminosité ou la température. Or, ces conditions expérimentales ne correspondent

pas à celles associées au contexte de ce projet de recherche (voir section 1.1.1). Ce type de dispositif ne peut donc pas fonctionner tel quel en milieu clinique.

Puisque le patient est couché, seules des données partielles peuvent être acquises. Des capteurs RGBD (e.g. Microsoft Kinect, Intel RealSense, Occipital Structure) ou des scanners 3D portatifs (e.g. Artec Spider) peuvent alors être utilisés afin d'acquérir des données partielles. Des travaux ont validé l'utilisation de telles technologies d'acquisition afin d'acquérir des scans 3D partiels du corps de patients en contexte clinique (Loegering et al., 2019; Tsumura et al., 2023). Loegering et al. (2019) ont d'ailleurs validé l'utilisation du capteur Occipital Structure afin d'acquérir un scan 3D de la partie antérieure du corps de patients brûlés allongés sur un lit.

Les modèles statistiques sont des méthodes de modélisation 3D du corps humain qui permettent d'ajuster la forme et la pose de modèles surfaciques moyens. Cependant ce type de modèle nécessite une grande base de données de bonne qualité (Cheng, Chen, Martin, Wu, & Song, 2018) et diversifiée (e.g. différents types de morphologie, d'ethnies, âge, taille, etc.) afin d'extraire des formes pouvant représenter la diversité des corps. Souvent une base de données ne représente pas la diversité des corps à travers le monde et se concentre sur une catégorie de population. Une base de données peut donc ne pas être représentative d'un autre échantillon de la population. Or, en contexte clinique, il est impossible de recueillir un grand lot de données afin d'adapter l'apprentissage des modèles statistiques selon la diversité des formes et des poses des patients grands brûlés.

Enfin, bien que l'ACP puisse être utilisée sur un lot de scans 3D afin d'extraire les composantes principales représentant l'espace de déformation d'un modèle surfacique moyen, elle permet seulement de caractériser les variations de forme du corps humain relatives à un lot de données. Contrairement à MakeHuman, les modèles statistiques ne donnent pas de moyens directs et intuitifs pour explorer les déformations selon des paramètres corporels bien définis tels que la taille, le poids, les masses graisseuses ou musculaires ou encore les mesures anthropométriques locales (Y. Yang et al., 2014). Ce point majeur est l'une des raisons pour lesquelles

MakeHuman est privilégié pour la personnalisation précise et intuitive des modèles surfaciques de corps humain entier (Desbois, 2019).

2.5 Méthodes d'évaluation et métriques

En contexte clinique de soins pour les grands brûlés, les méthodes de modélisation 3D du corps humain sont souvent évaluées en étudiant la précision de la BSA, des aires des surfaces corporelles par région ou du %TBSA (Parvizi et al., 2016; Benjamin et al., 2017; Retrouvey et al., 2018; Desbois et al., 2019; Meevassana et al., 2022). En clinique, il est compliqué d'avoir des valeurs de référence pour ces trois paramètres. Plusieurs méthodes sont donc utilisées dans la littérature afin de pouvoir évaluer ces paramètres et les comparer à des valeurs de référence : des formules anthropométriques permettent d'avoir accès au BSA (Du Bois & Du Bois, 1916; Gehan & George, 1970; Mosteller, 1987; Burton, 2008; Looney et al., 2020), des méthodes 2D permettent d'estimer les aires des surfaces corporelles ainsi que le %TBSA (Lund & Browder, 1944; Wallace, 1951; Rossiter et al., 1996; K. Y. Lee & Mooney, 2012; Yoon & Lee, 2016; Murari & Singh, 2019; Moore et al., 2024) tandis que des modèles surfaciques 3D peuvent être utilisés afin d'estimer la BSA, les aires des surfaces corporelles locales et le %TBSA (Dirnberger et al., 2004; Joo-Young & Jeong-Wha, 2005; Prieto et al., 2011; Yoon & Lee, 2016; Desbois et al., 2017; Cheah et al., 2018; Meevassana et al., 2022).

2.5.1 À partir de formules anthropométriques

Certaines formules anthropométriques sont couramment utilisées pour estimer la BSA (Looney et al., 2020). Les formules les plus souvent retrouvées en clinique sont la formule de Mosteller (Mosteller, 1987) (voir équation (2.6)), la formule de Du Bois et Du Bois (Du Bois & Du Bois, 1916) ainsi que les formules découlant de cette dernière (Gehan & George, 1970; Tikuisis, Meunier, & Jubenville, 2001; Burton, 2008; Looney et al., 2020) (voir équation (2.7)). Ce type de formules permet d'obtenir une estimation de la BSA à partir de la taille, du poids, et parfois du sexe (Tikuisis et al., 2001). Ces méthodes ont été validées en contexte clinique pour des individus de poids sain, en surpoids et même pour des sujets obèses (Vu, 2002; Verbraecken, Van de Heyning, De Backer, & Van Gaal, 2006).

$$BSA (m^2) = \sqrt{\frac{Height (cm) \times Weight (kg)}{3600}} \quad (2.6)$$

$$BSA (m^2) = C \times Weight^A \times Height^B \quad (2.7)$$

Avec A, B et C des constantes déterminées par les auteurs

Cependant, d'autres études ont montré que des variations étaient obtenues entre les différentes formules, notamment pour estimer la BSA d'individus ayant des formes corporelles singulières ou pour les enfants (Redlarski, Palkowski, & Krawczuk, 2016; Redlarski, Krawczuk, & Pałkowski, 2017). Les paramètres de ces formules sont obtenus en étudiant un échantillon d'une population donnée. Or, en appliquant ces formules à un échantillon non représenté dans les données d'étude, des différences non négligeables peuvent survenir pour estimer la BSA pouvant aller jusqu'à 0,5 m², même pour des sujets de formes corporelles communes. Dans le contexte clinique des grands brûlés, de telles variations auraient des conséquences dramatiques pour le patient (Klein et al., 2007; Desbois et al., 2017). Également, ces formules estiment seulement la BSA et ne permettent pas de calculer l'aire des surfaces locales comme des segments corporels, ni d'avoir accès directement au %TBSA.

2.5.2 À partir de méthodes cliniques 2D

Comme mentionné en section 1.2.2, trois méthodes cliniques (Lund & Browder, règle des neuf, méthode palmaire) sont officiellement utilisées pour estimer le %TBSA. Le schéma de Lund & Browder est souvent considéré comme la référence clinique pour estimer le %TBSA (Murari & Singh, 2019; American Burn Association, 2020). Ce schéma permet également d'obtenir le pourcentage de surfaces brûlées pour chaque segment corporel. Cependant il ne permet pas d'estimer la BSA ni les aires pour des surfaces locales. Certains auteurs utilisent alors des outils d'imagerie planimétrique 2D en appliquant des patchs de surfaces connues sur le corps d'un sujet sain ou d'un mannequin (Parvizi et al., 2016; Desbois et al., 2017). Cela permet de connaître précisément les aires locales des surfaces brûlées.

Hors contexte clinique de prise en charge des patients grands brûlés, une méthode traditionnelle mais fastidieuse est l'utilisation de biomatériaux tels que l'alginate (K. Y. Lee & Mooney, 2012; Yoon & Lee, 2016) afin d'estimer l'aire des surfaces de segments corporels. Des moules des parties corporelles sont conçus à partir de ces matériaux puis les différentes pièces composant le moule sont mises à plat afin de calculer l'aire des surfaces planes 2D. Cependant cette pratique est chronophage et ne peut pas être appliquée pour des patients grands brûlés pour lesquels ce type de contact est à proscrire.

Les formules anthropométriques ainsi que les méthodes 2D sont souvent retrouvées dans la littérature afin d'obtenir des valeurs de référence pour la BSA et le %TBSA. Cependant, ces méthodes ne permettent pas d'accéder à une représentation 3D du patient afin de calculer l'aire des surfaces de régions corporelles spécifiques. Pourtant, il a été prouvé que l'utilisation d'une représentation 3D personnalisée du patient améliore la précision de la BSA ainsi que la représentation des surfaces brûlées et le calcul du %TBSA afin d'améliorer l'état de santé du patient (Desbois et al., 2017; Cheah et al., 2018; Retrouvey et al., 2018).

2.5.3 À partir de modèles surfaciques 3D

Les modèles surfaciques personnalisés sont utilisés afin d'avoir une représentation 3D du corps humain et pour y calculer la BSA et les aires de segments corporels (Joo-Young & Jeong-Wha, 2005; Yoon & Lee, 2016; Desbois et al., 2017). Un modèle surfacique peut être représenté sous la forme d'un maillage ($\mathcal{M} = \{V, T\}$) composé de sommets ($V = \{v_i, 1 \leq i \leq N\}$ avec N le nombre total de sommet) formant des faces triangulaires ($T = \{t_j, 1 \leq j \leq O\}$ avec O le nombre total de triangle). La formule de Heron est utilisée dans la littérature afin de calculer la BSA d'un maillage 3D (Khongma et al., 2014; Desbois et al., 2017). La BSA est calculée en sommant l'aire de chaque triangle S_{T_j} formant le maillage (2.8), avec $S_{\mathcal{M}}$ l'aire de la surface totale du maillage, j l'indice du triangle et O le nombre total de triangles. L'aire de chaque triangle est obtenue en utilisant la formule de Heron (2.9) à partir des coordonnées des trois sommets v_1 , v_2 et v_3 formant chaque triangle. $A_{T_{j-v_1v_2}}$, $B_{T_{j-v_1v_3}}$ et $C_{T_{j-v_2v_3}}$ sont les longueurs

des trois côtés du triangle T_j et sont utilisées pour calculer le demi-périmètre P_{T_j} du triangle (2.10). L'aire des segments corporels est quant à elle calculée en sommant l'aire d'un sous-ensemble de triangles du maillage.

$$S_{\mathcal{M}} = \sum_{j=1}^O S_{T_j} \quad (2.8)$$

$$S_{T_j} = \sqrt{P_{T_j} (P_{T_j} - A_{T_{j-v1v2}}) (P_{T_j} - B_{T_{j-v1v3}}) (P_{T_j} - C_{T_{j-v2v3}})} \quad (2.9)$$

$$P_{T_j} = \frac{(A_{T_{j-v1v2}} + B_{T_{j-v1v3}} + C_{T_{j-v2v3}})}{2} \quad (2.10)$$

2.5.4 Évaluation de la précision de l'aire des surfaces saines et brûlées

Dans la littérature, les surfaces corporelles sont souvent évaluées en comparant l'aire des surfaces estimées par rapport aux surfaces de référence. Les références sont définies selon le contexte et le niveau de précision recherché (e.g. formules anthropométriques, moule d'alginat, scans 3D). Pour l'évaluation de la BSA, des scans 3D corps entier acquis par scanners optiques peuvent servir de référence. Ils permettent de générer des maillages ayant des BSA précis avec un pourcentage d'erreur en-dessous de 1 % (Yu, Lin, & Yang, 2010). Les BSA de ces scans 3D sont souvent considérés comme les valeurs de référence pour étudier d'autres méthodes d'estimation de la BSA.

L'évaluation de la précision du %TBSA est également effectuée en comparant les valeurs estimées selon une méthode donnée avec les valeurs considérées comme la référence. Dans ce contexte clinique, il est difficile d'avoir une valeur réelle du %TBSA. Souvent, ce sont les méthodes cliniques comme le schéma de Lund & Browder qui sont considérées comme la référence pour évaluer les %TBSA estimés selon une nouvelle méthode (Barnes et al., 2015; Benjamin et al., 2017; Desbois et al., 2017; Cheah et al., 2018; Retrouvey et al., 2018; Chong

et al., 2020). L'évaluation entre les valeurs estimées et les valeurs de références peut être menée en utilisant différentes métriques.

2.5.5 Métriques

L'utilisation de métriques d'évaluation permet de déterminer la performance (i.e. précision et puissance prédictive) d'une méthode par rapport à une méthode de référence. Pour évaluer la précision globale (BSA), la précision locale (aires des région corporelle), ou la précision du %TBSA estimé, les métriques les plus souvent retrouvées dans la littérature sont :

- Le pourcentage d'erreur (Parvizi et al., 2016; Benjamin et al., 2017; Desbois et al., 2019; Meevassana et al., 2022) mesure l'écart en pourcentage entre une valeur estimée ou prédite (y_i) par rapport à la valeur réelle ou de référence ($\hat{y}_i$). Cette erreur relative est signée et permet de déterminer une augmentation (valeur positive) ou une diminution (valeur négative) entre les valeurs estimées et de référence.

$$\%erreur (\%) = \frac{y_i - \hat{y}_i}{\hat{y}_i} \times 100 \quad (2.11)$$

- L'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE - *Mean Absolute Percentage Error*) (Desbois et al., 2019) est également une erreur relative. Elle fait une moyenne des pourcentages d'erreur observés sur la taille de l'échantillon (n) entre les valeurs estimées et de référence.

$$MAPE (\%) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{\hat{y}_i} \right| \times 100 \quad (2.12)$$

- L'erreur moyenne absolue (MAE – *Mean Absolute Error*) (N. T. Liu et al., 2018; Desbois et al., 2019) exprimé en m^2 donne des informations sur l'écart absolu entre les valeurs estimées et les valeurs de référence sans tenir compte du signe, positif ou négatif, de la valeur.

$$MAE (m^2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2.13)$$

- La racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) (N. T. Liu et al., 2018; Desbois et al., 2019) permet de quantifier l'ampleur de la différence entre les valeurs estimées et de référence. La racine carrée permet notamment de mettre en avant les valeurs aberrantes, ce qui rend cette métrique particulièrement utile lorsqu'on souhaite minimiser les grandes variabilités entre les valeurs estimées et prédites.

$$RMSE (m^2) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2.14)$$

Les pourcentages d'erreur, MAPE, MAE et RMSE sont des erreurs. Par conséquent on souhaite minimiser ces erreurs pour améliorer les performances de méthodes étudiées. Plus leurs valeurs sont proches de 0, plus les méthodes étudiées ont des valeurs proches des valeurs de référence.

Le coefficient de détermination peut aussi être utilisé pour comparer plusieurs méthodes ou pour évaluer un modèle statistique prédictif (e.g. régression) :

- Coefficient de détermination (R^2) (N. T. Liu et al., 2018; Desbois et al., 2019) avec $\bar{y}_i$ la moyenne des valeurs.

$$R^2 = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}\right) \quad (2.15)$$

Le R^2 permet d'évaluer la performance d'un modèle ou d'une méthode en déterminant sa puissance de prédiction. Plus sa valeur est proche de 1, plus la variance des valeurs estimées peut être expliquée grâce aux variables prédictives ou à la méthode employée.

2.6 Lots de données

Dans la littérature, de nombreux lots de données existent et sont souvent utilisés pour développer et évaluer des méthodes paramétriques statistiques pour la modélisation 3D du corps humain ou pour entraîner des modèles statistiques (e.g. régressions) des algorithmes d'apprentissage automatique (e.g. réseaux de neurones) d'extraction et/ou d'estimation des mesures anthropométriques. Les données les plus fréquemment retrouvées pour ces applications sont des lots de données 3D et anthropométriques (Robinette, Daanen, & Paquet, 1999; Claire C. Gordon et al., 2014; Y. Yang et al., 2014; Bogo, Romero, Loper, & Black, 2014; Desbois et al., 2019). Ces lots de données contiennent principalement des données réelles, collectées auprès d'un certain nombre de sujets, mais peuvent également être synthétiques et générés pour un contexte particulier (e.g. environnement clinique).

2.6.1 Lots de scans 3D et données anthropométriques

Cette section décrit les principaux lots de données utilisés pour l'extraction de mesures anthropométriques à partir de scans 3D. Certains lots de données, les plus couramment utilisés, contiennent des données réelles, combinant des scans 3D avec les mesures anthropométriques associées, issues de sujets humains :

- **CAESAR** (*Civilian American and European Surface Anthropometry Resource*) (Robinette et al., 1999; SAE International, 2017) : ce lot de données contient 4 450 scans 3D de haute résolution de sujets provenant des États-Unis, du Canada, des Pays-Bas, et d'Italie, ainsi qu'un large éventail de mesures anthropométriques. Ce grand lot de données inclut des sujets issus de la diversité, c'est-à-dire des sujets masculins et féminins de différentes origines ethniques et d'âges différents. Ces données sont commercialisées et l'accès aux données 3D et aux mesures anthropométriques coûte environ 20 000 CAD.
- **ANSUR II** (Claire C. Gordon et al., 2014) : ce lot de données contient des scans 3D de 4 082 sujets masculins et 1 986 sujets féminins, membres du personnel de l'armée des États-Unis, ainsi que 93 mesures anthropométriques pour chaque sujet. Cependant,

seules les mesures anthropométriques peuvent être utilisées, les scans 3D n'étant pas accessibles au public. De plus, les données d'ANSUR II sont représentatives d'une population militaire et ne sont donc pas représentatives de la population civile.

- SizeUSA ([TC]² Labs) : ce lot de données contient 10 000 scans 3D et 200 mesures anthropométriques de sujets féminins et masculins et d'ethnies différentes (caucasien, latino-américain, afro-américain), provenant de la population civile des États-Unis. Ces données sont commercialisées.
- Desbois-8 (Desbois et al., 2019) : ce lot de données, acquis et accessible dans notre laboratoire, le LIO, contient huit scans 3D de sujets féminins et masculins, principalement caucasiens, avec leurs données anthropométriques (sexe, âge, taille, poids, type de morphologie, 20 mesures anthropométriques).

D'autres lots de données contiennent seulement des scans 3D de sujets humains :

- SPRING (Y. Yang et al., 2014) : ce lot de données contient 3 048 scans 3D de sujets séparés en sujets féminins (N = 1 531) et masculins (N = 1 517) d'origines ethniques différentes. Ces données sont libres d'accès et gratuites.
- FAUST (Bogo et al., 2014) : ce lot de données contient les scans 3D de dix sujets féminins et masculins, essentiellement d'origine caucasienne. Les données sont libres d'accès et gratuites.

Selon les applications souhaitées, les recherches menées ainsi que les contraintes (e.g. fonds financiers disponibles, type de données requis), certains lots de données sont donc utilisés. Dans d'autres cas, des lots de données synthétiques sont créés. On peut citer par exemple le lot de données Desbois-50 000 (Desbois et al., 2019). Ce lot de données s'appuie sur les données démographiques connues afin de générer un échantillon représentatif de la population canadienne généré via MakeHuman. Il contient les modèles surfaciques de 50 000 sujets fictifs, et leurs mesures anthropométriques associées (i.e. les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman).

2.7 Conclusion de la revue

Les outils et méthodes de modélisation 3D du corps humain entier développés au cours des 20 dernières années permettent de générer des modèles surfaciques personnalisés à partir de différents types de données : des données 1D telles que des données démographiques et anthropométriques globales (sexe, âge, taille, poids, IMC et type de morphologie) et des mesures anthropométriques locales, des données 2D telles que des images RGB, ou encore des données 3D telles que des scans 3D. Dans ce projet, nous souhaitons répondre au besoin clinique d'obtenir des %TBSA les plus précis possible avec un pourcentage d'erreur de la BSA inférieur à 5 %. Il est donc nécessaire de générer des représentations 3D personnalisées et précises de l'enveloppe corporelle du corps humain pour l'estimation des surfaces totales, brûlées et du %TBSA, tout en prenant en compte les contraintes du contexte clinique de soins aux grands brûlés (voir section 1.1.1).

Des méthodes de sélection et de déformations rigides par l'utilisation de mises à l'échelle uniformes de modèles surfaciques génériques (e.g. BAI, BurnCase 3D, 3D PED BURN) ont été développées dans le contexte de soins aux grands brûlés (Dirnberger et al., 2004; Prieto et al., 2011; Cheah et al., 2018; Meevassana et al., 2022), cependant, malgré leur simplicité d'utilisation en clinique, leur précision est limitée et ne permet pas de personnaliser les formes locales du modèle surfacique, c'est-à-dire des régions anatomiques spécifiques. Or, la personnalisation de régions corporelles spécifiques est importante afin de pouvoir obtenir une BSA et des surfaces corporelles locales précises, notamment pour les sujets en obésité ou ayant des caractéristiques morphologiques impactant significativement la surface corporelle locale (Hidvegi et al., 2004; Desbois et al., 2017; Michael Giretzlehner et al., 2021). Le %TBSA est en effet influencé par la BSA et les surfaces corporelles locales qui sont elles-mêmes influencées par la morphologie ainsi que la répartition des masses graisseuses et de la peau sur le corps (Neaman et al., 2011; Desbois et al., 2017; Mance et al., 2020), ce qui est particulièrement important pour les sujets obèses (Borhani-Khomani et al., 2017).

La méthode de Desbois (Desbois et al., 2019), avec l'utilisation de MakeHuman (Bastioni et al., 2008), a été développée dans le même contexte clinique et la même problématique que ceux de ce projet de recherche. Cette méthode apporte une solution au manque de précision des régions corporelles locales en utilisant des paramètres démographiques et anthropométriques globaux (i.e. sexe, âge, taille, poids, type de morphologie) mais également locaux (i.e. circonférences de cou, de buste et de taille) pour générer des modèles surfaciques personnalisés. Ces paramètres locaux ont donc pour but de déformer des régions corporelles spécifiques pour personnaliser le modèle surfacique. L'utilisation des paramètres locaux permet à MakeHuman d'aller chercher une excellente précision de la BSA (i.e. pourcentage d'erreur de 1 %) en utilisant l'ensemble de ses 20 mesures anthropométriques, en plus des paramètres globaux (Desbois, 2019). Cependant, la prise de mesures manuelle nécessite des contacts avec le patient, ce qui est à éviter en clinique en dehors des actes médicaux, en plus d'être chronophage et de manquer de précision (Ulijaszek & Kerr, 1999; Verweij et al., 2013; Scafoglieri et al., 2014; Dahiya et al., 2017; Desbois et al., 2019).

Pour répondre à cette contrainte, des méthodes numériques sans contact avec le sujet ont été développées afin d'extraire des mesures anthropométriques à partir de scans 3D (Tsoli et al., 2014; Wasenmuller et al., 2015; Yan et al., 2020; Kaashki et al., 2021). Cependant, la problématique des données disponibles et qui peuvent être acquises dans le contexte clinique des soins aux grands brûlés est un enjeu majeur dans ce projet. D'autres méthodes de modélisation 3D du corps humain, des méthodes statistiques, ont été développées (Allen et al., 2003; Angelov et al., 2005; Loper et al., 2015; Osman et al., 2020) mais le manque de données représentatives des patients grands brûlés, telles que des scans 3D corps entier, ne permet pas non plus d'utiliser ces méthodes statistiques dans ce contexte. Toutefois, bien que l'utilisation de scanner 3D corps entier (Tikuisis et al., 2001; Yu et al., 2010; Redlarski et al., 2017; Ashby-Thompson et al., 2020) soit impossible auprès des patients grands brûlés, il est cependant possible d'acquérir des données partielles telles que des scans 3D d'une région corporelle (Loefering et al., 2019) pour reconstruire le corps en entier.

Pour conclure, il est donc important d'apporter à la communauté clinique une méthode de modélisation 3D de l'enveloppe corporelle du patient permettant d'obtenir une BSA et des

surfaces corporelles précises afin de calculer précisément le %TBSA et le volume des fluides de Parkland à apporter au patient, ce qui fait l'objet de cette thèse.

CHAPITRE 3

PROBLÉMATIQUE, ET OBJECTIFS DE RECHERCHE

3.1 Problématique et exigences cliniques

Le contexte clinique de soins aux grands brûlés nécessite une estimation la plus précise possible du %TBSA afin d'adapter les soins à l'état de santé des patients. Cela exige une bonne précision de la forme de la représentation en 3D du corps des patients et de l'estimation des surfaces corporelles totales et locales afin d'estimer précisément le %TBSA (Desbois, 2019; Michael Giretzlehner et al., 2021). Les modèles surfaciques des patients doivent donc être précis avec une erreur de BSA inférieure à $0,1 \text{ m}^2$, limite au-delà de laquelle l'erreur de BSA impacte significativement le %TBSA, le volume de fluides à apporter au patient ainsi que les soins à prévoir (Klein et al., 2007; Desbois et al., 2017). Or, dans la littérature, il existe, d'une part, des méthodes de modélisation 3D adaptées au contexte clinique mais qui ne permettent pas de personnaliser suffisamment les modèles surfaciques, notamment au niveau des formes locales des régions anatomiques et, d'autre part, des méthodes de reconstruction 3D précises mais qui nécessitent des scans 3D du corps entier ou des prises de mesures manuelles qui requièrent des contacts avec le patient.

L'enjeu de ce projet de recherche est de développer des processus de modélisation 3D de corps humain entier respectant les contraintes et exigences cliniques tout en générant des modèles surfaciques personnalisés de forme globale et de formes des régions corporelles locales précises. Le but est donc de développer des méthodes de construction de modèles surfaciques personnalisés ayant une précision de l'aire du corps entier (i.e. BSA) et des aires des surfaces des régions corporelles locales (i.e. tête, torse, bras, jambe) qui réponde au besoin clinique. La précision et le respect des contraintes cliniques permettrait alors de mieux évaluer l'état de santé des patients grands brûlés afin d'optimiser leur prise en charge, de diminuer les risques de complications médicales, de séquelles, voire de décès. Les exigences et contraintes cliniques

rattachées à cette problématique de recherche ont été définies après discussion avec l'équipe clinique de l'UGB :

Exigence 1 : Les méthodes développées doivent être sans contact avec le patient et sans prise de mesure manuelle.

Exigence 2 : Les méthodes développées doivent utiliser des données déjà accessibles ou facilement accessibles en clinique.

Exigence 3 : Les méthodes développées doivent être précises :

- Le pourcentage d'erreur d'estimation de la BSA, représentant la précision de la forme corporelle globale des modèles surfaciques personnalisés, doit être inférieur à 5 %, une erreur de 0,1 m² correspondant à environ 6 % d'erreur pour des sujets masculins et féminins.
- Le pourcentage d'erreur d'estimation du %TBSA doit être inférieur à 10 %, ce qui correspond à une erreur absolue de 5 points de pourcentage pour un %TBSA de 50 %.

3.2 Hypothèses et objectifs

Les modèles surfaciques 3D générés via MakeHuman ont déjà la précision recherchée en clinique et ont été validés. Cependant cet outil de modélisation 3D nécessite des données démographiques et anthropométriques extraites du patient afin d'obtenir une personnalisation précise. Deux hypothèses sont alors posées. La première est qu'il est possible d'obtenir la précision recherchée en clinique pour la BSA mais également pour les régions corporelles locales en personnalisant le modèle surfacique avec seulement des paramètres globaux accessibles en clinique. La deuxième hypothèse est que, puisque les mesures anthropométriques améliorent la précision de la surface globale et des surfaces des régions corporelles des modèles surfaciques, il est possible de récupérer les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman à l'aide d'un scan 3D partiel du corps, sans contact avec celui-ci, et de méthodes statistiques de régression.

L'objectif principal de ce projet de recherche est de développer et valider des méthodes de création de modèles surfaciques personnalisés du corps humain entier, avec BSA, surfaces locales et %TBSA précis respectant les exigences et contraintes cliniques. Les objectifs spécifiques sont de :

Objectif 1 : Évaluer la performance de la méthode de Desbois, c'est-à-dire la précision du %TBSA estimé. En effet, la précision de la BSA et de la morphologie des modèles surfaciques générés avec la méthode de Desbois a déjà été validée (Desbois et al., 2019) mais la précision du %TBSA n'a pas été étudiée. La méthode de Desbois est choisie puisqu'elle a été développée dans le même contexte clinique que ce projet de recherche et elle utilise le modèle MakeHuman pour la création de modèles surfaciques personnalisés en contexte clinique.

Objectif 2 : Développer des méthodes de modélisation 3D personnalisées du corps humain qui ne nécessitent aucun contact avec le patient et qui utilisent des données déjà accessibles en clinique (e.g. sexe, âge, taille, poids) ou facilement accessibles (e.g. scan 3D partiel).

Objectif 3 : Développer des méthodes de modélisation 3D permettant de personnaliser les régions corporelles locales des modèles surfaciques.

Objectif 4 : Évaluer la précision de la forme globale des modèles surfaciques (i.e. BSA) et des formes locales des régions corporelles du modèle surfacique (i.e. aire des régions anatomiques et %TBSA), et comparer la précision des BSA, aires des régions corporelles locales et %TBSA avec les résultats des méthodes cliniques actuelles et ceux de la méthode de Desbois.

Afin de répondre à ces objectifs tout en respectant les contraintes et exigences cliniques, ce projet de thèse apporte plusieurs contributions.

3.3 Contributions

La contribution générale de ce projet de recherche est de développer deux méthodes de modélisation 3D du corps humain entier (i.e. méthodes STAP et S3D) permettant de générer des modèles surfaciques avec une forme globale et des formes des régions anatomiques personnalisées et précises. La méthode STAP permet, grâce au développement d'un modèle statistique (i.e. modèle statistique de composition corporelle), de générer des modèles surfaciques personnalisés à partir de données déjà accessibles en clinique (i.e. sexe, âge, taille, poids). La méthode S3D est une extension de la méthode STAP et permet, à partir d'un scan 3D partiel du corps, de personnaliser les formes des régions corporelles des modèles surfaciques avec des mesures anthropométriques.

Ce projet est effectué en collaboration avec l'Unité des Grands Brûlés du CHU de Montréal, un centre spécialisé pour les soins aux patients grands brûlés adultes. Cette collaboration permet d'identifier et de répondre correctement aux besoins cliniques, d'impliquer les cliniciens dans le processus de développement de nouvelles méthodes numériques, et d'évaluer ces méthodes en contexte clinique afin de favoriser leur adoption dans le système de soin dédié aux grands brûlés. Ainsi, les méthodes développées dans ce projet se concentrent sur la modélisation 3D de corps humains adultes. La méthodologie des travaux réalisés est présentée au CHAPITRE 4. Elle détaille les processus de conception et développement des méthodes STAP et S3D.

CHAPITRE 4

MÉTHODOLOGIE : DÉVELOPPEMENT DES MÉTHODES DE CRÉATION DE MODÈLES SURFACIQUES SANS CONTACT

Ce chapitre décrit les méthodes et données employées afin de développer les approches proposées, applicables en contexte clinique de soins aux grands brûlés. Afin de répondre aux besoins d'estimation précise des aires des surfaces corporelles totales avec des méthodes sans contact et à partir de données accessibles en clinique, deux méthodes de modélisation 3D complémentaires sont développées. La première méthode (i.e. méthode STAP) peut être utilisée seule, tandis que la seconde (i.e. méthode S3D) est une extension de la première méthode afin d'améliorer la personnalisation des régions corporelles des modèles surfaciques. Ces deux méthodes diffèrent par les données d'entrée requises et par le niveau de précision des modèles surfaciques générés, notamment au niveau des régions corporelles locales. Ce projet de recherche s'est inspiré d'approches de la littérature présentées au CHAPITRE 2 afin de développer et proposer de nouvelles solutions adaptées au contexte clinique. Le diagramme en Figure 4.1 illustre le processus clinique de prise en charge d'un patient grand brûlé en intégrant les méthodes STAP et S3D ainsi que les données nécessaires pour le calcul précis du %TBSA et du volume des fluides de Parkland à administrer au patient. Il est à noter que l'apport en fluides physiologique déterminé avec la formule de Parkland (voir équation (1.2)) est réalisé par les cliniciens au sein des centres spécialisés ou non spécialisés. Les premiers répondants n'administrent pas de fluides physiologiques. Leur rôle est de stabiliser le patient pour assurer sa survie jusqu'à son transfert dans un centre spécialisé ou non.

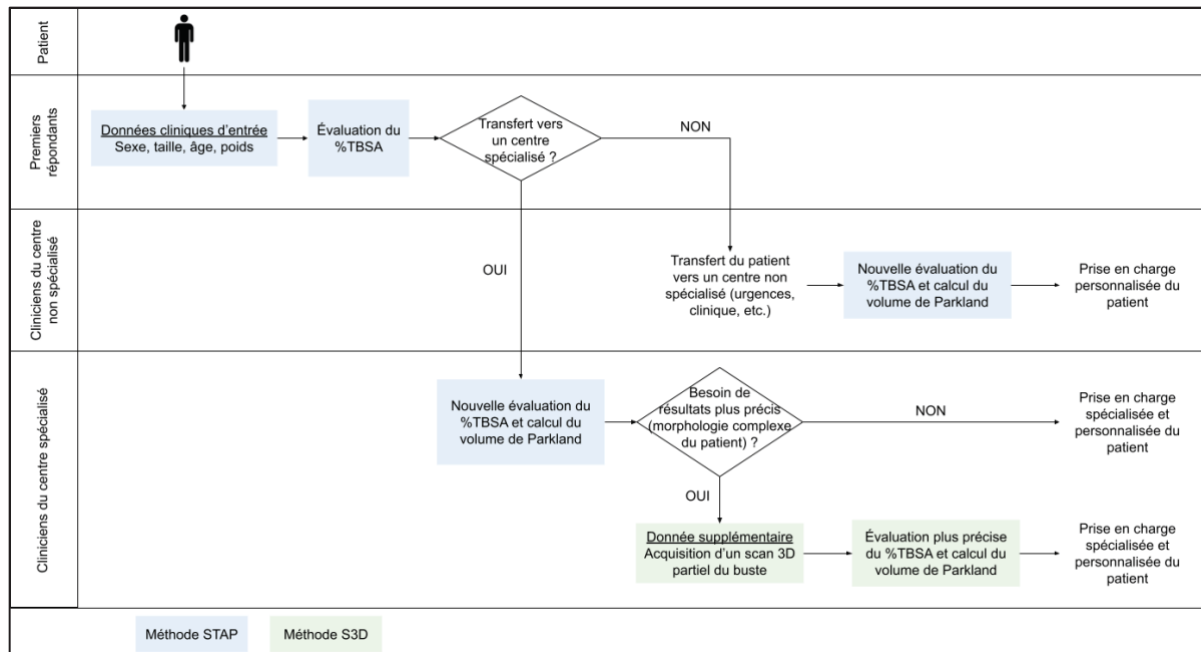


Figure 4.1 Diagramme du processus de prise en charge de patients grands brûlés par les différents intervenants médicaux et intégration des méthodes STAP et S3D et des données d'entrée nécessaires afin d'évaluer précisément le %TBSA et le volume des fluides de Parkland à apporter au patient

Les deux méthodes proposées utilisent le modèle de MakeHuman (voir section 2.2) afin de générer des modèles surfaciques personnalisés. MakeHuman est le cœur des deux méthodes. Ces deux méthodes, STAP et S3D agissent donc comme des intermédiaires entre le contexte clinique, les données cliniques et le modèle MakeHuman (voir Figure 4.2) afin de générer des modèles surfaciques personnalisés dans le contexte clinique spécifique et complexe de soins aux grands brûlés.

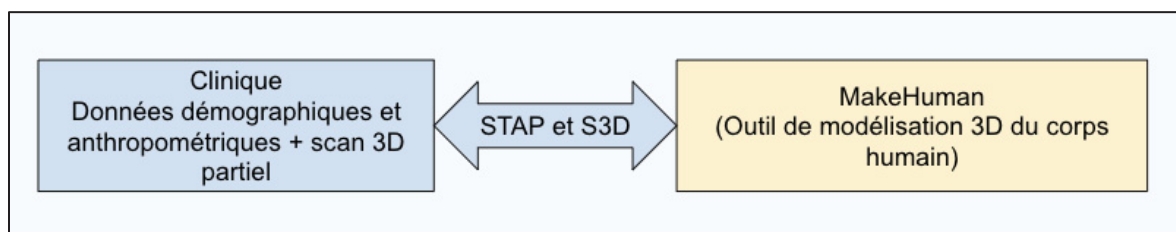


Figure 4.2 Illustration des interactions entre le contexte clinique et le modèle MakeHuman avec l'apport des méthodes STAP et S3D pour les faire communiquer et générer des modèles surfaciques personnalisés du corps humain entier

Méthode STAP (Sexe, Taille, Âge, Poids)

Cette première méthode utilise les données démographiques et anthropométriques globales du sujet, le sexe, la taille, le poids et l'âge, afin de générer un modèle surfacique personnalisé du corps du patient brûlé à partir de l'outil de modélisation 3D MakeHuman. Un modèle statistique proposé, appelé le **modèle statistique de composition corporelle** (voir section 4.1.1), estime les paramètres de composition corporelle (masse grasseuse et masse musculaire) à partir de l'IMC calculé à partir du poids et de la taille. L'utilisation des paramètres continus de MakeHuman, les ratios de poids et de muscle, permettent de représenter la composition corporelle du patient et ainsi d'obtenir une représentation continue de sa morphologie (voir Figure 2.4). La représentation d'un corps en obésité étant limitée en utilisant seulement les ratios de poids et de muscle, un troisième type de paramètre, les paramètres micro, sont ajoutés au modèle statistique pour pouvoir représenter des morphologies en obésité, voire en obésité morbide (voir Figure 2.5). Cette personnalisation permet alors d'améliorer la représentation de la répartition des masses grasseuses locales. La méthode STAP peut être utilisée seule pour générer un modèle surfacique personnalisé. Cependant, pour des corps ayant des caractéristiques corporelles particulières ou de morphologie complexe (e.g. obésité morbide, obésité abdominale, sujet féminin à forte poitrine), l'évaluateur peut personnaliser des régions corporelles spécifiques locales du modèle surfacique en appliquant la méthode S3D.

Méthode S3D (Scan 3D)

Cette deuxième méthode fait suite à la méthode STAP. Elle requiert cependant l'acquisition d'un scan 3D partiel du buste du sujet sur lequel sont extraites quatre mesures anthropométriques. Puis un deuxième modèle statistique proposé, appelé le **modèle statistique anthropométrique** (voir section 4.2.3), infère l'ensemble des dimensions corporelles de MakeHuman (i.e. 20 mesures) à partir de ce petit lot de mesures extraites. La méthode S3D prend donc en entrée le modèle surfacique généré par la méthode STAP et ajuste les régions anatomiques à partir de mesures anthropométriques localisées au niveau de ces régions.

Ce chapitre est composé de deux sections principales. La section 4.1 décrit la première méthode de personnalisation des modèles surfaciques. La section 4.2 décrit la deuxième méthode, une extension de la première méthode, pour la personnalisation des régions corporelles des modèles surfaciques.

4.1 Méthode STAP

Cette section décrit la méthode STAP. L'objectif de cette première méthode est de générer des modèles surfaciques à partir de données déjà accessibles en clinique : l'âge, le sexe, la taille, le poids. L'IMC est calculé à partir du poids et de la taille (voir équation (2.2)) et est utilisé pour inférer, via un modèle statistique (i.e. modèle statistique de composition corporelle), les ratios de poids et de muscle ainsi que les paramètres micro pour les sujets en obésité. Sous forme mathématique, le modèle MakeHuman pour générer le modèle surfacique via la méthode STAP est défini par l'équation (4.1), avec l'âge (A), le sexe (S), la taille (T), le ratio de poids (RP), le ratio de muscle (RM), et la valeur des paramètres micro (μ). Le processus complet de la méthode STAP est illustré en Figure 4.3.

$$\mathcal{M} = f(A, S, T, RP(S, IMC), RM(S, IMC), \mu(S, IMC)) \quad (4.1)$$

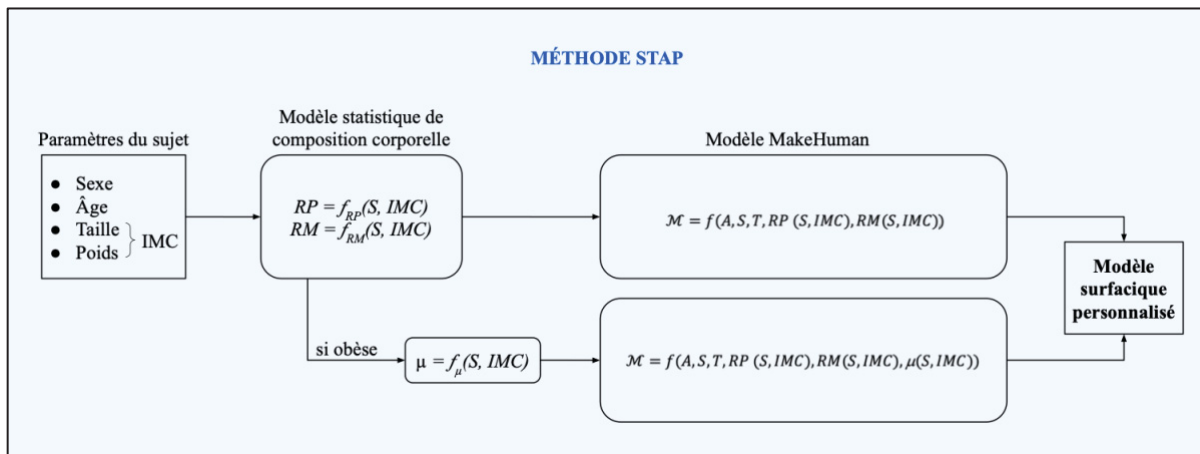


Figure 4.3 Description de la méthode STAP pour la création de modèles surfaciques personnalisés à partir de paramètres démographiques et anthropométriques globaux

4.1.1 Modèle statistique de composition corporelle

Le modèle statistique de composition corporelle utilise l'IMC sous forme de valeur continue afin d'inférer les valeurs des ratios de poids et de muscle selon le sexe. Contrairement à la méthode de Desbois qui utilise un système de classification pour le type de morphologie (i.e. sous-poids, sain, surpoids, obésité), le modèle statistique de composition corporelle permet d'obtenir une représentation continue de la composition corporelle et donc de la morphologie. Également, la séparation des données selon le sexe permet de personnaliser le modèle statistique selon les spécificités corporelles observées chez les sujets féminins et les sujets masculins (e.g. répartition des masses graisseuses dans des régions corporelles différentes). Le modèle statistique de composition corporelle est composé au total de six équations (Tableau 4.1). Afin d'estimer les ratios de poids, de muscle et la valeur des paramètres micro, utilisés en entrée de MakeHuman pour générer le modèle surfacique personnalisé du sujet, selon le sexe et l'IMC, il faut définir le type de fonction de chacune des six fonctions $f_{RP}(F, IMC)$, $f_{RM}(F, IMC)$, $f_{\mu}(F, IMC)$, $f_{RP}(M, IMC)$, $f_{RM}(M, IMC)$, $f_{\mu}(M, IMC)$, et leurs coefficients selon le sexe, avec F et M, représentant les sujets féminins et masculins respectivement, et RP, RM et μ , les ratios de poids, de muscle et les paramètres micro.

Tableau 4.1 Résumé des six équations composant le modèle statistique de composition corporelle, F correspondant au sexe de sujets féminins et M, au sexe de sujets masculins

	Ratio de poids	Ratio de muscle	Paramètres micro
Sujets féminins	$RP_F = f_{RP}(F, IMC)$	$RM_F = f_{RM}(F, IMC)$	$\mu_F = f_{\mu}(F, IMC)$
Sujets masculins	$RP_M = f_{RP}(M, IMC)$	$RM_M = f_{RM}(M, IMC)$	$\mu_M = f_{\mu}(M, IMC)$

4.1.1.1 Données pour construire le modèle statistique de composition corporelle

Le lot de données SPRING (voir section 2.6.1) est utilisé pour la création du modèle statistique. Les données anthropométriques associées à chaque scan 3D sont extraites : taille, poids, BSA.

Les autres paramètres sont fixés par défaut à 40 ans pour l'âge et la valeur standard de MakeHuman pour l'ethnie (1/3 africain, 1/3 asiatique, 1/3 caucasien). Un script (bibliothèque Open3D (Zhou, Park, & Koltun, 2018), version 0.11.2) lit les 3 048 scans 3D successivement. La taille est extraite à partir des dimensions de la boîte englobante contenant le maillage 3D complet. La BSA est obtenue en sommant les aires de tous les triangles formant le maillage (voir équation (2.8) en section 2.5.3). Enfin, connaissant la taille et la BSA, le poids est calculé à partir de la formule anthropométrique de Mosteller (voir équation (2.6)). Les informations relatives aux sujets féminins et masculins du lot de données SPRING sont résumées respectivement dans la première et la deuxième ligne du Tableau 4.2.

Tableau 4.2 Description du lot de données SPRING utilisé pour développer le modèle statistique de composition corporelle de la méthode STAP

		Taille moyenne (cm) (σ)	BSA moyenne (m ²) (σ)	Poids moyen (kg) (σ)	IMC moyen (σ)
Lot de données SPRING	Sujets féminins (N = 1 531)	163 (7)	1,65 (0,20)	60 (14)	22,5 (4,8)
	Sujets masculins (N = 1 517)	177 (8)	1,88 (0,19)	72 (13)	23,1 (3,6)

4.1.1.2 Estimation des coefficients des équations pour les ratios de poids et de muscle

Cette section détaille le processus pour obtenir les équations et leurs coefficients pour estimer les ratios de poids et de muscle selon le sexe et l'IMC. Dans un premier temps l'IMC des 3 048 sujets SPRING est calculé à partir de leur taille et de leur poids (voir équation (2.2)). Pour chaque sujet, on souhaite attribuer une valeur de ratio de poids et une valeur de ratio de muscle

afin d'obtenir le modèle surfacique avec la forme la plus proche de celle du scan 3D. Pour un sujet S_i , un couple de ratio [ratio de poids, ratio de muscle] est déterminé selon trois phases :

- Phase 1 : Pour le sujet S_i , 231 modèles surfaciques sont générés via un script utilisant le modèle de MakeHuman en faisant varier les valeurs de ratio de poids de 0 à 1 avec un pas de 0,05 ($N_P = 21$) et les valeurs de ratio de muscle de 0 à 0,5 avec un pas de 0,05 ($N_M = 11$). La Figure 4.4 illustre les variations corporelles observées pour les 21 modèles surfaciques générés pour un sujet masculin pour le ratio de muscle fixé à 0 et le ratio de poids variant entre 0 et 1. Le pas de 0,05 est choisi puisqu'il permet d'observer des différences corporelles d'un modèle surfacique à l'autre. Cette étude se concentre sur la répartition des masses graisseuses puisqu'elle influence grandement la représentation des modèles surfaciques (voir Figure 4.4). C'est pourquoi le ratio de muscle ne varie que de 0 à 0,5 ce qui est suffisant pour représenter la surface corporelle d'une grande variété de morphologie, incluant les morphologies musclées (i.e. mésomorphe).

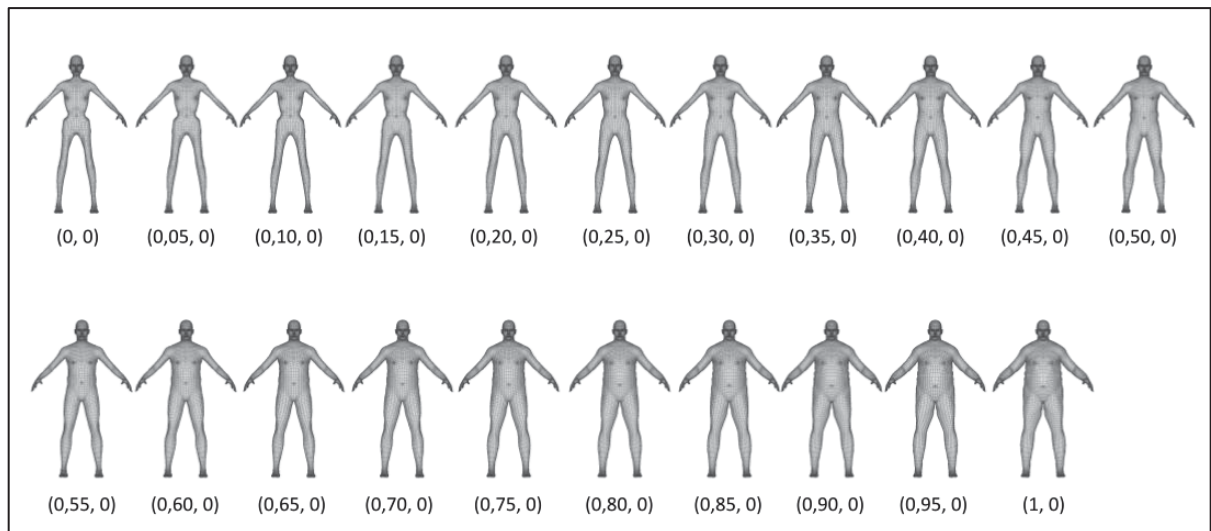


Figure 4.4 Exemple des 21 modèles surfaciques générés pour le sujet masculin S0002 et leur couple de ratios [ratio de poids, ratio de muscle], avec le ratio de muscle fixé à 0 et le ratio de poids variant entre 0 et 1

- Phase 2 : Le nombre de modèles surfaciques du sujet S_i est ensuite réduit. Pour chaque valeur de ratio de muscle ($N_M = 11$), une seule valeur de ratio de poids est conservée ($N_P = 1$) : celle donnant un modèle surfacique dont la BSA est le plus proche de celui du sujet S_i . Parmi les 11 modèles surfaciques restants, un deuxième tri est effectué pour retirer les modèles dont la BSA est trop éloigné de celui du scan 3D ($|BSA_{scan} - BSA_{estimé}| < 0.04 \text{ m}^2$). Le seuil est fixé à 0.04 m^2 car il s'agit de la valeur jusqu'à laquelle une différence observée de BSA n'est pas significative (Looney et al., 2020).
- Phase 3 : À cette phase, il reste entre 0 et 11 modèles surfaciques ayant un BSA proche de celui du sujet S_i . Pour ne garder qu'un seul modèle et son couple [ratio de poids, ratio de muscle], une sélection est effectuée. Les ratios de muscle restants sont rangés par ordre croissant avec leur ratio de poids associé. Puis la médiane des ratios de muscle est sélectionnée afin d'enlever l'influence des valeurs extrêmes. Finalement, chaque scan 3D a donc un modèle surfacique associé avec son couple [ratio de poids, ratio de muscle] ($N_M = 1$ et $N_P = 1$). Dans le cas où au début de cette phase aucun modèle surfacique n'a été conservé, cela signifie que la BSA des modèles surfaciques était trop éloignée de la BSA du sujet S_i . En effet, bien que MakeHuman couvre un large éventail de morphologie en allant du sous-poids jusqu'au surpoids, pourtant une de ces limitations est la représentation d'un cas d'obésité en utilisant seulement les ratios de poids et de muscle (voir Figure 2.5). Dans ce cas, le sujet S_i est considéré comme ayant une surface corporelle élevée, décrit ici comme un cas d'obésité, et les ratios de poids et de muscle prennent respectivement la valeur maximale (i.e. 1) et minimale (i.e. 0) afin de représenter au mieux cette morphologie.

Ces trois phases sont répétées pour chaque sujet S_i du lot de données SPRING, avec i variant de 1 à 3 048, afin d'obtenir les 3 048 couples [ratio de poids, ratio de muscle]. Ensuite, le but est de déterminer les fonctions des équations $f_{RP}(F, IMC)$, $f_{RM}(F, IMC)$, $f_{RP}(M, IMC)$, $f_{RM}(M, IMC)$ et leurs coefficients selon le sexe et l'IMC. Les couples sont séparés selon deux catégories : les sujets féminins et les sujets masculins afin de prendre en compte les différences

morphologiques selon le sexe et de les refléter dans les équations associées à chaque sexe. Pour les 1 531 sujets féminins dans le lot de données SPRING, une courbe est estimée pour s'ajuster selon les 1 531 ratios de poids dépendamment de l'IMC. Une courbe est également estimée pour les 1 531 ratios de muscle en fonction de l'IMC. Dans un premier temps, une visualisation des données (i.e. ratios de poids et ratios de muscle pour les femmes) est effectuée afin d'identifier le type de fonction (e.g. linéaire, affine, racine carré, sigmoïdale, polynomiale) qui pourrait s'ajuster à ces données. Une fonction d'ajustement de courbe (*optimize.curve_fit()*, bibliothèque SciPy, version 1.7.3) est alors appliquée. Si plusieurs types de fonctions sont identifiées, elles sont fournies successivement à la fonction d'ajustement de courbe jusqu'à identifier la fonction qui, visuellement, correspond le mieux aux données. La fonction d'ajustement de courbe prend en entrée les coordonnées x et y des données, x étant les valeurs d'IMC et y les valeurs des ratios (i.e. ratio de poids ou ratio de muscle) associées, et l'équation de la fonction à tester. Par exemple, si la fonction à tester est un polynôme de degré 4, l'équation (4.2) est fournie à la fonction d'ajustement de courbe. En sortie, la fonction d'ajustement de courbe fournit les coefficients associés à la fonction testée, par exemple les coefficients a , b , c , d et e pour la fonction polynomiale de degré 4. Le même processus est appliqué pour les 1 517 sujets masculins du lot de données SPRING et leurs 1 517 ratios de poids et de muscle afin d'obtenir les équations et leurs coefficients.

$$f(x) = ax^4 + bx^3 + cx^2 + dx + e \quad (4.2)$$

Avec a , b , c , d et e , les coefficients de la fonction polynomiale de degré 4, et, x , l'IMC

Une fois les quatre équations du modèle statistique de composition corporelle définies, il est possible d'estimer les ratios de poids et de muscle selon le sexe et l'IMC. Cependant, puisque les ratios de poids et de muscle ont une action limitée pour représenter une morphologie obèse, de nouveaux paramètres, les paramètres micro de MakeHuman, sont ajoutés dans la méthode STAP afin d'améliorer la représentation de ces morphologies (voir Figure 2.5). Ces paramètres permettent d'ajuster les masses graisseuses locales. Cette personnalisation est nécessaire pour les sujets en obésité mais pas pour les autres morphologies (i.e. sous-poids, sain, surpoids) pour

lesquelles les ratios de poids et de muscle suffisent pour obtenir une forme du corps adaptée à ces morphologies (voir Figure 2.4). L'ajout des paramètres micro pour les sujets qui ne sont pas en obésité détériorerait donc les modèles surfaciques.

Afin d'ajouter les paramètres micro, il faut identifier les seuils d'IMC au-delà desquels les sujets féminins et masculins sont considérés en obésité. Pour cela, on récupère les BSA des modèles surfaciques des 1 531 sujets féminins et 1 517 sujets masculins créés seulement avec les ratios de poids et de muscle. Pour déterminer à partir de quelle valeur d'IMC il est nécessaire d'ajuster les paramètres micro pour les sujets féminins et masculins en obésité, on compare les BSA des modèles surfaciques générés avec les ratios de poids et de muscle avec les BSA réelles des sujets. La métrique utilisée pour faire cette comparaison est le pourcentage d'erreur moyen. Ce pourcentage est calculé pour chacun des 1 531 sujets féminins et des 1 517 sujets masculins. Lorsque le pourcentage d'erreur augmente significativement au-delà d'une certaine valeur d'IMC, c'est-à-dire lorsque les ratios de poids et de muscle ne permettent plus d'obtenir un modèle surfacique adapté à la forme corporelle du sujet, cela définit la valeur d'IMC à partir de laquelle les paramètres micro peuvent être ajustés pour personnaliser les modèles surfaciques en obésité. Expérimentalement, les sujets ayant un IMC supérieur à 31 pour les sujets féminins et 35 pour les sujets masculins sont considérés comme étant obèses et les paramètres micro doivent être ajustés afin d'adapter les formes corporelles des modèles surfaciques.

4.1.1.3 Estimation des coefficients des équations des paramètres micro pour les sujets obèses

Afin de répondre à cette limitation et personnaliser localement les modèles surfaciques, des paramètres supplémentaires sont ajoutés au modèle statistique de composition corporelle de la méthode STAP : les paramètres micro. Les paramètres micro sont des ratios qui varient entre -1 et 1, respectivement les valeurs minimales et maximales, 0 étant la valeur par défaut dans MakeHuman (voir Figure 2.5). Ici, puisqu'on cherche à représenter des morphologies obèses, les paramètres micro sont estimés selon une échelle continue variant entre 0 et 1. Sur les 94 paramètres micro disponibles dans MakeHuman, 32 sont inclus dans le modèle

STAP puisqu'ils permettent d'ajuster localement les formes des modèles surfaciques et ont un impact significatif sur la BSA. Ces 32 paramètres permettent d'ajuster la largeur, profondeur, masse grasseuse, et tonus musculaire de différents segments corporels : tête, cou, bras (supérieurs et inférieurs), torse, abdomen, bassin, hanches, fesses et jambes (supérieures et inférieures). Les 62 autres paramètres micro ne sont pas pris en compte ici puisqu'ils jouent davantage un rôle esthétique (e.g. forme du nez ou du visage) et ont un impact négligeable sur la BSA.

Afin de générer des modèles surfaciques avec des morphologies personnalisées et réalistes, c'est-à-dire en conservant des dimensions corporelles réalistes et proportionnées, sans déformations irréalistes de certains segments corporels, une seule et même valeur sera appliquée à l'ensemble des 32 paramètres. Par exemple, si l'on souhaite représenter une enveloppe corporelle en obésité modérée, la valeur du paramètre micro peut être fixée à 0,5 et tous les 32 paramètres auront cette valeur. Afin d'avoir une déformation progressive et proportionnelle de l'enveloppe corporelle selon la valeur d'IMC, la valeur des paramètres micro va être déterminée selon une fonction affine de type $f(x) = ax + b$, où x correspond à l'IMC, et a et b (i.e. coefficient directeur et ordonnée à l'origine), les coefficients à déterminer. Cette équation est appliquée pour les sujets en obésité, c'est-à-dire pour des valeurs d'IMC variant entre le seuil d'obésité minimal, 31 pour les sujets féminins et 35 pour les sujets masculins, et maximal, établi à 50. Deux équations sont donc établies : une pour les sujets féminins et une autre pour les sujets masculins. Les coefficients a et b des deux fonctions sont calculés à partir des deux points connus : $f_{F,\mu}(31) = 0$ et $f_{F,\mu}(50) = 1,0$ pour les sujets féminins et $f_{M,\mu}(35) = 0$ et $f_{M,\mu}(50) = 1,0$ pour les sujets masculins. Pour les sujets qui ne sont pas en obésité, c'est-à-dire pour un IMC inférieur à 31 pour les sujets féminins et 35 pour les sujets masculins, la valeur des paramètre micro est fixée à 0, et pour un IMC supérieur à 50, la valeur des paramètres est fixée à 1. Les courbes des paramètres micro sont résumées en Figure 4.5. La valeur des paramètres micro est alors fixée selon ces deux courbes pour les 3 048 sujets du lot de données SPRING selon le sexe et l'IMC de chaque sujet.

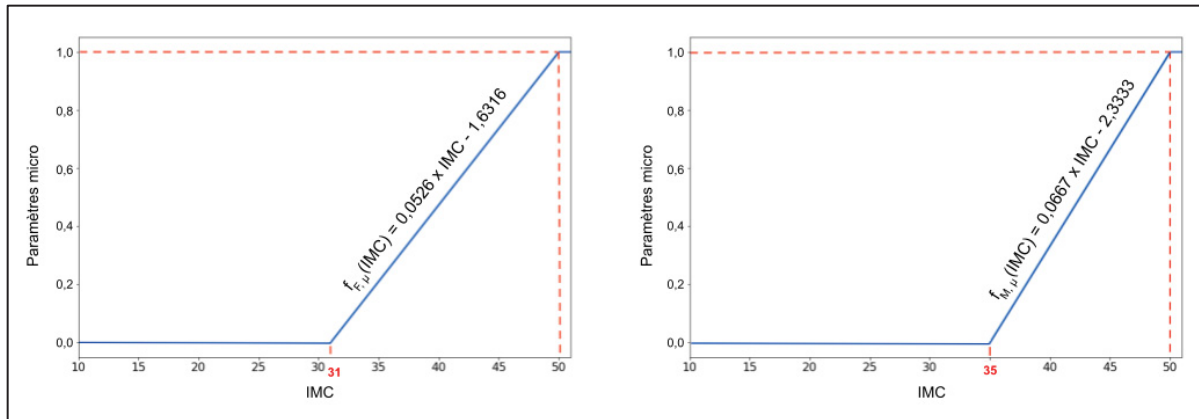


Figure 4.5 Courbes d'estimation de la valeur des paramètres micro (μ) pour les sujets féminins (F), à gauche, et masculins (M), à droite. Les bornes minimales et maximales pour des IMC obèses sont indiqués en rouge

4.1.2 Modèle MakeHuman pour la méthode STAP

Le modèle statistique de composition corporelle décrit précédemment permet donc de fixer les ratios de poids, de muscle et les paramètres micro pour un sujet selon son sexe et son IMC. Les données d'un sujet (sexe, âge, taille) et les paramètres de composition corporelle (ratios de poids, de muscle et paramètres micro) sont fournis en entrée du modèle MakeHuman (voir Figure 4.3). Les valeurs des ratios et paramètres sont donc fixés entre 0 et 1 afin de représenter la morphologie et les formes corporelles du sujet. La Figure 4.6 illustre le processus de la méthode STAP pour deux sujets féminins adultes d'IMC différents : un IMC correspondant à une morphologie en surpoids (voir Figure 4.6-A) et un IMC correspondant à une morphologie obèse (voir Figure 4.6-B). La Figure 4.6-A montre les étapes et paramètres utilisés par le modèle MakeHuman pour générer le modèle surfacique personnalisé à partir des ratios de poids et de muscle, en plus du sexe, de l'âge et de la taille, et en laissant les paramètres micro à 0, la valeur par défaut de MakeHuman. La Figure 4.6-B illustre le processus de création du modèle surfacique à partir des mêmes paramètres (sexe, âge, taille, ratios de poids et de muscle) puis en ajoutant les 32 paramètres micro pour la personnalisation des formes des régions corporelles locales.

Il est à noter que certaines exceptions peuvent survenir lors de l'application du modèle statistique de composition corporelle pour estimer les ratios de poids et de muscle. Selon les équations et la valeur d'IMC, il se peut que la valeur des ratios de poids et de muscle soit inférieure à 0 ou supérieure à 1. Dans ce cas, puisque les ratios de poids et de muscle ne peuvent pas être négatifs ou être fixés au-delà de 1, la valeur de ratio est automatiquement fixée à 0 ou 1 respectivement. Ce cas de figure se produit notamment pour les sujets en situation d'obésité.

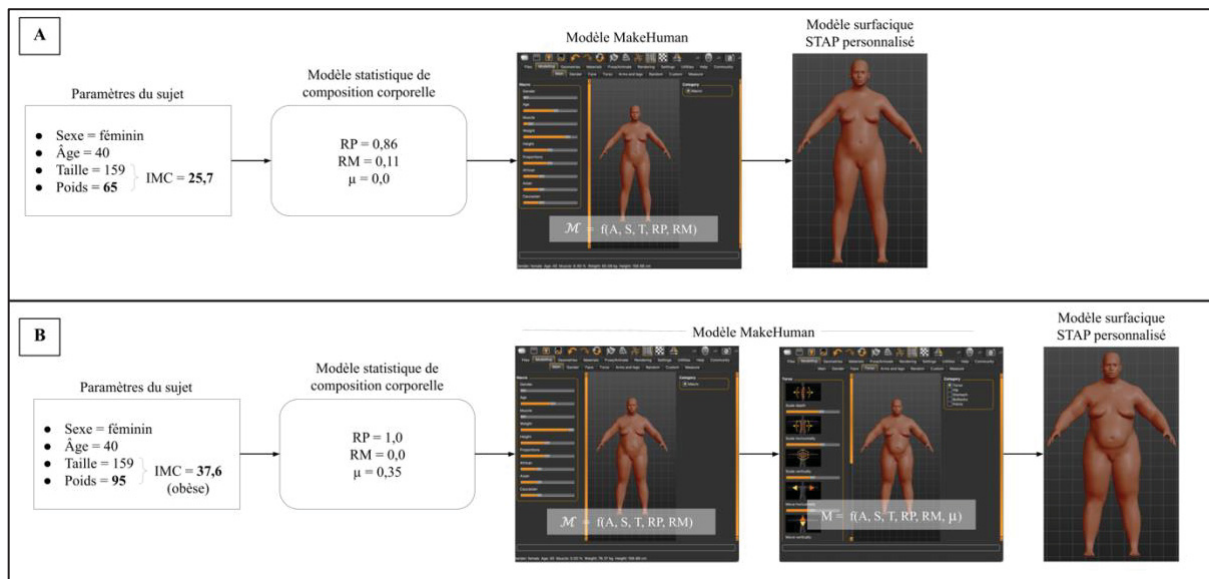


Figure 4.6 Illustration de la méthode STAP pour générer des modèles surfaciques d'un sujet féminin adulte selon l'IMC. (A) Modèle surfacique d'un sujet en surpoids généré en utilisant les ratios de poids et de muscle du modèle MakeHuman. (B) Modèle surfacique d'un sujet en obésité généré en utilisant les ratios de poids et de muscle puis en ajoutant les paramètres micro du modèle MakeHuman

La méthode STAP permet ainsi de générer des modèles surfaciques personnalisés (i.e. modèles surfaciques STAP) avec une représentation continue de la morphologie à partir de données facilement accessibles en contexte clinique. Cependant, pour améliorer la précision locale des modèles surfaciques, la méthode S3D, une extension de la méthode STAP, est conçue et nécessite en plus l'acquisition d'un scan 3D partiel du sujet.

4.2 Méthode S3D

Cette section décrit le développement de la méthode de modélisation 3D S3D. L'objectif de cette deuxième méthode, qui apporte une personnalisation supplémentaire à la méthode STAP, est de générer des modèles surfaciques avec des régions corporelles davantage personnalisées avec des mesures anthropométriques locales. L'ajout d'un scan 3D partiel du sujet permet d'extraire quelques mesures anthropométriques à partir d'un modèle surfacique généré par MakeHuman (i.e. le modèle surfacique personnalisé généré selon la méthode STAP) dont la position des mesures et des sommets les composant est connue. L'ensemble des 20 mesures anthropométriques de MakeHuman (voir section 2.2.2) sont ensuite inférées via un modèle statistique (i.e. modèle statistique anthropométrique). En plus des ratios de poids, de muscle et les paramètres micro de la méthode STAP qui ajustent la morphologie, ces mesures permettent d'ajuster les formes corporelles locales, c'est-à-dire les dimensions locales des régions anatomiques des modèles surfaciques. Elles permettent donc de générer des modèles surfaciques personnalisés pour des sujets ayant des caractéristiques corporelles spécifiques et localisées influençant la surface totale du corps (e.g. obésité abdominale, forte poitrine). Sous forme mathématique, le modèle MakeHuman pour générer le modèle surfacique via la méthode S3D est défini par l'équation (4.3), qui correspond à l'équation (4.1) de la méthode STAP à laquelle sont ajoutées les 20 mesures, avec l'âge (A), le sexe (S), la taille (T), le ratio de poids (RP), le ratio de muscle (RM), la valeur des paramètres micro (μ), et $M_{mesures}$ la liste des 20 mesures anthropométriques ($M_{mesures} = \{m_1, m_2, \dots, m_{20}\}$, où $m_1, m_2, \dots, m_{20}$ représentent les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman). Le processus complet de la méthode S3D est illustré en Figure 4.7.

$$\mathcal{M} = f(A, S, T, RP(S, IMC), RM(S, IMC), \mu(S, IMC), M_{mesures}) \quad (4.3)$$

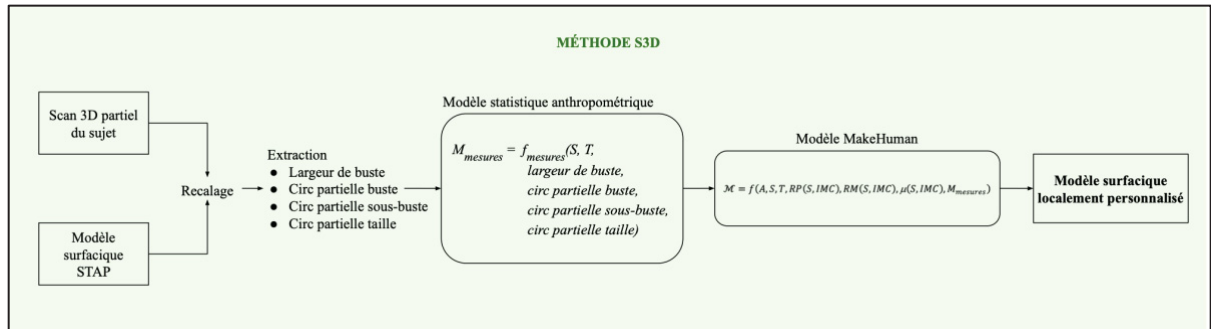


Figure 4.7 Description de la méthode S3D pour la personnalisation des régions anatomiques locales des modèles surfaciques à partir de 20 mesures anthropométriques

4.2.1 Acquisition de scans 3D partiels

Au cours de la prise en charge des patients grands brûlés, il est compliqué d'acquérir des scans 3D afin de mettre en place une méthode de modélisation 3D. De tels processus nécessitent en effet des protocoles éthiques stricts dont l'approbation par des comités d'éthiques peut prendre du temps. Ainsi, afin de simuler une acquisition en clinique, les huit scans 3D du lot de données Desbois-8 et les 10 scans du lot de données FAUST (voir section 2.6.1) sont utilisés. Les scans 3D partiels sont obtenus en conservant une partie du nuage de points formant les scans 3D corps-complet (voir Figure 4.8-A) des 18 sujets sains. Le logiciel MeshLab (version 2022.02) est utilisé afin de manuellement sélectionner et supprimer les points à retirer du nuage de points jusqu'à conserver la partie antérieure du buste, du haut du menton jusqu'aux hanches (voir Figure 4.8-B et C). Cette région corporelle a été choisie car elle offre un bon compromis entre les zones corporelles les plus souvent accessibles en clinique, le patient étant le plus souvent allongé sur le dos ou pouvant y être positionné temporairement, et le nombre de mesures anthropométriques qui peuvent y être extraites. De plus, le patient étant allongé, cette région corporelle est le plus souvent dans une position similaire à celle du modèle surfacique généré avec la méthode STAP et permet ainsi le recalage afin d'y extraire les dimensions corporelles.

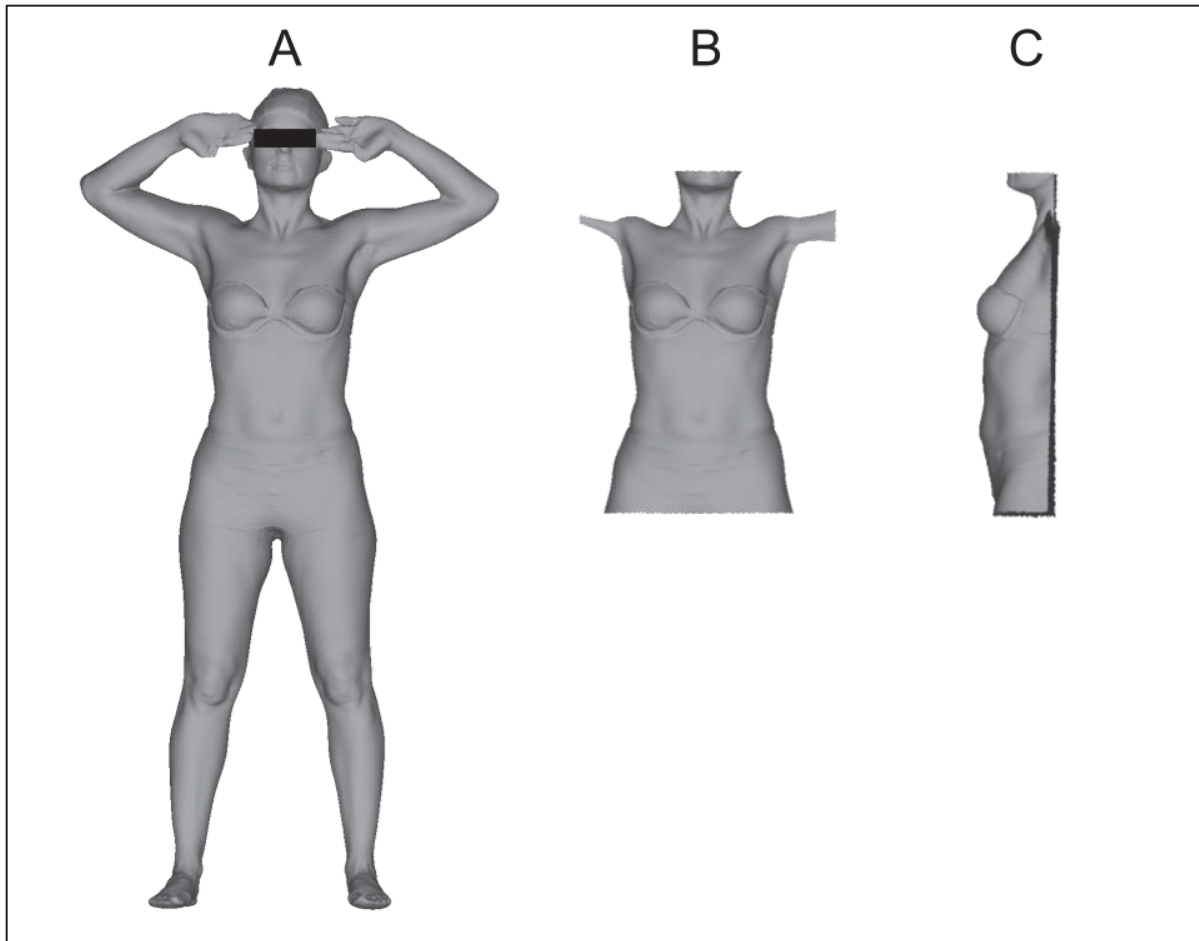


Figure 4.8 Illustration du scan 3D corps entier d'un sujet du lot de données Desbois-8 (A) et du scan partiel du buste antérieur, vu de face (B), et de profil (C)

4.2.2 Extraction de mesures sur scan partiel

Les mesures anthropométriques et la liste des sommets formant ces 20 mesures étant connues sur les modèles surfaciques de MakeHuman (voir ANNEXE II), on cherche ici à faire correspondre les mesures du modèle surfacique de référence (i.e. modèle surfacique personnalisé généré via la méthode STAP) sur le scan 3D partiel du buste. Une étape de recalage a donc pour but de mettre en correspondance le modèle surfacique STAP et le scan 3D partiel afin d'y extraire les mesures anthropométriques accessibles. Puisque l'ensemble des 20 mesures ne peut pas être accessible à partir du scan partiel du buste, quatre mesures partielles sont sélectionnées : largeur de buste, circonférences partielles de buste, de sous-buste

et de taille. Ces quatre mesures sont choisies car elles sont facilement accessibles sur un scan partiel de buste antérieur. Les circonférences partielles de cou et de hanches ont été envisagées mais présentent trop de variabilité selon la position de la tête et des hanches par rapport au buste et selon la qualité du scan partiel qui ne permet pas toujours d'avoir accès à ces mesures. Le processus complet est détaillé en Figure 4.9 et est mis en place via un script Python (version 3.8). La lecture des données, l'affichage des nuages de points et le recalage sont effectués grâce à la bibliothèque Open3D (version 0.15.1).

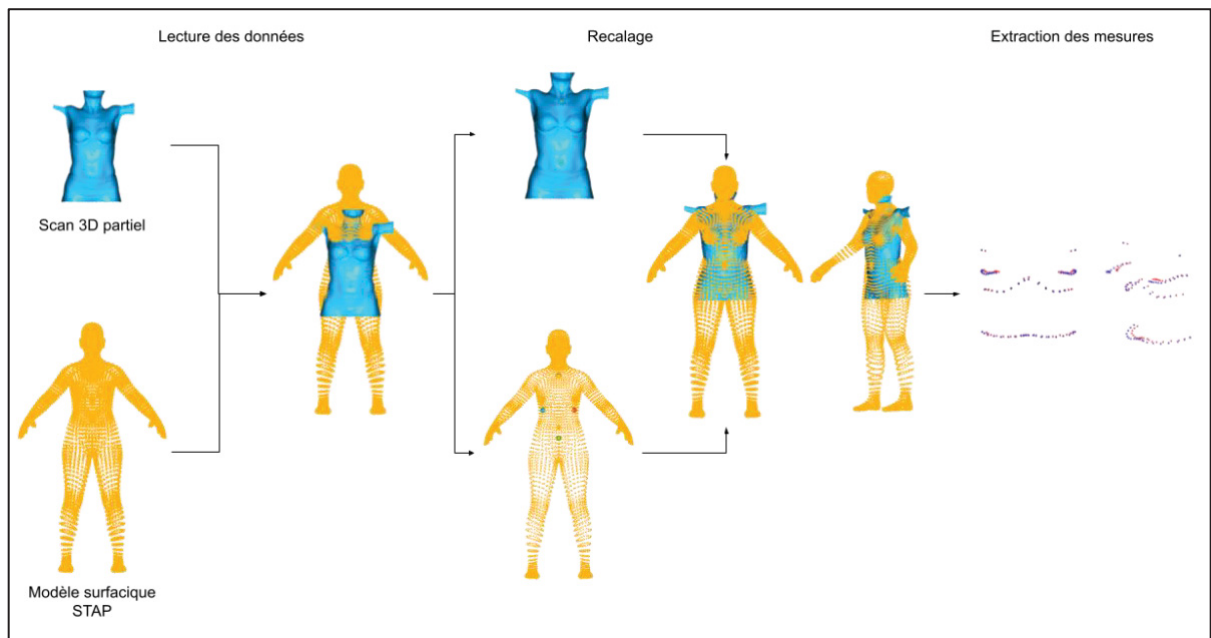


Figure 4.9 Processus d'extraction des quatre mesures anthropométriques partielles : lecture et recalage du modèle obtenu avec la méthode STAP et du scan 3D partiel, puis extraction des mesures anthropométriques (largeur de buste, circonférences partielles de buste, sous-buste et de taille) sur le scan 3D (points en rouge) par rapport aux points de référence sur le modèle STAP (points en bleu)

Lecture des données :

En plus du scan 3D partiel du sujet, le modèle surfacique personnalisé obtenu à partir de la méthode STAP est utilisé comme modèle de référence afin d'extraire les quatre mesures anthropométriques. Quel que soit le modèle du sujet reconstruit par la méthode STAP, puisqu'il a été généré via MakeHuman, tous les modèles surfaciques ont la même topologie.

Cela permet donc de connaître la liste des sommets formant les 20 mesures anthropométriques du modèle 3D reconstruit avec l'approche STAP (voir ANNEXE II). Dans un premier temps, le scan 3D partiel et le modèle surfacique STAP sont importés sous la forme de nuages de points. Il est important de conserver l'ordre des points du modèle surfacique STAP afin de conserver la liste des indices des sommets formant les mesures anthropométriques. Le nuage de points du modèle surfacique STAP est donc obtenu en conservant la topologie et les indices de chaque sommet. Le modèle surfacique STAP a donc toujours le même nombre de points (i.e. 13 380 points) tandis que le nombre de points du nuage de points du scan 3D partiel peut varier selon le sujet (i.e. entre 30 000 et 80 000 points).

Recalage :

Une fois les deux nuages de points disponibles, ils vont être recalés afin de mettre en correspondance le nuage de points partiel du buste (i.e. source) avec sa partie correspondante du nuage de points du modèle surfacique STAP (i.e. cible). De nombreuses méthodes de recalage existent (voir section 2.4.1.2). Afin de faciliter le processus de recalage et d'éviter un mauvais alignement des nuages de points, un processus semi-automatique est mis au point en effectuant un recalage grossier-à-fin (*coarse-to-fine*). Le recalage grossier-à-fin est fréquemment retrouvé dans la littérature, notamment pour résoudre le problème de convergence en tombant dans des minimums locaux causés par un mauvais alignement initial des nuages de points. Le recalage se déroule en deux étapes :

- 1) D'abord un recalage global initial est effectué en réalisant un alignement pour mettre globalement en correspondance les deux nuages de points. Quatre points de repère sont sélectionnés manuellement (haut du sternum, sous-buste gauche/droit, nombril) sur le nuage de points source (i.e. scan 3D partiel) et sur le nuage de points cible (i.e. modèle surfacique STAP) (voir Figure 4.10). La mise en correspondance des quatre points respectifs sur chacun des deux nuages de points permet ainsi de déterminer la transformation rigide initiale (i.e. translation et rotation) à appliquer au scan 3D pour le recalcr grossièrement sur le modèle surfacique STAP. Cette transformation rigide

est calculée via la bibliothèque Open3D à partir de la mise en correspondance des quatre points de repères sélectionnés manuellement.

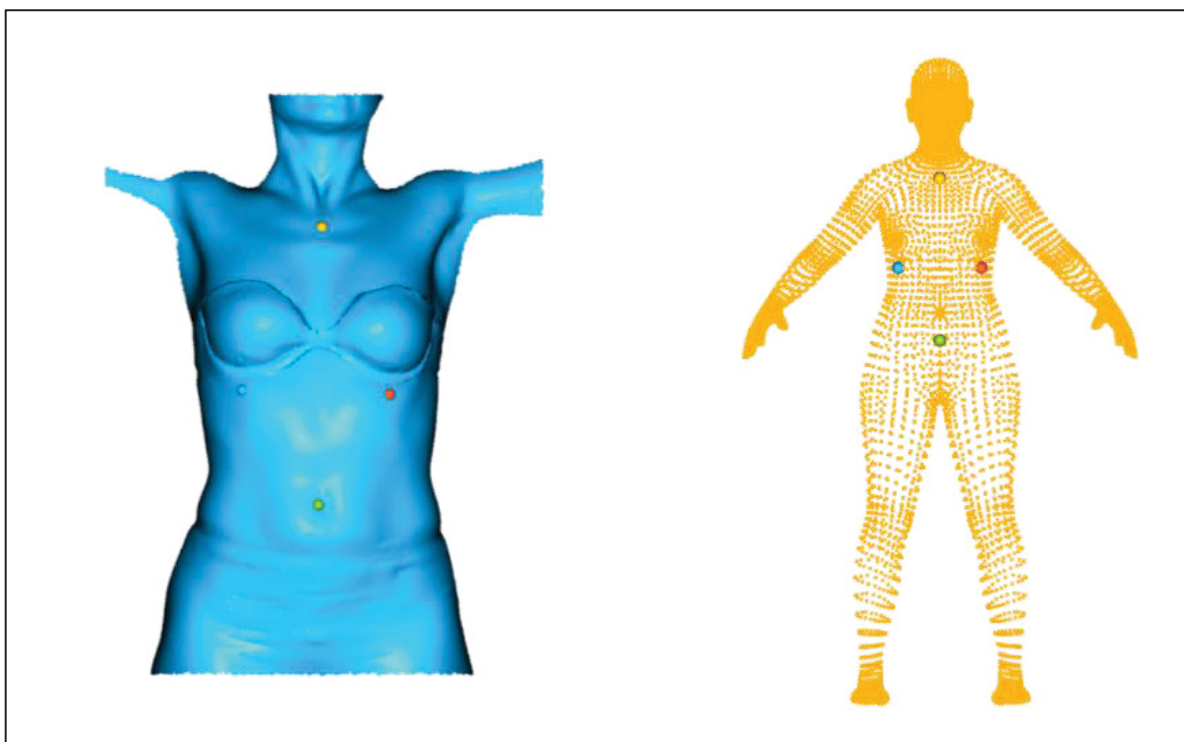


Figure 4.10 Illustration des quatre points de repères corporels sélectionnés sur le nuage de points du scan 3D partiel (à gauche) et sur le nuage de points du modèle surfacique STAP (à droite) pour mettre grossièrement en correspondance les deux nuages de points

- 2) Après le recalage global, la mise en correspondance des deux nuages de points est affinée en appliquant une méthode de recalage rigide par ICP (Besl & McKay, 1992). Comme détaillé en section 2.4.1.2, l'ICP cherche à définir une transformation rigide D (i.e. translation et rotation) qui, appliquée au nuage de points source, minimise la distance entre les points appariés des nuages de points cible et source. Un lot de correspondances $K = \{(p, q)\}$ est donc défini, avec p , les points appartenant au nuage de points cible P , celui du modèle surfacique STAP, et q les points appartenant au nuage de points source Q , celui du scan partiel 3D. Une transformation D est déterminée puis mise à jour de façon itérative en minimisant une fonction de coût L . Cette fonction de coût est définie par l'équation (4.4). Le recalage se termine au bout

de 30 itérations, valeur par défaut de la fonction de recalage par ICP sous Open3D. D'autres critères de convergence auraient pu être utilisés, par exemple lorsque l'erreur quadratique moyenne (RMSE – voir équation (2.14)) des distances entre les points appariés entre les deux nuages de points atteint un seuil (e.g. 10^{-6} dm). Cependant, le scan 3D et le modèle surfacique STAP ne correspondent pas exactement, il est difficile de fixer un seuil précis.

$$L(D) = \sum_{(p,q) \in K} \|p - Dq\|^2 \quad (4.4)$$

Dans le cadre d'un processus de recalage, une validation visuelle est demandée. Elle est nécessaire et effectuée afin de s'assurer que la mise en correspondance est acceptable entre les deux nuages de points afin de pouvoir extraire les mesures anthropométriques.

Extraction des mesures :

Puisque le scan 3D partiel ne permet de visualiser que la partie antérieure du buste du sujet, il faut adapter les mesures à extraire. Les circonférences complètes ne pouvant pas être extraites, on va donc aller chercher des circonférences partielles. Une fois le recalage effectué, quatre mesures sont donc extraites sur le nuage de points du scan partiel : largeur de buste, circonférences partielles de buste, sous-buste et de taille. Ces mesures sont choisies car elles peuvent facilement être localisées et extraites sur le scan 3D partiel. Le but de cette étape est donc d'extraire ces quatre mesures anthropométriques sur le scan 3D partiel grâce aux mesures anthropométriques connues sur le modèle surfacique STAP généré via MakeHuman. Pour cela, quatre étapes sont mises en place afin d'identifier, par une recherche des plus proches voisins (KNN - *K-Nearest Neighbors*), les points dans le nuage de points du scan 3D partiels qui formeraient les mesures anthropométriques partielles à extraire.

- 1) Préparation des nuages de points : Afin de faciliter l'étape de recherche des KNN dans le nuage de points du scan 3D partiel du buste, une première étape va être de partitionner ce nuage de points. Après le recalage, la méthode FLANN (*Fast Library*

for Approximate Nearest Neighbors) (Muja & Lowe, 2014) est appliquée afin de construire plusieurs arbres KD (*K-dimensional tree*) (Bentley, 1975; Xu et al., 2018) à partir du nuage de points partiel de buste. Un arbre KD permet de structurer les points d'un nuage de points en les divisant selon différentes partitions. La méthode FLANN construit plusieurs arbres KD afin d'améliorer la rapidité de la recherche des plus proches voisins. On facilite donc la recherche des KNN dans le nuage de points du scan 3D partiel pour chaque point formant les mesures anthropométriques partielles dans le modèle surfacique STAP.

- 2) Recherche des KNN : Les indices des points formant les mesures anthropométriques d'intérêt sont connus dans le nuage de points du modèle surfacique STAP. Les circonférences partielles de buste, sous-buste et de taille s'étendent du côté latéral droit du buste vers le côté latéral gauche et la liste des indices des sommets est détaillée dans le Tableau 4.3. Pour chaque point formant les quatre mesures anthropométriques d'intérêt sur le nuage de points du modèle surfacique STAP, on cherche les 20 plus proches voisins sur le nuage de points du scan partiel. En effet, certaines zones corporelles (e.g. ventre) peuvent être éloignées entre le nuage de points du modèle surfacique STAP et celui du scan 3D partiel. L'utilisation de 20 KNN permet donc de repérer les points les plus proches tout en minimisant l'impact des points éloignés du scan partiel afin d'en faire une moyenne.

Tableau 4.3 Liste des indices des sommets formant les trois circonférences partielles de buste, sous-buste et taille

Mesure	Nombre de sommets	Liste des indices des sommets formant la mesure
Circonférence partielle de buste	26	[3937, 4065, 1870, 1854, 1838, 1885, 1822, 1806, 1774, 1790, 1783, 1767, 1799, 8471, 8439, 8455, 8462, 8446, 8478, 8494, 8557, 8510, 8526, 8542, 10720, 10601]
Circonférence partielle de sous-buste	16	[3979, 4067, 4098, 4073, 4072, 4094, 4100, 4082, 4088, 10750, 10744, 10724, 10725, 10748, 10722, 10640]
Circonférence partielle de taille	20	[4128, 4138, 4135, 4137, 4136, 4133, 4134, 4108, 4113, 4118, 4121, 10760, 10757, 10777, 10776, 10779, 10780, 10778, 10781, 10771]

- 3) Moyenne des KNN : Une fois la liste des 20 plus proches voisins établis pour chaque point des mesures anthropométriques, une moyenne est effectuée selon les coordonnées x, y, z des 20 KNN. Ainsi, pour chaque point formant les mesures anthropométriques sur le nuage de points de référence, un point correspondant est attribué sur le nuage de points partiel du buste.
- 4) Calcul des mesures anthropométriques partielles extraites : Enfin, la valeur des quatre mesures est calculée selon la méthode utilisée par MakeHuman, c'est-à-dire en sommant la distance euclidienne entre les points consécutifs formant les mesures anthropométriques sur le nuage de points partiel (voir équation (4.5)) avec j et $j + 1$, deux points consécutifs et k , le nombre total de points formant la mesure anthropométrique m_i calculée. La distance euclidienne entre deux points consécutifs est calculée selon l'équation (4.6).

$$m_i = \sum_{j=1}^{k-1} d_{j,j+1} \quad (4.5)$$

$$d_{A,B} = \sqrt{(x_B - x_A)^2 + (y_B - y_A)^2 + (z_B - z_A)^2} \quad (4.6)$$

Pour deux points A et B de coordonnées respectives (x_A, y_A, z_A) et (x_B, y_B, z_B)

Une fois le processus d'extraction des mesures partielles terminé, le modèle statistique anthropométrique infère l'ensemble des 20 mesures anthropométriques de MakeHuman, dont les circonférences complètes de buste, sous-buste et taille, à partir du lot des cinq mesures déjà connues ou extraites sur le scan 3D partiel : taille, largeur de buste, circonférences partielles de buste, sous-buste et taille.

4.2.3 Modèle statistique anthropométrique

Le but du modèle statistique anthropométrique est d'estimer l'ensemble des 20 dimensions corporelles à partir de cinq mesures et ainsi générer un modèle surfacique personnalisé avec ajustement local des régions corporelles selon les 20 mesures anthropométriques. Pour cela, le modèle statistique est construit à partir d'un grand lot de données permettant d'étudier les corrélations et les relations entre les mesures anthropométriques partielles (i.e. largeur de buste, circonférences partielles de buste, sous-buste et taille) et les 20 mesures complètes de MakeHuman et ainsi établir les équations du modèle statistique.

4.2.3.1 Données et traitement des données pour construire le modèle statistique anthropométrique

Le lot de données Desbois-50 000 contenant les 50 000 modèles surfaciques et données anthropométriques associées (sexe, âge, type de morphologie, taille, 20 mesures anthropométriques, BSA) représentatifs de la population canadienne (Desbois et al., 2019) (voir section 2.6.1) est utilisé pour construire ce modèle statistique. Puisque le projet de recherche se concentre sur la modélisation 3D de corps humain adulte, seuls les 41 975 adultes (âge de 15 à 90 ans) sont étudiés. Les données sont séparées en deux catégories : les sujets masculins ($n = 20\,684$) et les sujets féminins ($n = 21\,291$). Le but est d'étudier les corrélations

entre les mesures afin d'inférer l'ensemble des 20 mesures à partir d'un échantillon de cinq mesures (taille, largeur de buste, circonférences partielles de buste, sous-buste et taille).

En plus des 20 mesures anthropométriques de MakeHuman déjà connues pour les 41 975 modèles surfaciques, les trois circonférences partielles de buste, sous-buste, et taille, sont extraites sur les modèles surfaciques des 21 291 sujets féminins et 20 684 sujets masculins à partir de la liste des sommets formant chaque circonférence partielle (voir Tableau 4.3). La valeur des mesures m est calculée en sommant les distances entre chaque point consécutif de la liste des points formant la mesure anthropométrique (4.5).

4.2.3.2 Estimation des paramètres pour l'inférence des mesures anthropométriques

Dans un premier temps, les données vont être étudiées afin d'observer les relations entre les mesures anthropométriques et déterminer quelles méthodes statistiques peuvent être appliquées. Puis des études statistiques sont menées pour estimer les équations et leurs coefficients afin d'inférer l'ensemble des mesures anthropométriques. Dans le but de suivre la nomenclature statistique, les mesures anthropométriques sont par la suite appelées les variables.

Étude des données et corrélations

Tout d'abord, la distribution des données sont étudiées. Les histogrammes des variables sont observés pour la population féminine et masculine (voir ANNEXE III). Les histogrammes de deux variables, la largeur de buste et la circonférence de la taille, sont illustrées en Figure 4.11 pour les sujets féminins (histogrammes A et C) et les sujets masculins (histogrammes B et D). La distribution des variables semble suivre une loi normale pour certaines variables, en général les hauteurs, distances et longueurs, mais pas pour d'autres, comme les circonférences et les circonférences partielles. On considère donc que les variables suivent une loi non normale. De plus, puisque la distribution de certaines variables est asymétrique, on privilégie les méthodes statistiques non-paramétriques.

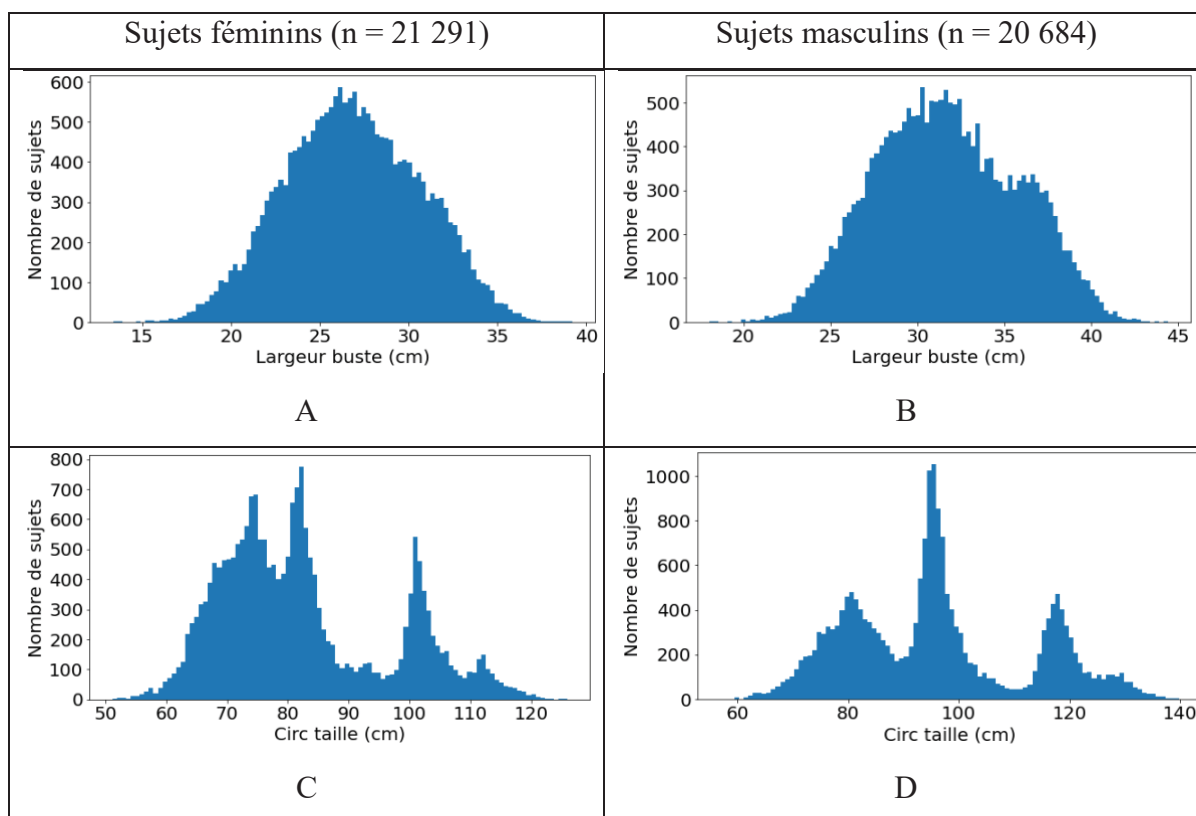


Figure 4.11 Histogramme des valeurs de largeur de buste et de circonférence de taille pour les sujets féminins (A et C) et masculins (B et D)

L'étude des corrélations entre les variables est effectuée avec la méthode des rangs de Spearman (Spearman, 1904). L'interprétation des résultats se fait selon la valeur des coefficients de corrélation (Mukaka, 2012) :

- Les variables sont fortement ou très fortement corrélées si leur coefficient de corrélation est supérieur à 0,70
- Entre 0,50 et 0,70, les variables sont moyennement corrélées
- En dessous de 0,50, les corrélations entre les variables sont considérées comme faibles voire négligeables

Parmi les mesures anthropométriques, on observe alors des cas de multi-colinéarité entre les variables. Cela signifie que parmi les variables explicatives (i.e. taille, largeur de buste, circonférences partielles de buste, de sous-buste, et de taille) certaines sont reliées entre elles

(relation linéaire). Dans le cas d'une régression linéaire multiple, cette multicollinéarité peut augmenter la variance des coefficients de régression et donc fausser la valeur de ces coefficients.

Régressions linéaires

Les études statistiques sont réalisées avec le logiciel Statgraphics (version 19). Les données d'entrées (i.e. les variables explicatives) du modèle statistique sont les cinq mesures connues ou extraites sur le scan 3D partiel : la taille, la largeur du buste, les circonférences partielles de buste, sous-buste et de taille. Les études statistiques sont menées séparément sur la population adulte masculine et la population adulte féminine afin d'identifier les spécificités et les relations entre les dimensions corporelles pour ces deux populations. La largeur de buste étant extraite sur le scan 3D partiel et faisant partie des 20 mesures de MakeHuman, sa valeur est donc déjà connue et ne nécessite pas une équation de régression pour estimer sa valeur. Le modèle statistique anthropométrique est donc composé de 19 équations de régressions linéaires définies selon le sexe (féminin ou masculin), chaque équation permettant d'estimer l'une des 19 variables à expliquer (voir Figure 4.12). Des régressions linéaires multiples sont donc employées.

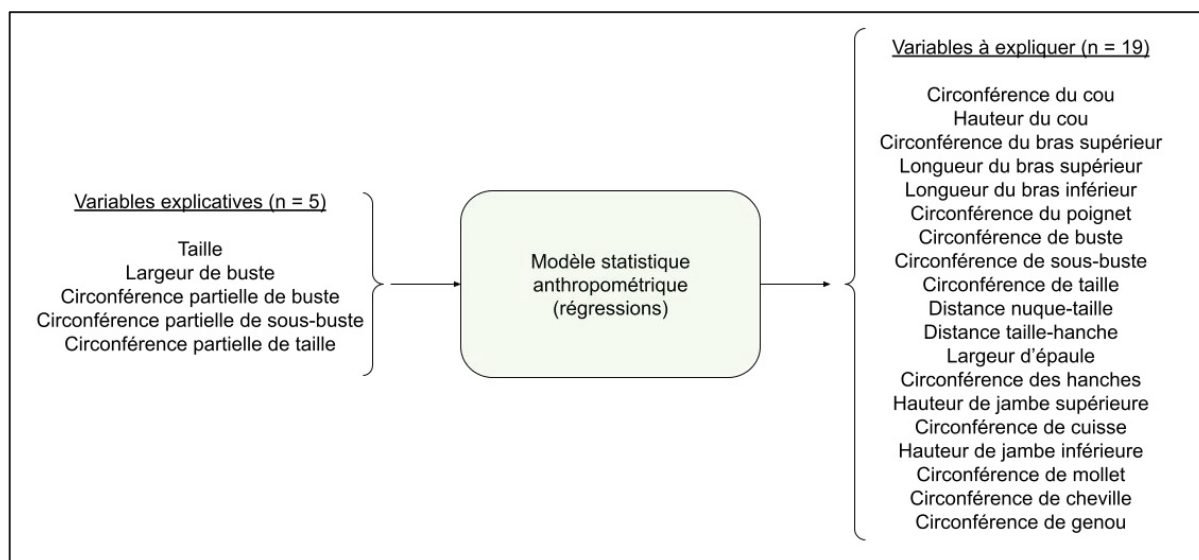


Figure 4.12 Liste des cinq variables explicatives fournies au modèle statistique anthropométrique afin d'estimer les 19 variables à expliquer

Afin de résoudre le problème de multicollinéarité observé entre les variables explicatives et éviter de fausser les coefficients des régressions, des régressions Ridge (Hoerl & Kennard, 1970) sont employées. La régression Ridge est utilisée pour estimer les coefficients de modèles de régressions multiples dans le cas où les variables explicatives sont fortement corrélées entre elles, comme c'est le cas ici. La régression Ridge est une forme régularisée de la régression des moindres carrés ordinaire, cette dernière étant normalement utilisée pour estimer les coefficients d'une équation de régression. La régularisation, de type $L2$, de la fonction de coût L (voir équation (4.7)) permet de minimiser la somme des erreurs quadratiques entre les valeurs actuelles, y_i , et prédites, $\hat{y}_i$ en ajoutant une pénalité ($\lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2$, avec p , le nombre de variables explicatives et β_j , leur coefficient de régression associé). Cette pénalité force le modèle à réduire l'amplitude des coefficients. La régression Ridge inclut donc un minimum de biais dans le modèle de régression afin de minimiser la variance des coefficients.

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \quad (4.7)$$

Avec β , les coefficients de la régression, n , le nombre d'observations dans le lot de données, y_i , les valeurs réelles, $\hat{y}_i$ les valeurs prédites, λ , le paramètre de régularisation, p , le nombre de variables explicatives

Le paramètre Ridge (λ), ou paramètre de régularisation, est choisi selon l'allure des courbes de facteurs d'inflation de la variance (FIV). Puisqu'on cherche à diminuer la variance des coefficients de régression, le paramètre Ridge est fixé à 0,03, lorsque la variabilité des FIV et des coefficients des variables explicatives a suffisamment diminué (voir Figure 4.13).

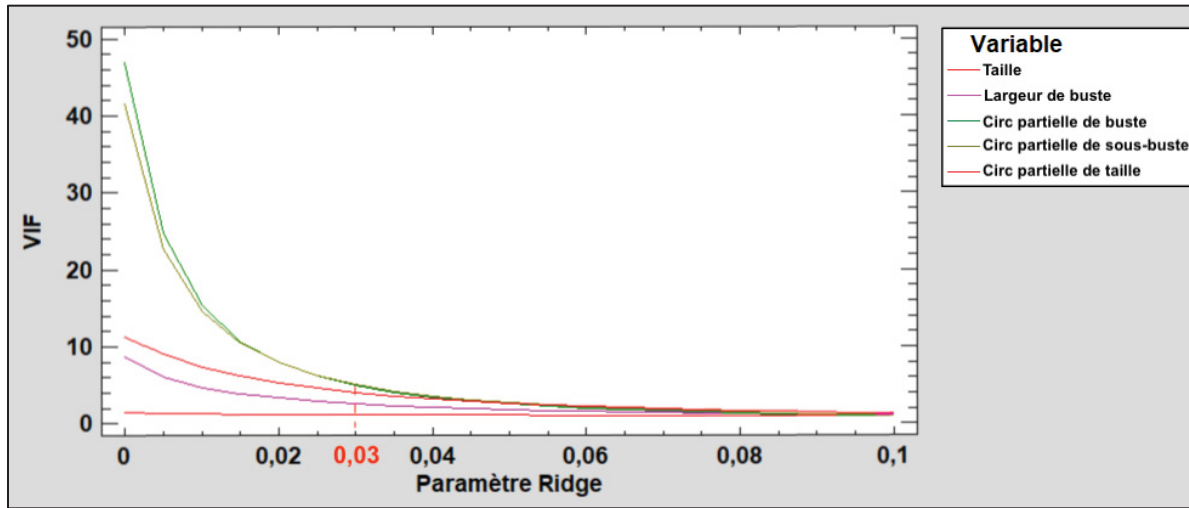


Figure 4.13 Facteurs d'inflation de la variance (FIV) pour la circonférence de buste et paramètre Ridge fixé à 0,03

Les coefficients β des équations de régressions sont alors obtenus. Les 19 équations de régressions linéaires multiples prennent la forme de l'équation (4.8) et permettent ainsi d'estimer l'ensemble des 19 mesures (voir Figure 4.12). Les R^2 , les MAE ainsi que la statistique de Durbin-Watson sont également collectées pour évaluer la précision et la significativité des 19 régressions Ridge.

$$R = \beta_0 + \beta_1 \times \text{taille} + \beta_2 \times \text{largeur buste} + \beta_3 \times \text{circ partielle buste} + \beta_4 \times \text{circ partielle sous buste} + \beta_5 \times \text{circ partielle taille} \quad (4.8)$$

Avec $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$, les coefficients de l'équation de régression

Dans certains cas, une variable explicative (e.g. largeur de buste), est peu corrélée avec la variable à expliquer (e.g. circonférence de taille). On aurait tendance à la retirer de l'équation de régression. Cependant, puisque cette variable explicative est corrélée avec d'autres variables explicatives (e.g. circonférence partielle de buste), elle permet malgré tout d'améliorer l'estimation de la variable à expliquer. Par exemple, la largeur de buste est peu corrélée à la circonférence de taille ou la distance taille-hanches, cependant, ajoutée à l'équation de régression linéaire avec les quatre autres variables explicatives, elle permet d'améliorer l'estimation de la circonférence de taille ou la distance taille-hanches. Les cinq variables

explicatives sont donc incluses dans les régressions Ridge. Toutefois, certaines exceptions sont observées. Pour chacune des 19 équations de régressions, une variable est enlevée si elle dégrade la performance de la régression de Ridge. Ainsi, pour améliorer la MAE et la significativité du test de Durbin-Watson d'une régression Ridge pour une variable à expliquer, une à quatre variables explicatives peuvent être retirées du modèle de régression. La régression de Ridge est alors appliquée avec les variables explicatives restantes. Certaines variables à expliquer seront estimées selon une équation avec seulement une à quatre variables explicatives.

Finalement, une fois le modèle statistique anthropométrique conçu avec ses 19 équations de régression, il est alors possible d'estimer l'ensemble des 19 mesures anthropométriques à partir des cinq variables explicatives. Les 20 mesures anthropométriques peuvent alors être fournies au modèle de MakeHuman afin de générer un modèle surfacique avec des régions anatomiques personnalisées selon ces dimensions corporelles locales.

4.2.4 Modèle MakeHuman pour la méthode S3D

Une fois les 20 mesures anthropométriques obtenue à partir du scan partiel 3D et du modèle statistique anthropométrique, il est alors possible de les implémenter dans le modèle de MakeHuman. Comme pour la méthode STAP, MakeHuman génère un modèle surfacique selon les données démographiques et anthropométriques du sujet (sexe, âge, taille, ratios de poids, de muscle et paramètres micro). Puis une deuxième personnalisation a lieu. Les 20 mesures anthropométriques sont ajoutées dans le modèle de MakeHuman. Ainsi, les dimensions des régions anatomiques sont localement personnalisées selon les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman. Cette personnalisation des régions corporelles permet ainsi de modéliser les spécificités corporelles de certains sujets, comme l'obésité abdominale qui est ajustée avec la circonférence de la taille, ou modéliser une forte poitrine en ajustant la largeur du buste, ou les circonférences de buste et de sous-buste.

Une fois les méthodes STAP et S3D développées, une phase expérimentale est mise en place afin d'évaluer ces deux méthodes. Le CHAPITRE 5 décrit donc la méthodologie expérimentale mise en place pour ces évaluations.

CHAPITRE 5

EXPÉRIMENTATION : ÉVALUATION DES MÉTHODES

Ce chapitre décrit la méthodologie d'évaluation des méthodes mises en place. Il est divisé en trois sections. La section 5.1 décrit les données utilisées pour évaluer la performance des méthodes. La section 5.2 décrit le processus expérimental employé pour étudier la performance (i.e. précision) de la méthode de Desbois au cours d'une évaluation pré-clinique simulant un contexte de soins aux grands brûlés. En effet, la méthode de Desbois a été développée dans le même contexte que celui de ce projet et une application numérique a été développée afin de pouvoir évaluer sa précision d'estimation du %TBSA. Enfin, la section 5.3 décrit le processus d'évaluation de la précision des modèles surfaciques obtenus avec les méthodes développées, STAP et S3D.

Au cours de ce projet, l'emphasis est mise sur l'évaluation de la précision des méthodes STAP et S3D. Pour la méthode S3D, puisque le recalage entre le modèle surfacique STAP et le scan 3D partiel est effectué de façon semi-automatique avec sélection manuelle de quatre points de repère, la robustesse de cette méthode, incluant l'extraction des quatre mesures anthropométriques partielles et l'inférence des 20 mesures avec le modèle statistique anthropométrique, n'est pas évaluée.

Dans la littérature, la précision de la forme de modèles surfaciques reconstruits est généralement évaluée en étudiant la distance point à surface entre le modèle surfacique et le scan 3D de référence (Gotra et al., 2015; Laurent, Cresson, Vazquez, Hagemeister, & de Guise, 2016; Desbois et al., 2019; Dong, Wang, Sun, Wang, & Cheng, 2024). Or, cette évaluation requiert un recalage déformable du modèle surfacique car la pose du sujet dans le scan 3D et la pose du modèle surfacique reconstruit sont très différentes. Ce recalage représente donc une étape complexe à mettre en œuvre et n'est pas une validation adaptée à notre contexte clinique. En effet, dans ce projet, les paramètres qui nous intéressent sont les aires des surfaces du modèles surfaciques (i.e. aire totale de la surface représentant le corps – BSA - et aires des

régions corporelles locales). Ainsi, la précision de l'aire de la surface reconstruite des modèles surfaciques est évaluée à deux niveaux :

- La **précision de l'aire de la forme globale** de la surface reconstruite du modèle surfacique (i.e. aire de la surface corporelle totale) est évaluée en étudiant la BSA
- La **précision de l'aire des formes anatomiques locales** de la surface reconstruite des modèles surfaciques (i.e. régions corporelles) est évaluée en étudiant les surfaces des régions corporelles et du %TBSA.

5.1 Lots de données d'évaluation

Afin d'évaluer la précision de l'aire de la forme globale (i.e. BSA) et la précision de l'aire des formes anatomiques locales (i.e. aire des régions corporelles) des méthodes disponibles et de l'état de l'art (méthode clinique de Lund & Browder et méthode de Desbois) ainsi que des méthodes développées (STAP et S3D), des modèles surfaciques sont utilisés comme référence. Il s'agit des modèles surfaciques des scans 3D corps entier de 18 sujets sains : les huit scans 3D du lot de données Desbois-8 (approbations par les comités d'éthique de la recherche du CHUM et de l'ÉTS - CE 16.242) et les dix scans 3D du lot de données FAUST, libre d'accès (voir section 2.6.1).

Afin d'évaluer les méthodes mentionnées, il est nécessaire d'avoir l'ensemble des données requises pour générer les modèles surfaciques à l'aide des méthodes STAP et S3D pour chaque sujet : le sexe, l'âge, le poids et la taille. Pour le lot de données Desbois-8, le sexe, l'âge, le poids et la taille ont été directement mesurés sur le sujet par un clinicien. Pour le lot de données FAUST, le sexe est un paramètre connu. L'âge est fixé à 40 ans. La taille et la BSA des huit sujets sont obtenues à partir des scans 3D via un script (bibliothèque Open3D, version 0.11.2). La taille est extraite à partir des dimensions de la boîte englobante contenant le maillage 3D complet. La BSA permet de calculer le poids des sujets. Elle est obtenue en sommant l'aire des faces triangulaires formant le maillage surfacique (voir équation (2.8) en section 2.5.3). Enfin, connaissant la taille et la BSA, le poids est calculé à partir de la formule anthropométrique de

Mosteller (voir équation (2.6)). Les informations (moyennes et écarts-types) relatives à la taille, la BSA, le poids et l'IMC des lots de données Desbois-8 et FAUST sont récapitulées dans le Tableau 5.1.

Tableau 5.1 Description des lots de données Desbois-8 et FAUST utilisés pour l'évaluation des méthodes STAP et S3D

		Taille moyenne (cm) (σ)	BSA moyenne (m ²) (σ)	Poids moyen (kg) (σ)	IMC moyen (σ)
Lot de données Desbois-8	Sujets féminins (N = 4)	162 (9)	1,83 (0,35)	82 (37)	32,1 (17,4)
	Sujets masculins (N = 4)	172 (7)	1,78 (0,07)	72 (6)	24,5 (3,8)
Lot de données FAUST	Sujets féminins (N = 5)	166 (2)	1,72 (0,10)	64 (8)	24,6 (4,5)
	Sujets masculins (N = 5)	178 (4)	1,94 (0,14)	77 (10)	25,5 (3,5)

5.2 Méthodologie d'évaluation pré-clinique de la méthode de Desbois

5.2.1 Application de représentation 3D et de quantification des surfaces brûlées sur modèles surfaciques personnalisés (méthode de Desbois)

Afin d'évaluer la méthode de Desbois, une application numérique implémentant cette méthode a été développée : LIO-B3D. L'application LIO-B3D permet de générer des modèles surfaciques personnalisés avec MakeHuman à partir des données du patient (sexe, âge, taille, poids, type de morphologie ainsi que deux à trois circonférences) pour représenter et calculer

les surfaces brûlées et le %TBSA. La première page (voir Figure 5.1-A) de l'application permet de saisir les données relatives au patient afin de générer le modèle surfacique personnalisé. La deuxième page (voir Figure 5.1-B) affiche le modèle surfacique généré sur lequel les surfaces brûlées vont pouvoir être manuellement représentées. Enfin, le calcul des surfaces brûlées et du %TBSA est effectué une fois toutes les surfaces brûlées représentées.



Figure 5.1 Capture d'écran des deux pages de l'application LIO-B3D de modélisation et de quantification des surfaces brûlées. (A) Page de saisie des données du patient. (B) Représentation manuelle et calcul des surfaces brûlées sur le modèle surfacique personnalisé généré

5.2.2 Création des patrons de brûlures et %TBSA de référence

Dans un premier temps, des patrons de brûlures vont être représentés sur des maillages 3D de sujets sains afin de servir de référence. L'interface de LIO-B3D est utilisée pour afficher les scans 3D corps entier des huit sujets sains du lot de données Desbois-8. Les maillages étant volumineux (environ 500 000 faces), le nombre de face a été réduit d'un facteur 10 en appliquant le modificateur « réduction » sous Blender (version 3.4.1). Cette fonction diminue le nombre de faces d'un maillage en réduisant de manière itérative le nombre d'arête qui ont un coût d'erreur minimal. Ce coût d'erreur est notamment calculé en utilisant des métriques telles que la longueur des arêtes et la conservation de la forme globale du maillage (Garland & Heckbert, 1997). Les maillages utilisés possèdent alors 50 000 faces environ. Puis, une carte

UV est générée pour chaque maillage via Blender. Cette carte UV va permettre de représenter les surfaces brûlées sur une texture associée à chaque maillage.

Les patrons de brûlures, au nombre de quatre, ont été créés à partir de brûlures réelles retrouvées sur des patients. Un expert clinique représente les surfaces brûlées des quatre patrons de brûlure (voir Figure 5.2) sur l'un des scans 3D. La représentation des surfaces brûlées tient compte du degré de brûlure selon un code couleur établi (vert : premier degré, jaune : second degré superficiel, rouge : second degré profond, marron : troisième degré). Un opérateur reproduit ces quatre patrons de brûlures sur la texture des maillages des huit sujets afin qu'un seul et même opérateur effectue cette tâche. Les maillages et leur texture sont enregistrés. Au total, l'échantillon de référence contient 32 scans 3D avec représentation de brûlures (8 scans $\times$ 4 patrons). Les surfaces de référence (*gold standard*) sont calculées pour chaque degré de brûlure (premier degré, second degré superficiel, second degré profond, troisième degré) en sommant l'aire des triangles affectés par chaque degré de brûlures (voir équation (2.8) en section 2.5.3). Elles sont exprimées en m² et en pourcentage de surface totale. Les patrons 1, 2, 3 et 4 ont respectivement un %TBSA d'environ 20 %, 90 %, 20 % et 56 %.

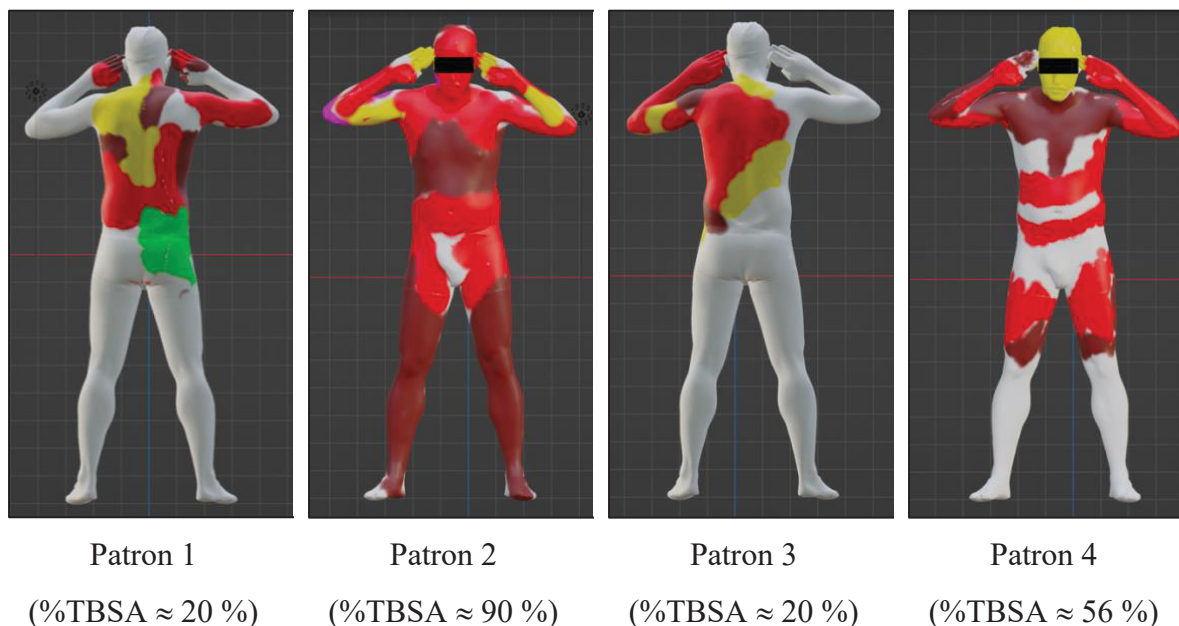


Figure 5.2 Illustration des quatre patrons de brûlures représentés sur l'un des huit maillages des sujets sains du lot de données Desbois-8 (vert : premier degré, jaune : second degré superficiel, rouge : second degré profond, marron : troisième degré)

5.2.3 Production des données d'évaluation

Au total, six opérateurs prennent part à la production des données. Trois opérateurs experts (chirurgiens-plasticiens) réalisent les évaluations en utilisant le schéma clinique de Lund & Browder et en utilisant la méthode de Desbois via l'application LIO-B3D. Trois opérateurs non-experts (infirmières), n'étant pas habilités et n'ayant pas l'expertise pour utiliser le schéma de Lund & Browder, effectuent l'évaluation en utilisant seulement la méthode de Desbois via l'application numérique LIO-B3D. Les maillages 3D d'un sujet sain avec la texture d'un patron de brûlure (i.e. référence), sont affichés sur un ordinateur et montrés à l'opérateur. Les évaluations consistent à estimer les surfaces brûlées visibles sur les maillages 3D en utilisant la méthode clinique (schéma de Lund & Browder) et la méthode numérique (LIO-B3D) et en tenant compte des degrés de brûlure.

Schéma clinique de Lund & Browder

Chacun des 3 experts reproduit les surfaces brûlées sur le schéma de Lund & Browder fourni au format papier. Le clinicien calcule le %TBSA pour chaque degré de brûlure (premier degré, second degré superficiel, second degré profond, troisième degré) et le %TBSA total.

Méthode de Desbois : LIO-B3D

Chacun des six opérateurs utilise l'application LIO-B3D installée sur iPad pour générer le modèle surfacique personnalisé selon les informations qui lui sont fournies pour le sujet concerné (taille, poids, âge, sexe, type de morphologie et trois circonférences). Puis, en dessinant sur le modèle, il reproduit les surfaces brûlées sur le modèle surfacique telles qu'il les voit sur la référence en tenant compte de la profondeur des brûlures selon le code couleur. Le modèle surfacique, la texture des brûlures dessinées et les surfaces brûlées obtenues ainsi que le %TBSA sont enregistrés.

Chaque opérateur réalise 32 évaluations par méthode (clinique et/ou numérique) pour évaluer les quatre patrons de brûlures sur chacun des huit scans 3D. L'ordre des évaluations est généré aléatoirement selon le sujet et le patron de brûlure.

5.2.4 Évaluation de la méthode de Desbois

Afin d'évaluer la précision de la méthode de Desbois, les %TBSA estimés avec la méthode numérique (LIO-B3D) sont étudiés. Pour les trois experts, ces %TBSA sont comparés avec les résultats obtenus avec le schéma clinique de Lund & Browder et les valeurs de %TBSA de référence. Pour les trois non-experts ils sont comparés seulement avec les valeurs de %TBSA de référence.

5.3 Méthodologie d'évaluation des méthodes STAP et S3D

Dans cette section, les deux méthodes proposées dans cette thèse, les méthodes STAP et S3D, sont évaluées et comparées aux données de références, aux méthodes cliniques (schéma de Lund & Browder, formule de Mosteller) et à la méthode de Desbois. La précision de ces

méthodes est évaluée au niveau global, en étudiant la BSA, et au niveau local, en étudiant l'aire des segments corporels et le %TBSA. Un récapitulatif des données accessibles selon les méthodes étudiées est fourni dans le Tableau 5.2.

Tableau 5.2 Récapitulatif des données accessibles selon les méthodes étudiées

	Données de référence (scans 3D)	Lund & Browder	Formule de Mosteller	Méthode de Desbois	Méthode STAP	Méthode S3D
BSA	✓	✗	✓	✓	✓	✓
Aire des segments corporels	✓	✓	✗	✓	✓	✓
%TBSA	✓	✓	✗	✓	✓	✓

5.3.1 Évaluation globale : BSA

La précision de l'aire de la forme globale est évaluée en comparant la BSA des modèles surfaciques générés via les méthodes STAP et S3D avec la BSA de référence, c'est-à-dire avec la BSA connue des scans 3D. L'aire totale de référence correspond à la BSA calculée sur les maillages des 18 scans 3D de sujets sains, c'est-à-dire ici, non brûlés. Elle est calculée en sommant l'aire de tous les triangles composant le maillage (voir équation (2.8) en section 2.5.3). La BSA des modèles surfaciques générés via la méthode de Desbois, la méthode STAP et la méthode S3D est calculée de la même manière, en sommant l'aire de tous les triangles composant le maillage.

5.3.2 Évaluation locale : aires par segment corporel

La précision de l'aire des régions corporelles locales est évaluée en comparant les aires obtenues selon différentes régions corporelles. Dans les modèles surfaciques générés via MakeHuman, les régions corporelles sont segmentées à partir du poids des sommets rattachés à chaque segment corporel (e.g. tête, cou, bras, torse, jambe). Puisque les modèles surfaciques ont toujours la même topologie, la liste des sommets et faces appartenant à chaque segment corporel est connue. L'aire de chaque triangle appartenant à chaque segment corporel est alors calculée en utilisant la formule de Héron (voir équation (2.9)) puis additionnée afin d'obtenir l'aire de la région corporelle auquel appartiennent les faces (voir équation (2.8)). Les régions corporelles étudiées sont la région tête et cou, le torse, le bras et la jambe (voir Figure 5.3). Puisque les modèles surfaciques de MakeHuman sont symétriques, seules les régions du bras gauche et de la jambe gauche sont considérées afin d'éviter les redondances.

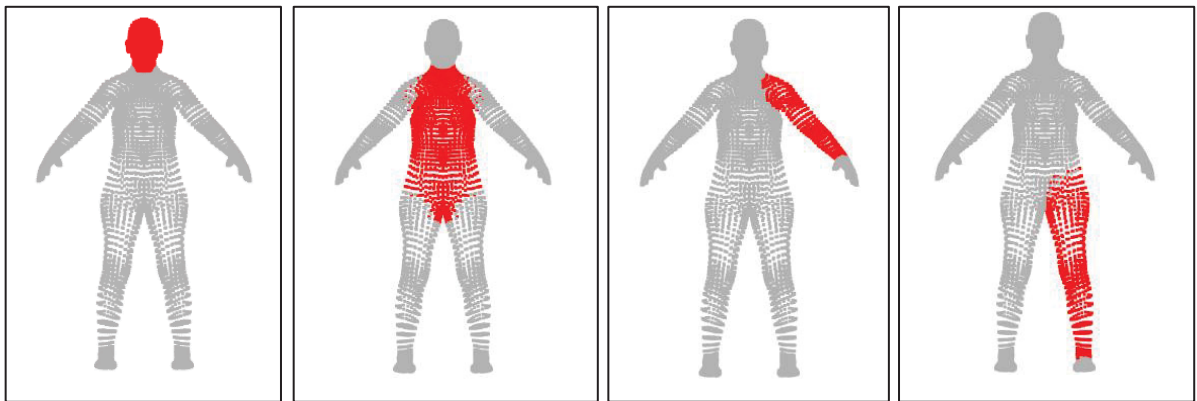


Figure 5.3 Illustration des quatre régions corporelles étudiées, tête et cou, torse, bras, jambe

Afin d'évaluer la précision des aires des régions corporelles des modèles surfaciques générés, des valeurs de références sont établies pour les 18 sujets des lots de données de Desbois-8 et FAUST. Les régions corporelles sont manuellement sélectionnées sur les maillages des 18 scans 3D des sujets par un expert en utilisant le logiciel MeshLab (version 2022.2). Les régions corporelles sont sélectionnées afin de correspondre aux régions corporelles définies sur le modèle surfacique de MakeHuman (voir Figure 5.3). Pour chaque scan 3D, chaque région est sélectionnée deux fois, puis, puisqu'il n'y a pas de variabilité significative observée entre les

deux sélections, les deux valeurs de surfaces sont moyennées. Une moyenne est ainsi obtenue pour chacune des quatre régions corporelles des 18 sujets.

5.3.3 Évaluation du %TBSA

Le %TBSA est étudié afin d'évaluer les méthodes STAP et S3D. Ces méthodes sont comparées à deux méthodes applicables en clinique ou issues de l'état de l'art : le schéma de Lund & Browder et la méthode de Desbois. Pour l'évaluation des méthodes STAP et S3D l'évaluation du %TBSA est menée sur les segments corporels affectés par des brûlures (voir Figure 5.3) sur les maillages des scans 3D des 18 sujets sains. La précision du %TBSA peut être évaluée en étudiant les erreurs absolues et relatives. L'erreur absolue (e.g. l'erreur absolue moyenne ou MAE, voir équation (2.13)) correspond à la différence entre les %TBSA estimés et les %TBSA de référence et est exprimée en points de pourcentage. L'erreur relative (e.g. l'erreur moyenne absolue en pourcentage ou MAPE, voir équation (2.12)) représente le quotient de l'erreur absolue par le %TBSA de référence et est exprimée en pourcentage. Ainsi, l'erreur absolue d'estimation du %TBSA peut avoir une valeur absolue de 5 points de pourcentage, ce qui correspond à une erreur relative de 10 % pour un %TBSA de 50 %, et une erreur relative de 25 % pour un %TBSA de 20 %. L'erreur relative permet ainsi de comparer les %TBSA obtenus selon plusieurs méthodes, quel que soit la valeur du %TBSA.

5.3.4 Métriques d'évaluation

Afin d'évaluer la performance (i.e. précision de la BSA, de l'aire par région corporelle et du %TBSA et puissance prédictive) des approches proposées dans cette thèse, plusieurs métriques sont utilisées :

- L'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) (voir équation (2.12))
- L'erreur moyenne absolue (MAE) exprimé en m^2 (voir équation (2.13))
- La racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) (voir équation (2.14))
- Coefficient de détermination (R^2) (voir équation (2.15))

Ces métriques évaluent la performance des approches proposées en comparant les valeurs estimées (BSA, aire par segment corporel, %TBSA) aux valeurs de référence. La MAPE, la MAE et la RMSE déterminent à quel point les valeurs estimées sont proches des valeurs de référence. Des valeurs proches de 0 indiquent une bonne estimation des valeurs. Le R^2 évalue la précision de l'estimation et a une valeur comprise entre 0 et 1. Plus le R^2 est proche de 1 plus la méthode est performante et peut expliquer une grande partie de la variabilité des valeurs obtenues.

En plus des valeurs de MAPE et de MAE, l'écart-type (σ) de ces métriques est utilisé afin d'étudier la variabilité des erreurs. Un écart-type bas, c'est-à-dire proche de 0, indique que les erreurs sont constantes parmi les résultats obtenus et ne s'éloignent pas de la moyenne. En revanche, un écart-type élevé indique que les résultats peuvent diverger de la moyenne dans certains cas de figure.

5.4 Statistiques

Afin de déterminer la significativité des résultats observés, des tests statistiques sont menés avec le logiciel Statgraphics (version 19). Des analyses de variances, ANOVA, sont appliquées pour détecter s'il existe des différences significatives entre les méthodes étudiées. L'ANOVA de Friedman, test non-paramétrique, est utilisé dans ce cas. Cependant, il ne permet pas de déterminer quelles méthodes obtiennent des résultats significatifs. Pour préciser les résultats de l'ANOVA, des procédures de comparaison multiples sont utilisées afin d'identifier quelles méthodes ont des moyennes significativement différentes. La méthode employée est la différence minimale significative (LSG) de Fisher avec un intervalle de confiance à 95 %.

CHAPITRE 6

RÉSULTATS

Avec les méthodologies présentées dans le chapitre précédent, les résultats décrits ici ont pour but d'évaluer la précision des méthodes développées et leur applicabilité en contexte de soins aux grands brûlés. Ce chapitre est divisé en deux sections principales. Une première section présente les résultats d'évaluation de la précision de la méthode de Desbois (voir section 6.1). La deuxième section (voir section 6.2) présente les résultats méthodologiques obtenus pour la conception des modèles statistiques, c'est-à-dire le modèle statistique de composition corporelle (voir section 6.2.1) et modèle statistique anthropométrique (voir section 6.2.2), des deux méthodes de modélisation 3D, STAP et S3D. Enfin, une troisième section présente les résultats de l'évaluation de la précision des méthodes STAP et S3D (voir section 6.3). Les résultats sont présentés avec des métriques quantitatives et des illustrations visuelles afin de démontrer la précision et l'efficacité des méthodes proposées. De plus, ces dernières sont comparées avec des méthodes existantes afin de souligner leurs avantages et limitations.

6.1 Résultats de l'évaluation pré-clinique de la méthode de Desbois

Une évaluation pré-clinique de la méthode de Desbois est menée en laboratoire dans un environnement simulant l'étape d'évaluation clinique des surfaces brûlées par l'équipe clinique. La précision du %TBSA est étudiée en comparant les %TBSA estimés avec la méthode de Desbois via l'application numérique LIO-B3D avec les %TBSA obtenus via la méthode clinique de Lund & Browder et les %TBSA de référence obtenus sur les scans 3D (voir section 5.2.2). Les résultats de précision (MAPE) et de variabilité (σ) obtenus pour les trois experts et les trois non-experts sont détaillés dans le Tableau 6.1. Les experts ont une MAPE de 12,89 % en utilisant la méthode de Lund & Browder. La MAPE est plus élevée de 2,26 points de pourcentage en utilisant la méthode de Desbois tandis que la variabilité est plus basse de 2,12 points de pourcentage. Les non-experts ont les erreurs de précision et de variabilité les plus basses (MAPE = 10,31 %, σ = 9,38 %).

Tableau 6.1 Résultats des erreurs moyennes absolues en pourcentage (MAPE) et écarts-types (σ) des %TBSA estimés avec la méthode clinique de Lund & Browder (L&B) et la méthode de Desbois pour les trois experts et avec la méthode de Desbois pour les trois non-experts

Évaluateurs	Méthode	MAPE (%) (σ)
Experts (N = 3)	L&B	12,89 (13,70)
	Desbois	15,15 (11,58)
Non-experts (N = 3)	Desbois	10,31 (9,38)

Pour étudier plus en détails les résultats obtenus par les trois experts, les %TBSA obtenus pour chaque patron de brûlures sont illustrés en Figure 6.1. Les valeurs de référence (en vert) ont une variabilité d'environ 1 point de pourcentage puisque de faibles variations sont observées dans les %TBSA lors de la représentation des quatre patrons de brûlures sur les scans 3D des huit sujets. En moyenne, les %TBSA obtenus avec la méthode de Desbois sont sous-estimés de 5,34 points de pourcentage comparés aux valeurs de %TBSA de référence. Avec la méthode de Lund & Browder, les %TBSA obtenus sont surestimés de 2,18 points de pourcentage en moyenne comparés aux valeurs de référence.



Figure 6.1 Résultats des %TBSA obtenus avec la méthode de Lund & Browder (L&B) et la méthode de Desbois, comparés aux %TBSA de référence pour les quatre patrons de brûlures.

La croix représente la moyenne, la barre interne, la médiane, les limites supérieures et inférieures les quartiles Q1 et Q3, et les moustaches, le minimum et maximum

Enfin, les résultats des pourcentages d'erreur absolue des %TBSA obtenus pour les trois experts comparés aux valeurs de référence sont illustrés en Figure 6.2. La MAPE obtenue avec la méthode de Desbois est plus élevée de 0,64 points de pourcentage comparée à la méthode de Lund & Browder pour l'expert 1. L'expert 2 obtient une MAPE plus basse de 1,76 points de pourcentage tandis que l'expert 3 obtient une MAPE plus élevée de 7,71 points de pourcentage. En ce qui concerne la méthode de Lund & Browder les MAPE varient également entre 10,66 % pour l'expert 1 et 14,09 % pour l'expert 2.

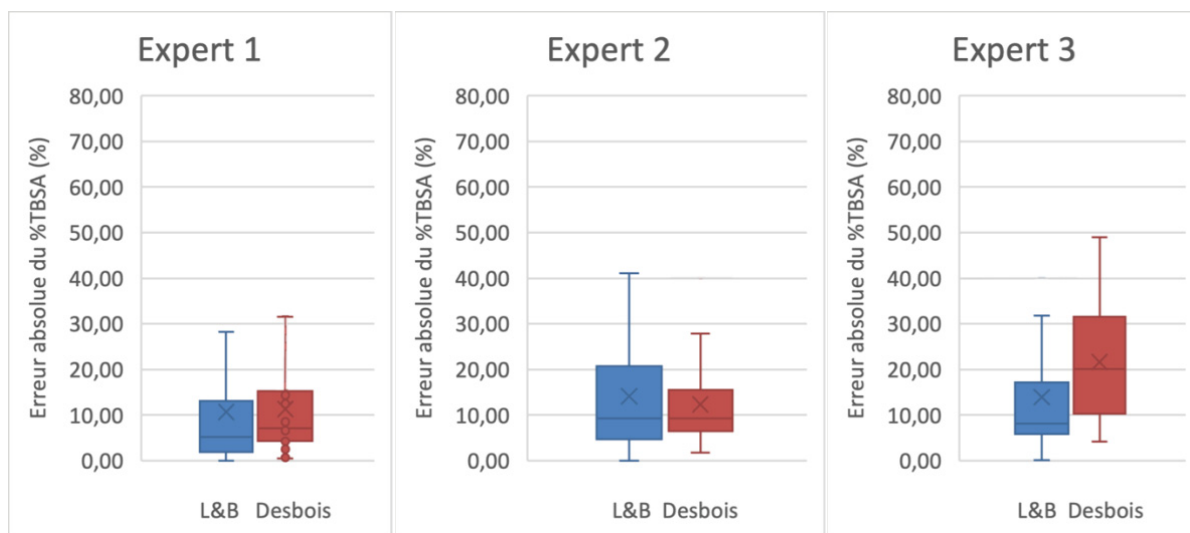


Figure 6.2 Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec la méthode clinique de Lund & Browder (L&D, en bleu) et la méthode de Desbois (en rouge) et le %TBSA de référence pour les trois experts. La croix représente la moyenne, la barre interne, la médiane, les limites supérieures et inférieures les quartiles Q1 et Q3, et les moustaches, le minimum et maximum

6.2 Estimation des équations de régressions des modèles statistiques des méthodes STAP et S3D

Cette section décrit les résultats obtenus pour la conception des modèles statistiques, c'est-à-dire le modèle statistique de composition corporelle (voir section 6.2.1) et modèle statistique anthropométrique (voir section 6.2.2), des deux méthodes de modélisation 3D, STAP et S3D

6.2.1 Estimation des équations de régressions du modèle statistique de composition corporelle de la méthode STAP

Cette sous-section présente les résultats expérimentaux d'estimation des équations et de leurs paramètres permettant de calculer les ratios de poids et de muscle en fonction du sexe et l'IMC, pour le modèle statistique de composition corporelle de la méthode STAP.

6.2.1.1 Distribution et équations des ratios de poids et de muscle selon le sexe et l'IMC

Pour chacun des 1 531 sujet féminin et 1 517 sujets masculin du lot de données SPRING, un couple de ratio [ratio de poids, ratio de muscle] est obtenu. La distribution des ratios de poids et de muscle dépendamment de l'IMC est présentée en Figure 6.3 pour les sujets féminins (première ligne) et masculins (deuxième ligne). L'allure en marches d'escaliers de la distribution des données est due au pas de 0,05 choisi pour obtenir les ratios de poids et de muscle pour chaque sujet (voir section 4.1.1.2). Une fonction d'ajustement de courbe est appliquée pour les ratios de poids et de muscle : la courbe qui s'ajuste le mieux aux ratios de poids est une fonction sigmoïdale tandis qu'une fonction polynomiale de degré 4 s'ajuste le mieux sur les ratios de muscle. Les courbes des équations sont visibles en rouge dans la Figure 6.3. Les équations et leurs coefficients sont détaillés dans le Tableau 6.2 pour calculer les ratios de poids et de muscle selon le sexe et en fonction de l'IMC. Les ratios de poids et de muscle sont estimés pour tous les sujets, quel que soit leur IMC, et les paramètres micro sont ensuite ajoutés pour les sujets en situation d'obésité.

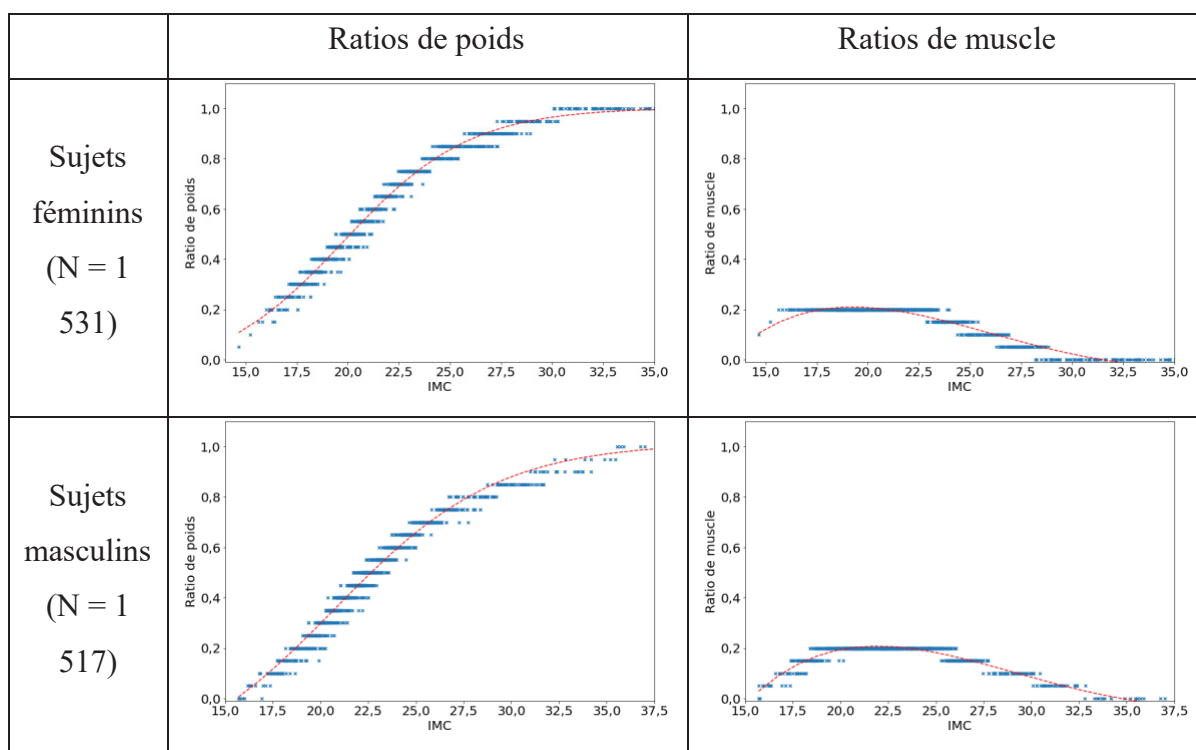


Figure 6.3 Distribution des ratios de poids (colonne de gauche) et de muscle (colonne de droite) en fonction de l'IMC pour les sujets féminins (première ligne) et masculins (deuxième ligne) et les courbes d'ajustements en rouge

Tableau 6.2 Équations du modèle statistique de composition corporelle et leurs paramètres afin d'estimer les ratios de poids et de muscles et les paramètres micro selon le sexe et l'IMC

Sujets féminins	Ratio de poids (tous les sujets)	$RP_F(IMC) = \frac{1,0672}{1 + e^{-0,3233 \times (IMC - 19,7873)}} - 0,0636$
	Ratio de muscle (tous les sujets)	$RM_F(IMC) = -0,000004 \times IMC^4 + 0,0006 \times IMC^3 - 0,0267 \times IMC^2 + 0,5283 \times IMC - 3,4565$
	Paramètres micro (sujets obèses)	$\mu_F(IMC) = 0,0526 \times IMC - 1,6316$
Sujets masculins	Ratio de poids (tous les sujets)	$RP_M(IMC) = \frac{1,3205}{1 + e^{-0,2336 \times (IMC - 20,7652)}} - 0,3036$
	Ratio de muscle (tous les sujets)	$RM_M(IMC) = -0,000003 \times IMC^4 + 0,0005 \times IMC^3 - 0,0250 \times IMC^2 + 0,5545 \times IMC - 4,1344$
	Paramètres micro (sujets obèses)	$\mu_M(IMC) = 0,0667 \times IMC - 2,3333$

6.2.1.2 Identification du seuil d'IMC d'obésité pour les paramètres micro

Afin de déterminer le seuil d'IMC correspondant à une situation d'obésité selon le sexe, les modèles surfaciques des 1 531 et 1 517 sujets féminins et masculins du lot de données SPRING sont générés avec les ratios de poids et de muscle et le paramètre micro fixé à la valeur par défaut de MakeHuman, c'est-à-dire 0. Les BSA de ces modèles surfaciques sont calculées. Ces BSA sont comparés avec les valeurs réelles des BSA des sujets respectifs. La distribution des erreurs absolues en pourcentage pour les sujets féminins et masculins sont affichés en Figure

6.4. En utilisant seulement les ratios de poids et de muscle (première colonne), les pourcentages d'erreur absolue augmentent drastiquement au-delà d'un IMC de 31 pour les sujets féminins (voir Figure 6.4-A) et 35 pour les sujets masculins (voir Figure 6.4-C). Les valeurs de 31 et de 35 établissent alors le seuil d'IMC à partir duquel les sujets sont considérés en obésité. Puisqu'au-delà de ces seuils la précision de la BSA des modèles surfaciques diminue, alors les paramètres micro sont ajoutés au modèle statistique de composition corporelle. La colonne de droite de la Figure 6.4 montre les pourcentages d'erreur absolus obtenus en utilisant le modèle statistique de composition corporel incluant les ratios de poids, de muscle et les paramètres micro pour les sujets féminins (voir Figure 6.4-B) et masculins (voir Figure 6.4-D). La méthode STAP avec le modèle statistique de composition corporelle complet réduit l'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) de la BSA à 0,65 % ($\sigma = 0,51$ %) pour les sujets féminins et 0,66 % ($\sigma = 0,57$ %) pour les sujets masculins. Pour les sujets féminins en obésité ($\text{IMC} > 31$), le gain observé en ajoutant les paramètres micro est de 86 %. Pour les sujets masculins en obésité ($\text{IMC} > 35$), le gain observé est de 67 %.

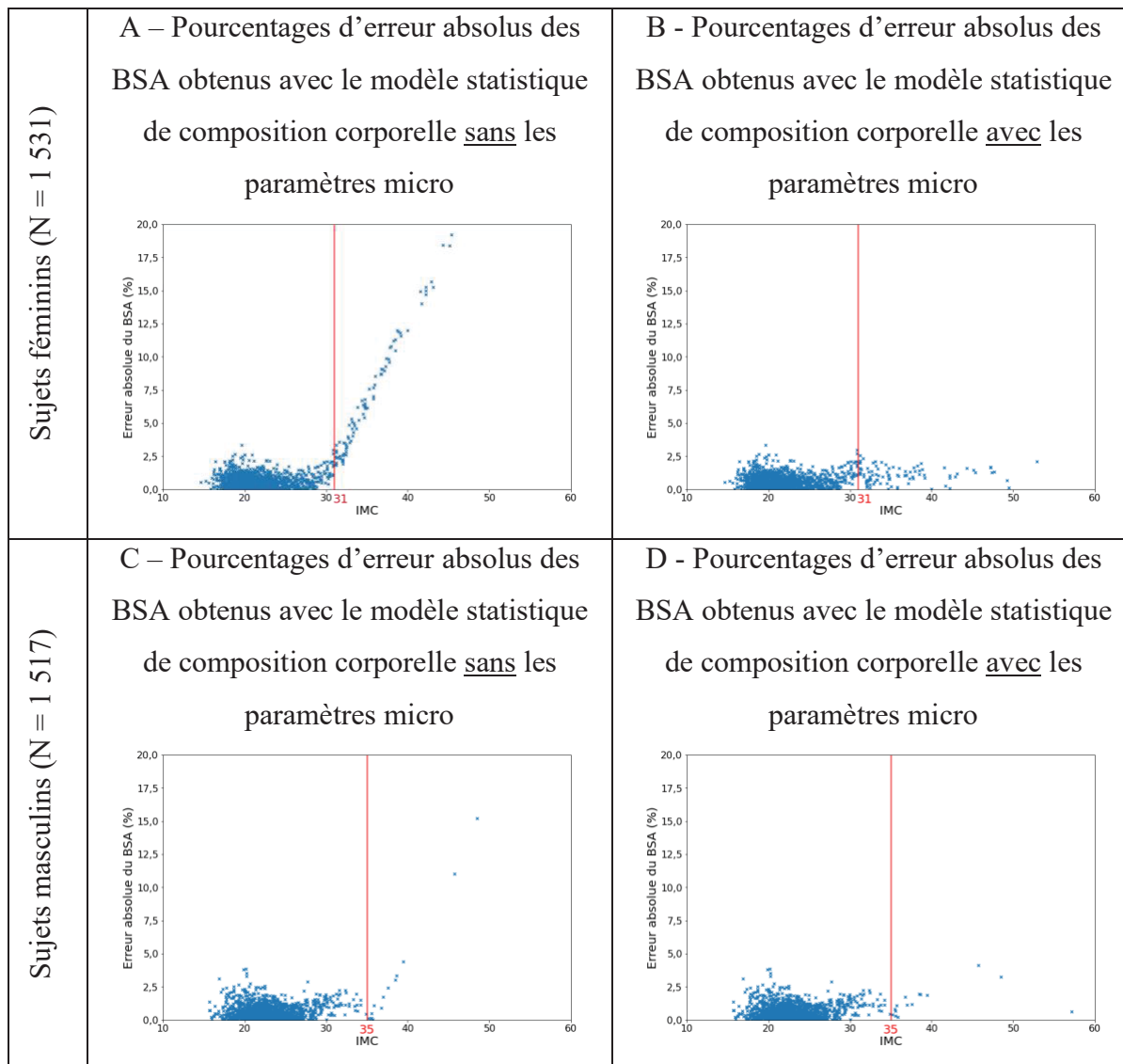


Figure 6.4 Distribution des erreurs absolues en pourcentage des BSA des modèles surfaciques générés avec le modèle statistique de composition corporelle en fonction de l’IMC pour les sujets féminins (première ligne) et masculins (deuxième ligne), sans (première colonne) et avec (deuxième colonne) les paramètres micro. Les seuils d’IMC sont indiqués en rouge

Pour le sujet en obésité dans le lot de données Desbois-8, la Figure 6.5 montre les modèles surfaciques lorsqu’ils sont générés sans ajuster les paramètres micro (modèle surfacique à gauche) et en les ajustant selon l’IMC (modèle surfacique au centre). Le scan 3D du sujet est présenté à droite. Comparé à la BSA du scan 3D, les modèles surfaciques générés sans et avec ajustements des paramètres micro ont des erreurs moyennes absolues en pourcentage (MAPE)

de 23,86 % et 0,18 % respectivement. Il y a donc une amélioration de la précision de 92 % en utilisant les paramètres micro.

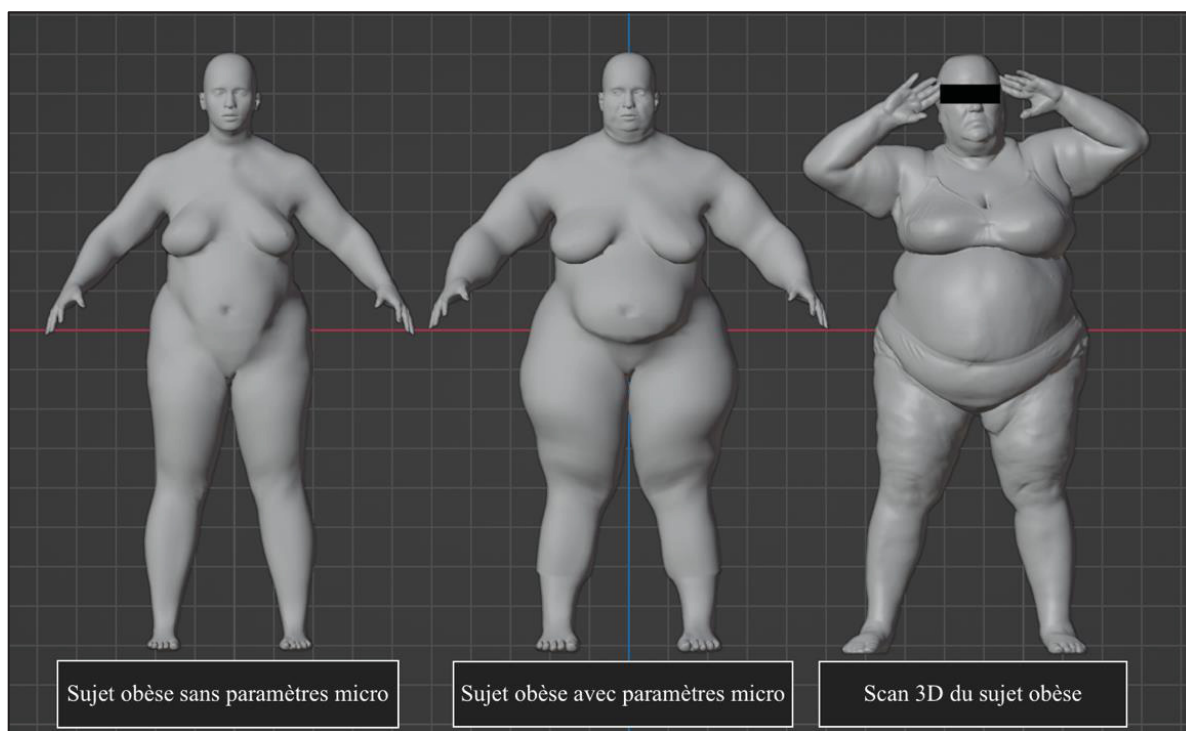


Figure 6.5 Illustration des modèles surfaciques du sujet en obésité générés via la méthode STAP sans (à gauche) et avec (au centre) les paramètres micro, comparé au scan 3D du sujet (à droite)

6.2.2 Estimation des équations de régressions du modèle statistique anthropométrique de la méthode S3D

Pour la création du modèle statistique anthropométrique, le lot de données Desbois-50 000 est d'abord étudié. La distribution des 19 mesures anthropométriques (i.e. variables) pour les sujets féminins et masculins (voir ANNEXE III) indique que toutes les variables ne suivent pas une loi normale. Les corrélations entre les variables sont donc obtenues en utilisant la méthode des rangs de Spearman. Les fortes corrélations (coefficient de corrélation $\geq 0,7$) sont détaillées en Figure 6.6 pour les sujets féminins et en Figure 6.7 pour les sujets masculins. Les matrices de toutes les corrélations pour les sujets féminins et masculins sont disponibles en ANNEXE IV.

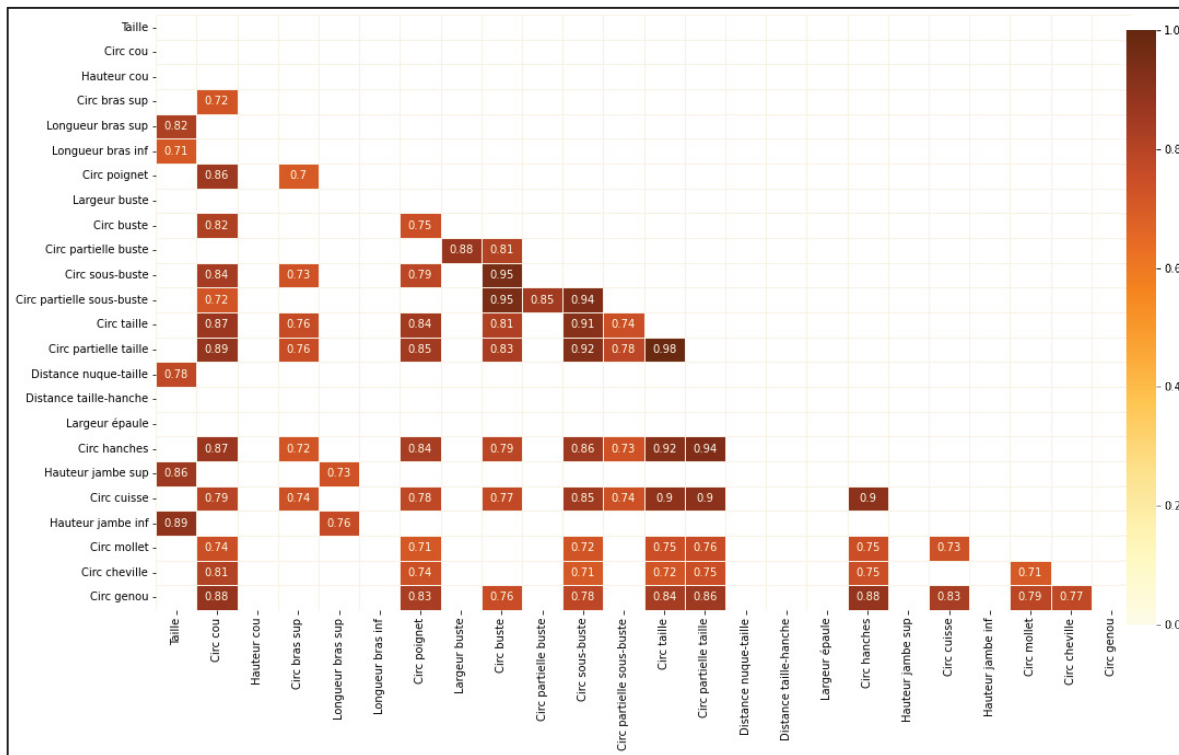


Figure 6.6 Corrélations des rangs de Spearman obtenues pour les mesures anthropométriques des 21 291 sujets féminins

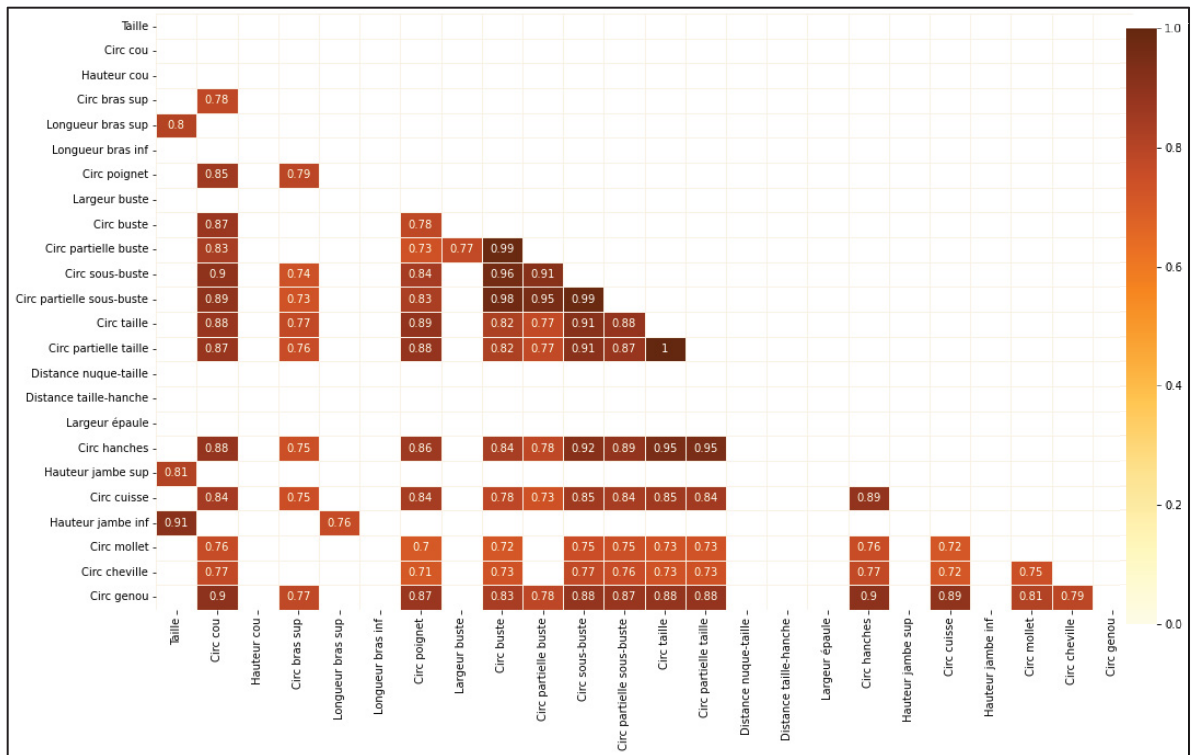


Figure 6.7 Corrélations des rangs de Spearman obtenues pour les mesures anthropométriques des 20 684 sujets masculins

On peut donc remarquer des cas de multicollinéarité entre les variables, notamment entre les circonférences et circonférences partielles (cou, buste, sous-buste, hanches, cuisse, mollet, cheville, genou) ainsi qu'entre les hauteurs et longueurs (taille, longueur du bras supérieur et du bras inférieur, longueur de jambe supérieur et inférieur).

Pour résoudre cet enjeu de multicollinéarité, des régressions Ridge sont employées pour estimer l'ensemble des mesures de MakeHuman à partir des cinq variables explicatives : la taille, la largeur de buste, ainsi que les circonférences partielles de buste, de sous-buste et de taille. L'ordonnée à l'origine et les coefficients des équations de régressions pour estimer les 19 variables sont détaillés dans le Tableau 6.3 pour les sujets féminins et dans le Tableau 6.4 pour les sujets masculins. Les performances de chaque régression de Ridge sont indiquées en

Tableau 6.5. Chaque équation de régression inclus les cinq variables explicatives. Des exceptions surviennent cependant lorsque l'on souhaite obtenir une statistique de Durbin-Watson significative. C'est le cas pour deux variables à expliquer pour les sujets masculins : ainsi, une équation de régression simple est appliquée pour la longueur de jambe inférieure, et seulement deux variables explicatives sont utilisées pour estimer la circonférence de buste.

Ces 19 équations permettent ainsi d'estimer les 19 mesures anthropométriques, en plus de la largeur de buste qui est extraite directement sur le scan 3D partiel, utilisées pour personnaliser localement le modèle surfacique généré par la méthode S3D.

Tableau 6.3 Liste des six coefficients (ordonnée à l'origine et les coefficients des cinq variables explicatives) pour les 19 variables à expliquer pour les sujets féminins. Les variables appartenant à une même région corporelle sont indiquées dans une même couleur (bleu : tête et cou, orange : bras, vert : buste, rouge : jambe)

Mesure	Ordonnée à l'origine (β_0)	Coefficient de la taille (β_1)	Coefficient de la largeur de buste (β_2)	Coefficient de la circ partielle de buste (β_3)	Coefficient de la circ partielle de sous-buste (β_4)	Coefficient de la circ partielle de taille (β_5)
Circ cou	-0,484512	0,0168016	0,124303	-0,0652165	0,0926033	0,750186
Hauteur cou	3,48043	0,0223704	-0,0353944	0,0086352	0,139204	-0,0461884
Circ bras sup	1,18214	0,0205498	-0,0126262	-0,0956595	0,264896	0,469706
Longueur bras sup	-3,44267	0,166626	0,037404	0,0121592	-0,0597009	0,0926073
Longueur bras inf	2,20662	0,108781	0,0357656	-0,00355541	-0,0196498	0,0437365
Circ poignet	-2,74901	0,0154587	-0,00658467	-0,0349984	0,0674836	0,407917
Circ buste	-7,94561	-0,0557411	0,219469	0,672805	1,1629	1,05616
Circ sous-buste	-10,0583	-0,0595408	-0,17797	0,0243331	1,73052	1,21837
Circ taille	-12,7242	-0,0939193	-0,00910752	-0,591934	1,04915	2,92949
Dist nuque-taille	5,1461	0,192154	-0,129788	0,145288	-0,0520556	0,0595411
Dist taille-hanche	6,71295	0,112342	0,0241407	0,133714	-0,273452	-0,139633
Largeur épaule	5,99626	0,0385679	0,126018	-0,0838491	0,19195	-0,146422
Circ hanches	10,1168	0,129945	-0,0154954	0,160673	-0,256148	2,07562
Hauteur jambe sup	-11,7815	0,28126	0,00900862	-0,0106727	-0,0269513	0,0502048
Circ cuisse	4,27742	0,0322414	-0,0860147	-0,120167	0,463679	1,08578
Hauteur jambe inf	-5,13793	0,329298	0,0648512	0,0424417	-0,122317	-0,0365191
Circ mollet	5,10387	0,0438241	0,00703825	0,0384854	0,0203255	0,646085
Circ genou	6,64318	0,0563672	0,0337798	0,106516	-0,250493	0,665163
Circ cheville	-2,50389	0,0494533	0,0358564	-0,078506	0,0871712	0,402005

Tableau 6.4 Liste des six coefficients (ordonnée à l'origine et les coefficients des cinq variables explicatives) pour les 19 variables à expliquer pour les sujets masculins. Les variables appartenant à une même région corporelle sont indiquées dans une même couleur (bleu : tête et cou, orange : bras, vert : buste, rouge : jambe)

Mesure	Ordonnée à l'origine (β_0)	Coefficient de la taille (β_1)	Coefficient de la largeur de buste (β_2)	Coefficient de la circ partielle de buste (β_3)	Coefficient de la circ partielle de sous-buste (β_4)	Coefficient de la circ partielle de taille (β_5)
Circ cou	6,65107	0,0329035	0,0122659	0,177758	0,196182	0,298088
Hauteur cou	5,2308	0,0281297	0,0103554	-0,0103991	0,0611007	-0,0676159
Circ bras sup	2,55486	0,0214794	-0,0565728	0,0645631	0,240084	0,321785
Longueur bras sup	-0,804281	0,155981	0,0269329	-0,0623269	0,110793	0,0135093
Longueur bras inf	4,61868	0,128219	0,0883359	-0,111316	0,0946705	-0,122692
Circ poignet	-0,437872	0,0120592	-0,0774649	0,0718004	0,158067	0,221625
Circ buste	6,51894	0	0	1,1878	1,15026	0
Circ sous-buste	6,92745	0,0338553	-0,209592	0,391365	1,34087	0,399371
Circ taille	-2,3325	-0,0282412	-0,33139	0,146127	0,728018	2,00577
Dist nuque-taille	0,325989	0,166714	-0,184408	0,102161	0,222044	0,0719141
Dist taille-hanche	6,09256	0,11648	0,114825	-0,0875806	-0,170451	-0,057726
Largeur épaule	2,98081	0,0385154	0,185409	-0,117995	0,0349832	0,0329488
Circ hanches	9,67725	0,15008	-0,25072	0,205827	0,575925	1,15945
Hauteur jambe sup	-9,74284	0,304352	0,0842156	-0,0459539	-0,1695	-0,0241825
Circ cuisse	8,06602	0,0729354	-0,0930912	-0,000671443	0,548334	0,452212
Hauteur jambe inf	-4,38481	0,338348	0	0	0	0
Circ mollet	7,32804	0,0661367	-0,0548979	0,11868	0,240357	0,229262
Circ genou	6,29938	0,0604654	-0,0746068	0,10697	0,23029	0,274021
Circ cheville	0,511517	0,0627064	-0,0542769	0,0825873	0,151676	0,134304

Tableau 6.5 Performances des régressions de Ridge, avec le R^2 (en %), la MAE (en cm), la statistique de Durbin-Watson et sa valeur p, pour les 19 variables à expliquer pour les sujets féminins et masculins. Les variables appartenant à une même région corporelle sont indiquées dans une même couleur (bleu : tête et cou, orange : bras, vert : buste, rouge : jambe)

Mesures	Sujets féminins				Sujets masculins			
	R^2	MAE (cm)	Durbin-Watson	P	R^2	MAE (cm)	Durbin-Watson	P
Circ cou	0,80	1,32219	2,32018	0	0,85	1,25894	2,75843	0
Hauteur cou	0,71	0,223194	1,63164	0	0,42	0,409038	0,399186	0
Circ bras sup	0,58	1,74528	2,34226	0	0,62	2,17649	2,20853	0
Longueur bras sup	0,73	1,03954	2,28975	0	0,70	1,08536	2,14293	0
Longueur bras inf	0,53	1,04091	2,31345	0	0,52	1,26454	2,13752	0
Circ poignet	0,75	0,860193	2,1922	0	0,80	0,906503	1,75279	0
Circ buste	0,94	1,9724	1,53908	0	0,97	1,02047	1,9345	0
Circ sous-buste	0,97	0,992415	0,966415	0	0,97	0,992291	1,65512	0
Circ taille	0,96	1,3791	1,1191	0	0,98	0,916904	1,19222	0
Dist nuque-taille	0,62	1,52812	2,35262	0	0,70	1,53675	2,33732	0
Dist taille-hanche	0,53	1,11558	2,42881	0	0,52	1,28889	2,44096	0
Largeur épaule	0,57	0,511746	1,17024	0	0,75	0,322221	2,07817	0
Circ hanches	0,87	2,50486	2,19452	0	0,91	2,35042	2,22063	0
Hauteur jambe sup	0,74	1,57425	2,3071	0	0,72	1,75255	2,35539	0
Circ cuisse	0,80	2,15236	2,10341	0	0,79	2,32808	2,08635	0
Hauteur jambe inf	0,82	1,4531	2,42398	0	0,86	1,37918	2,34531	0
Circ mollet	0,61	1,98939	2,41129	0	0,64	2,02332	2,52719	0
Circ genou	0,78	1,10027	2,10828	0	0,85	1,13257	2,40571	0
Circ cheville	0,64	1,2649	2,32935	0	0,70	1,19543	2,59474	0

6.3 Résultats de l'évaluation de la précision des méthodes STAP et S3D

6.3.1 Résultats de la précision globale : aire corporelle totale des modèles surfaciques

Dans cette section, les résultats de précision globale des modèles surfaciques générés via les méthodes STAP et S3D sont détaillés. Les résultats de la comparaison des BSA des modèles surfaciques générés via ces méthodes avec les BSA des scans 3D sont détaillés dans le Tableau 6.6. Ce tableau contient les MAPE, MAE, RMSE et R^2 des méthodes évaluées. Les résultats obtenus avec la formule de Mosteller ainsi qu'avec la méthode de Desbois sont également intégrés dans le Tableau 6.6.

Tableau 6.6 Résultats de précision des BSA obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D), la formule de Mosteller et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)

Méthodes	Lot de données	MAPE (%) (σ)	MAE (m ²) (σ)	RMSE (m ²)	R^2
Mosteller	D (N = 8)	3,41 (2,21)	0,0634 (0,0417)	0,0745	0,98
Desbois	D&F (N = 18)	4,81 (4,93)	0,0923 (0,1113)	0,1421	0,55
STAP	D&F (N = 18)	2,10 (2,21)	0,0378 (0,0399)	0,0541	0,94
S3D	D&F (N = 18)	1,93 (2,08)	0,0347 (0,0370)	0,0500	0,95

Les méthodes STAP et S3D ont les métriques d'erreur les plus basses avec des MAPE de 2,10 % et 1,93 % respectivement. La méthode S3D possède les meilleurs résultats avec une MAE de 0,0347 m² et une RMSE de 0,05 m². Également la variabilité des résultats des méthodes STAP et S3D est relativement basse avec des écart-types de 2,21 % et 2,08 % pour la MAPE et de 0,0339 et 0,0370 pour la MAE.

Comparées aux autres méthodes évaluées (i.e. formule de Mosteller et méthode de Desbois), les méthodes STAP et S3D ont des erreurs plus basses. En moyenne, les métriques MAPE, MAE et RMSE des méthodes STAP et S3D sont 1,56 à 1,70 fois plus basses par rapport aux métriques obtenues avec la formule de Mosteller. Et bien que le R^2 le plus élevé soit obtenu avec la formule de Mosteller, les méthodes STAP et S3D ont des bons coefficients de 0,94 et 0,95. Comparées aux métriques obtenues avec la méthode de Desbois, les résultats sont 2,45 à 2,67 fois plus bas avec les méthodes STAP et S3D. La Figure 6.8 (graphique de gauche « BSA ») illustre les MAE obtenues avec les méthodes de Desbois, STAP et S3D. L'erreur d'estimation de la surface corporelle totale (BSA) obtenue avec la méthode STAP diminue de 59 % comparé à la méthode de Desbois. Et une diminution supplémentaire de 8 % est observé avec la méthode S3D comparé à la méthode STAP. Les modèles surfaciques de huit sujets des lots de données Desbois-8 et FAUST générés via la méthode de Desbois et les méthodes STAP et S3D sont présentés en ANNEXE V. Les résultats des segments corporels (tête et cou, torse, bras et jambe) sont décrits par la suite.

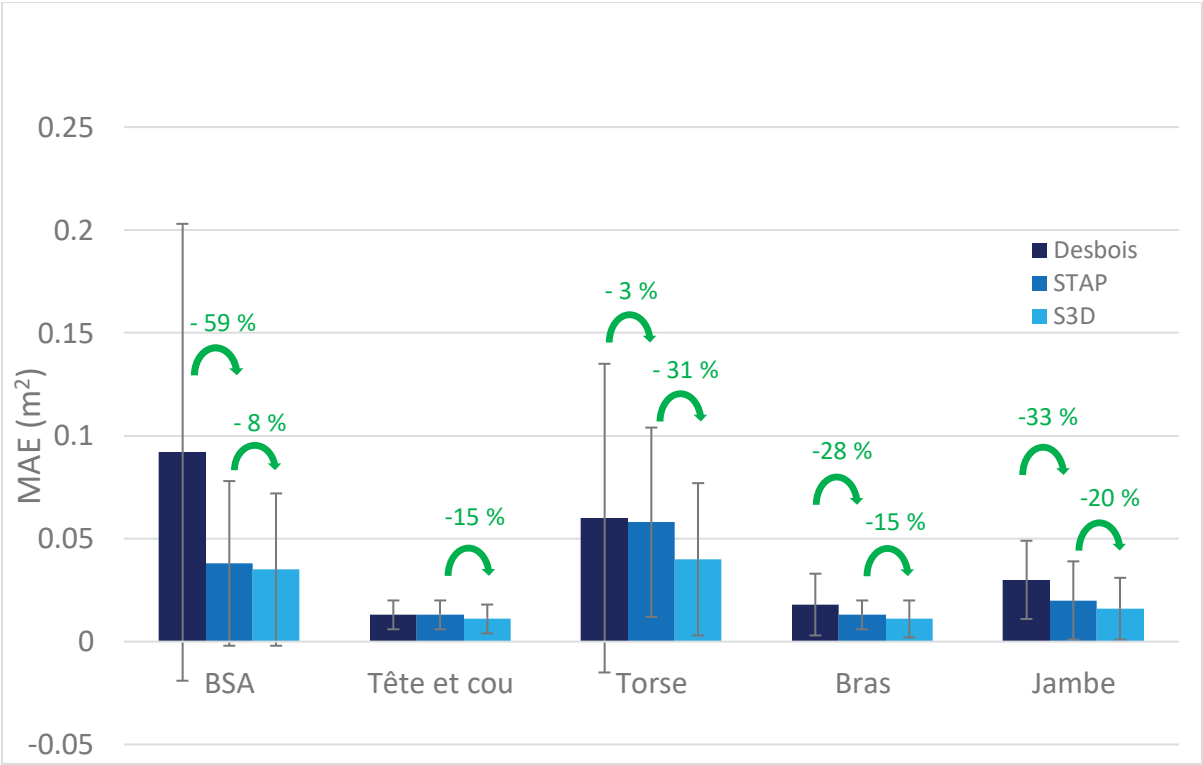


Figure 6.8 Erreurs moyennes absolues (MAE) des surfaces corporelles totale (BSA), des segments corporels de tête et cou, du torse, du bras et de la jambe des modèles surfaciques générés via les méthodes de Desbois, STAP et S3D comparées avec les valeurs de référence

6.3.2 Résultats de la précision des régions corporelles locales : aire par segment corporel des modèles surfaciques

Les résultats de précision de l’aire des régions corporelles locales des modèles surfaciques générés via les méthodes STAP, S3D et la méthode de Desbois sont présentés ici. Les résultats des différents segments corporels sont présentés : le Tableau 6.7 illustre les résultats des MAPE, MAE, RMSE et du R^2 pour la région de la tête et du cou, le Tableau 6.8 ceux de la région du torse, le Tableau 6.9 du bras et le Tableau 6.10 ceux de la jambe.

Tableau 6.7 Résultats de précision de l'aire du segment corporel de la tête et du cou obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D) et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)

Méthodes	Lot de données	MAPE (%) (σ)	MAE (m ²) (σ)	RMSE (m ²)	R ²
Desbois	D&F (N = 18)	8,84 (5,04)	0,0127 (0,0071)	0,0144	0,53
STAP	D&F (N = 18)	8,70 (5,07)	0,0125 (0,0072)	0,0143	0,56
S3D	D&F (N = 18)	7,77 (4,60)	0,0111 (0,0066)	0,0128	0,61

Globalement, les métriques d'erreur pour la région tête et cou sont proches entre les trois méthodes étudiées. La méthode S3D a les erreurs les plus basses avec une MAPE de 7,77 %, une MAE de 0,0111 m² et une RMSE de 0,0128 m² mais avec des valeurs en moyenne 1,13 fois plus petite comparée à la méthode de Desbois. La variabilité entre les méthodes diffère peu avec des différences de seulement 0,47 % pour la MAPE, 0,0006 m² pour la MAE et 0,0016 m² pour la RMSE. La Figure 6.8 illustre bien la faible amélioration de 15 % observée entre les méthodes STAP et S3D.

Tableau 6.8 Résultats de précision de l'aire du segment corporel du torse obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D) et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)

Méthodes	Lot de données	MAPE (%) (σ)	MAE (m ²) (σ)	RMSE (m ²)	R ²
Desbois	D&F (N = 18)	8,80 (7,66)	0,0599 (0,0748)	0,0942	0,55
STAP	D&F (N = 18)	8,76 (5,12)	0,0580 (0,0463)	0,0734	0,87
S3D	D&F (N = 18)	6,08 (4,19)	0,0400 (0,0372)	0,0539	0,90

Concernant la région du torse, les erreurs les plus basses sont observées pour la méthode S3D avec une MAPE de 6,08 % et une MAE de 0,04 m². Peu de variations sont observées entre les méthodes de Desbois et STAP, cependant la variabilité diminue de 2,54 % pour la MAPE et de 0,0285 m² pour la MAE avec la méthode STAP. LA RMSE obtenue avec la méthode STAP est ainsi 1,28 fois plus petite comparée à la méthode de Desbois et la RMSE obtenue avec la méthode S3D est 1,36 fois plus petite que celle obtenue avec la méthode STAP. La Figure 6.8 illustre la baisse de variabilité des MAE entre les méthodes de Desbois et la méthode STAP tandis que la méthode S3D obtient une MAE plus basse de 31 % comparée à la méthode STAP.

Tableau 6.9 Résultats de précision de l'aire du segment corporel du bras obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D) et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)

Méthodes	Lot de données	MAPE (%) (σ)	MAE (m ²) (σ)	RMSE (m ²)	R ²
Desbois	D&F (N = 18)	9,98 (6,76)	0,0180 (0,0146)	0,0230	0,49
STAP	D&F (N = 18)	7,20 (3,24)	0,0130 (0,0067)	0,0145	0,80
S3D	D&F (N = 18)	6,33 (4,96)	0,0114 (0,0095)	0,0147	0,77

La région des bras a également les erreurs les plus basses avec la méthode S3D, avec une MAPE de 6,33 % et une MAE de 0,0114 m². La variabilité est néanmoins plus grande avec la méthode S3D pour la MAPE ($\sigma = 4,96$ %) et la MAE ($\sigma = 0,0095$ m²) comparé à la méthode STAP pour ces deux métriques ($\sigma = 3,24$ % et $\sigma = 0,0067$ m² respectivement). Puisqu'il y a de plus grands écarts par rapport à la moyenne, les méthodes STAP et S3D ont des RMSE pratiquement identiques alors que le R² est légèrement plus élevé avec la méthode STAP (R² = 0,80).

Comparées avec la méthode de Desbois, la méthode STAP a une MAE plus basse de 28 %, et la méthode S3D a une MAE 15 % plus basse par rapport à la méthode STAP (Figure 6.8).

Tableau 6.10 Résultats de précision de l'aire du segment corporel de la jambe obtenus via les méthodes proposées (STAP et S3D) et la méthode de Desbois avec les lots de données Desbois-8 (D) et FAUST (F)

Méthodes	Lot de données	MAPE (%) (σ)	MAE (m ²) (σ)	RMSE (m ²)	R ²
Desbois	D&F (N = 18)	7,63 (4,46)	0,0297 (0,0186)	0,0348	0,51
STAP	D&F (N = 18)	5,23 (5,28)	0,0201 (0,0194)	0,0275	0,79
S3D	D&F (N = 18)	4,24 (4,08)	0,0161 (0,0146)	0,0215	0,78

Pour la région de la jambe, les erreurs les plus basses sont observées pour la méthode S3D avec une MAPE de 4,24 %, une MAE de 0,0161 m² et une RMSE de 0,0215 m². La méthode STAP a également des erreurs basses avec une MAPE de 5,23 %. Les coefficients de détermination entre des méthodes STAP et S3D sont sensiblement les mêmes.

Comparées avec la méthode de Desbois, la méthode STAP a une MAE plus basse de 33 %, et la méthode S3D a une MAE 20 % plus basse par rapport à la méthode STAP (Figure 6.8).

6.3.3 Résultats de la précision du %TBSA

Pour évaluer la précision des %TBSA estimés selon la méthode de Lund & Browder, la méthode de Desbois et les méthodes STAP et S3D, les erreurs absolues sont d'abord étudiées en utilisant les MAPE, puis les erreurs relatives sont étudiées en utilisant les MAE.

Les MAPE des %TBSA obtenus pour les 18 sujets pour chaque segment corporel affecté par les brûlures (tête et cou, torse, bras et jambe) sont détaillées dans le Tableau 6.11 pour chaque méthode (méthode clinique de Lund & Browder, méthode de Desbois, méthodes STAP et S3D), comparés aux %TBSA de référence. Globalement, la méthode S3D permet d'obtenir les MAPE les plus basses, variant entre 1,94 % pour la région tête et cou et 6,08 % pour la région du torse, quelle que soit la région corporelle affectée par les brûlures. Le schéma de Lund & Browder a, quant à lui, les MAPE les plus élevées, variant de 5,11 % à 16,19 %, sauf pour la région du bras. Toutes régions confondues, les mêmes tendances sont observées avec le schéma de Lund & Browder ayant la MAPE la plus élevée (MAPE = 9,56 %) tandis que la méthode S3D a la MAPE la plus basse (MAPE = 3,63 %). De façon générale, la tendance observée est une diminution progressive de la MAPE entre le schéma de Lund & Browder, la méthode de Desbois, la méthode STAP et la méthode S3D. Cependant, quelques exceptions sont observées. La méthode STAP obtient la MAPE la plus élevée (MAPE = 7,51 %) pour la région du bras et a une MAPE plus élevée que celle obtenue par la méthode de Desbois pour la région de la jambe.

Tableau 6.11 Résultats des erreurs moyennes absolues en pourcentage (MAPE) et écarts-types (σ) des %TBSA estimés avec la méthode clinique de Lund & Browder (L&B), la méthode de Desbois ainsi que pour les méthodes STAP et S3D

Région corporelle brûlée	Méthode	MAPE (%) (σ)
Tête et cou	L&B	7,77 (11,10)
	Desbois	7,07 (3,91)
	STAP	2,04 (1,24)
	S3D	1,94 (1,11)
Torse	L&B	9,17 (4,61)
	Desbois	8,80 (7,66)
	STAP	8,76 (5,12)
	S3D	6,08 (4,19)
Bras	L&B	5,11 (3,94)
	Desbois	6,82 (5,60)
	STAP	7,51 (7,45)
	S3D	2,91 (1,98)
Jambe	L&B	16,19 (3,92)
	Desbois	4,07 (3,57)
	STAP	6,41 (5,71)
	S3D	3,61 (2,22)
Toutes les régions (tête et cou, torse, bras, jambe)	L&B	9,56 (7,68)
	Desbois	6,69 (5,58)
	STAP	6,18 (5,85)
	S3D	3,63 (3,00)

En complément du Tableau 6.11, le détail des %TBSA obtenus avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D comparés aux %TBSA de référence sont détaillés dans les Figures 6.10 à 6.13 pour chaque région corporelle pour chacun des 18 sujets. Pour la région tête et cou (voir Figure 6.9), les méthodes de Lund & Browder et de Desbois ont les plus grands pourcentages d'erreur et ces derniers varient beaucoup d'un sujet à l'autre, notamment pour le sujet en situation d'obésité morbide (i.e. sujet G). Pour la région du torse (voir Figure 6.10), on observe aussi une diminution des pourcentages d'erreur pour le sujet G ces derniers étant de 35 % avec la méthode de Desbois et diminuant à 15 % avec la méthode S3D. Pour la région de la jambe (voir Figure 6.12), les pourcentages d'erreur obtenus avec la méthode de Lund & Browder sont élevés et varient également beaucoup, entre 10 % et 25 % environ.

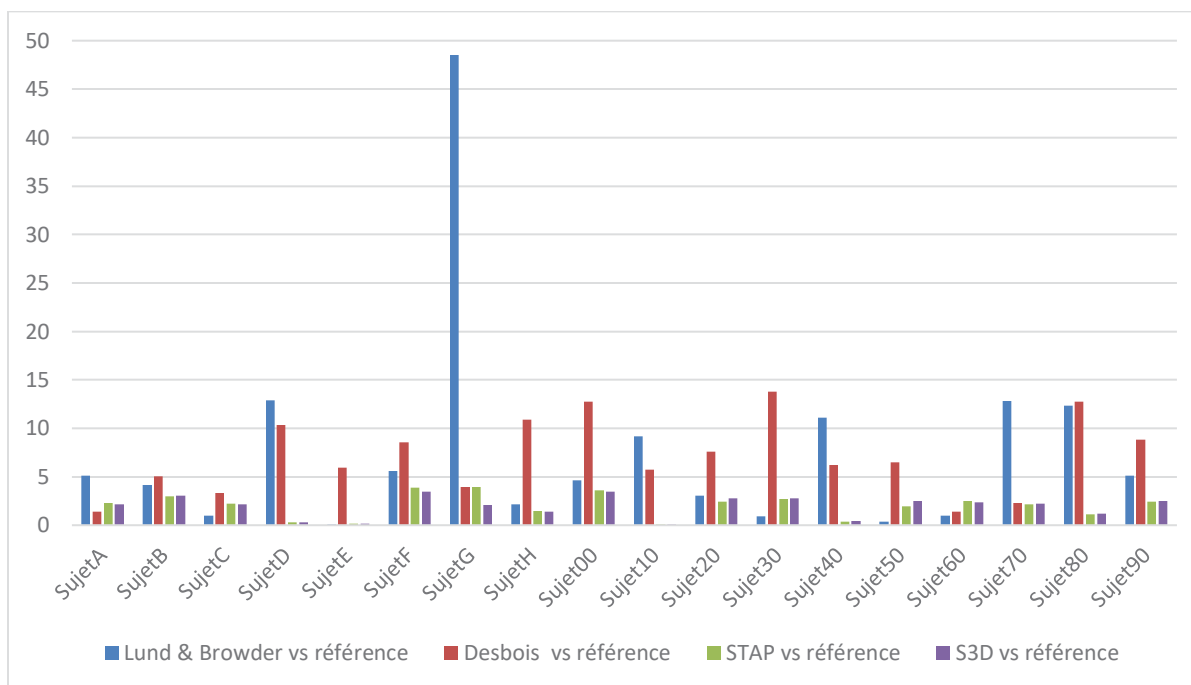


Figure 6.9 Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D et le %TBSA de référence pour la région tête et cou des 18 sujets étudiés

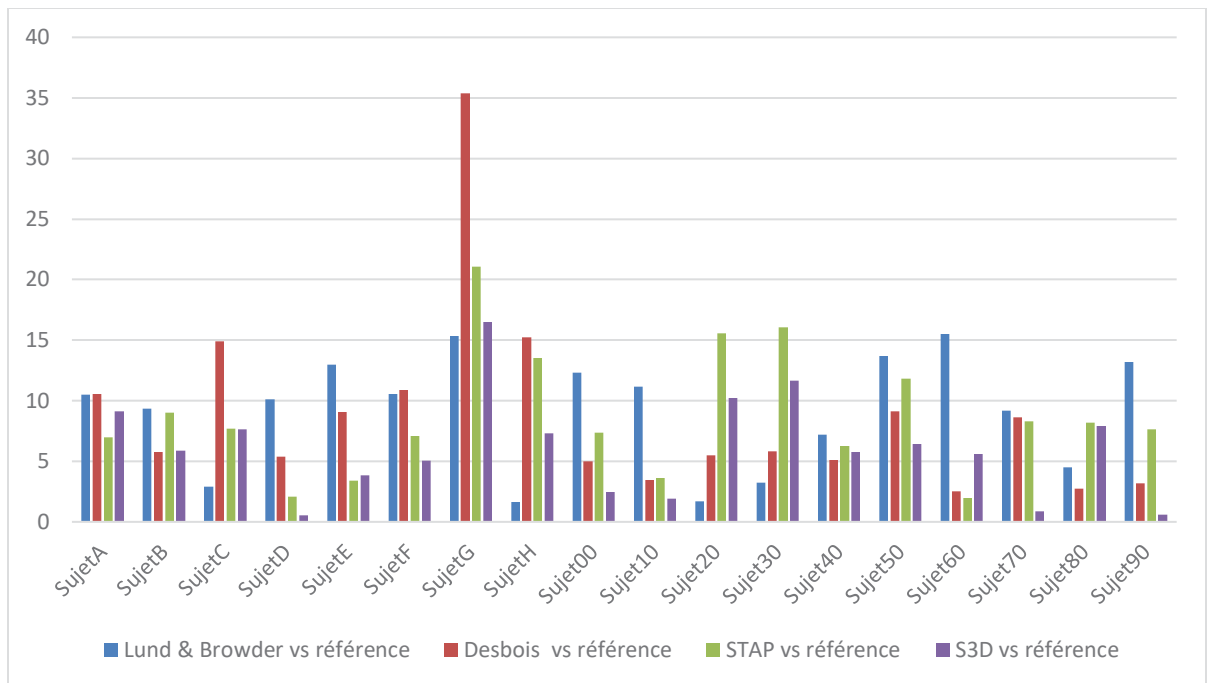


Figure 6.10 Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D et le %TBSA de référence pour la région du torse des 18 sujets étudiés

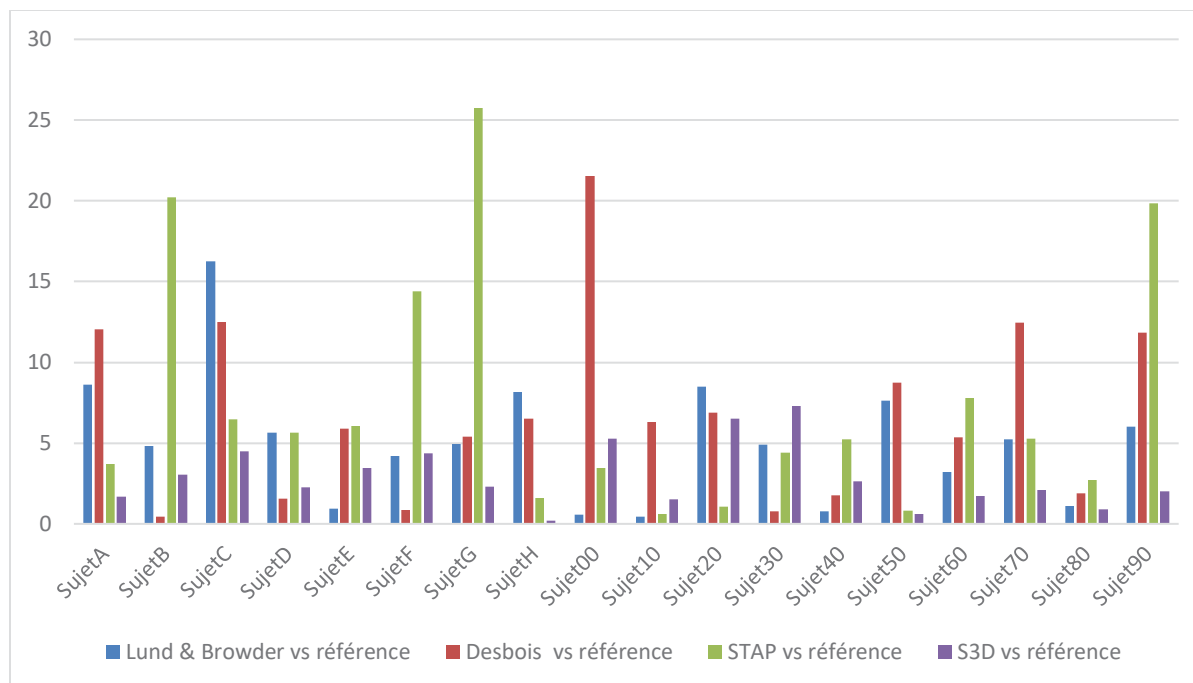


Figure 6.11 Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D et le %TBSA de référence pour la région du bras des 18 sujets étudiés

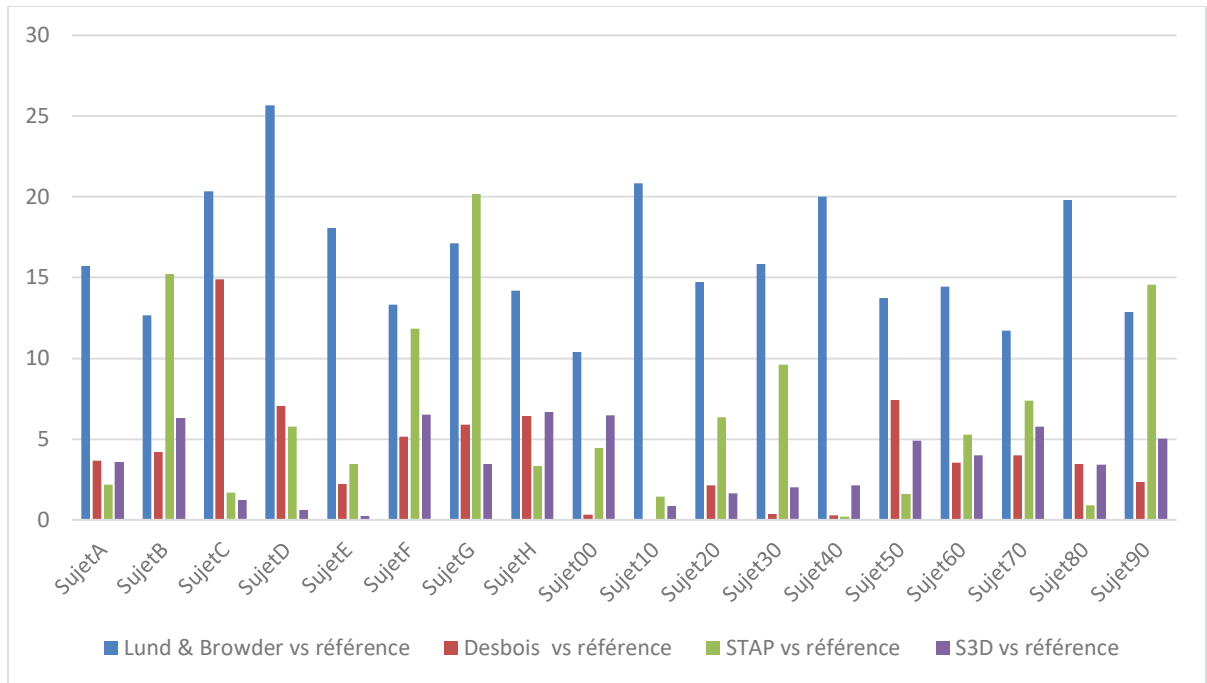


Figure 6.12 Pourcentages d'erreur absolue entre les %TBSA estimés avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, STAP et S3D et le %TBSA de référence pour la région de la jambe des 18 sujets étudiés

En plus des résultats de MAPE obtenus avec les différentes méthodes étudiées, la Figure 6.13 illustre les erreurs absolues, en points de pourcentage, entre les valeurs de %TBSA estimées et les valeurs de référence pour chaque région corporelle brûlée (tête et cou, torse, bras, jambe). Les erreurs d'estimation des %TBSA obtenus avec les méthodes de Lund & Browder, de Desbois, ainsi qu'avec les méthodes STAP et S3D proposées dans cette thèse peuvent ainsi être comparées. Les erreurs moyennes absolues (MAE) des méthodes STAP et S3D sont relativement basses comparées aux MAE des méthodes de Lund & Browder et de Desbois: en dessous de 0,20 points de pourcentage pour la région tête et cou, 3,06 et 2,13 points de pourcentage pour la région du torse, 0,71 et 0,27 points de pourcentage pour le bras et 1,36 et 0,76 points de pourcentage pour la jambe. De plus, la méthode S3D a une faible variabilité dans les erreurs d'estimation du %TBSA, avec des écarts-types variant entre 0,10 et 1,68 points de pourcentage. Pour la région tête et cou, les méthodes STAP et S3D ont des MAE 3,4 fois plus basses que celles des méthodes de Lund & Browder et de Desbois, et avec des écarts-types 3,3 à 6,9 fois plus bas. Pour la jambe, la méthode STAP a une moyenne d'erreur environ

2 fois plus élevé que celles des méthodes de Desbois et S3D. La méthode S3D a cependant un écart-type 1,8 fois plus bas que celui de la méthode de Desbois. En utilisant le test de Friedman, on observe une différence statistiquement significative entre les erreurs obtenues avec les quatre méthodes étudiées pour la région tête et cou ($p < 0,01$), la région du bras ($p < 0,05$) et la région de la jambe ($p < 0,01$). Plus précisément, le test LSD de Fisher montre une différence significative :

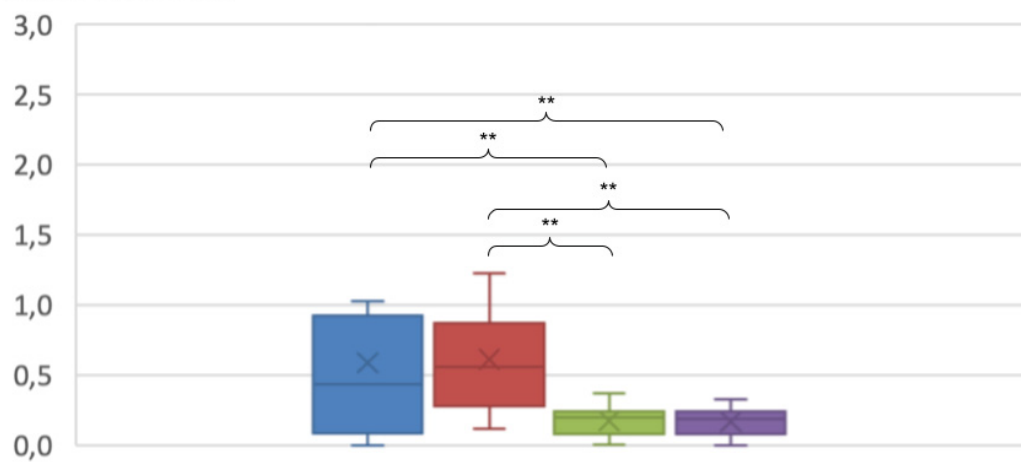
- Pour la région tête et cou, entre les méthodes de Lund & Browder et de Desbois et les méthodes STAP et S3D
- Pour la région du bras, entre la méthode S3D et les méthodes STAP et de Desbois
- Pour la région de la jambe, entre la méthode de Lund & Browder et les méthodes de Desbois, STAP et S3D

La région du torse ne montre aucune différence significative ($p > 0,05$) entre les quatre méthodes étudiées.

En général, dans la Figure 6.13, les erreurs les plus grandes (voir les points indiquant les maxima) sont observées pour le sujet des lots de données Desbois-8 qui est en obésité morbide. La méthode de Lund & Browder surestime la région tête et cou de ce sujet d'environ 3 %. Les méthodes de Desbois, STAP et S3D surestiment la région du torse d'environ 15 %, 9 % et 7 % pour ce sujet. En enlevant ce sujet en obésité morbide, une différence significative ($p < 0,05$) est observée entre les résultats de la méthode S3D et ceux des méthodes de Lund & Browder et STAP pour la région du torse.

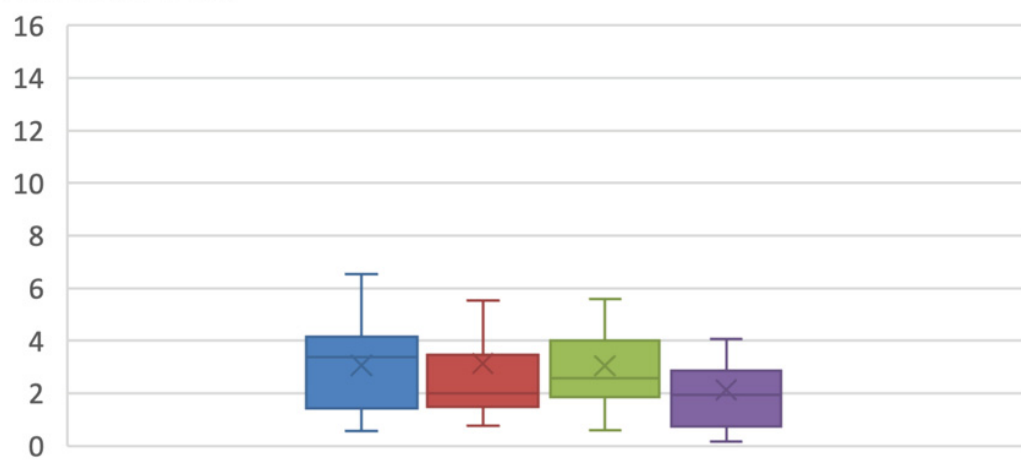
Erreur absolue du %TBSA
(en point de pourcentage)

Tête et cou



Erreur absolue du %TBSA
(en point de pourcentage)

Torse



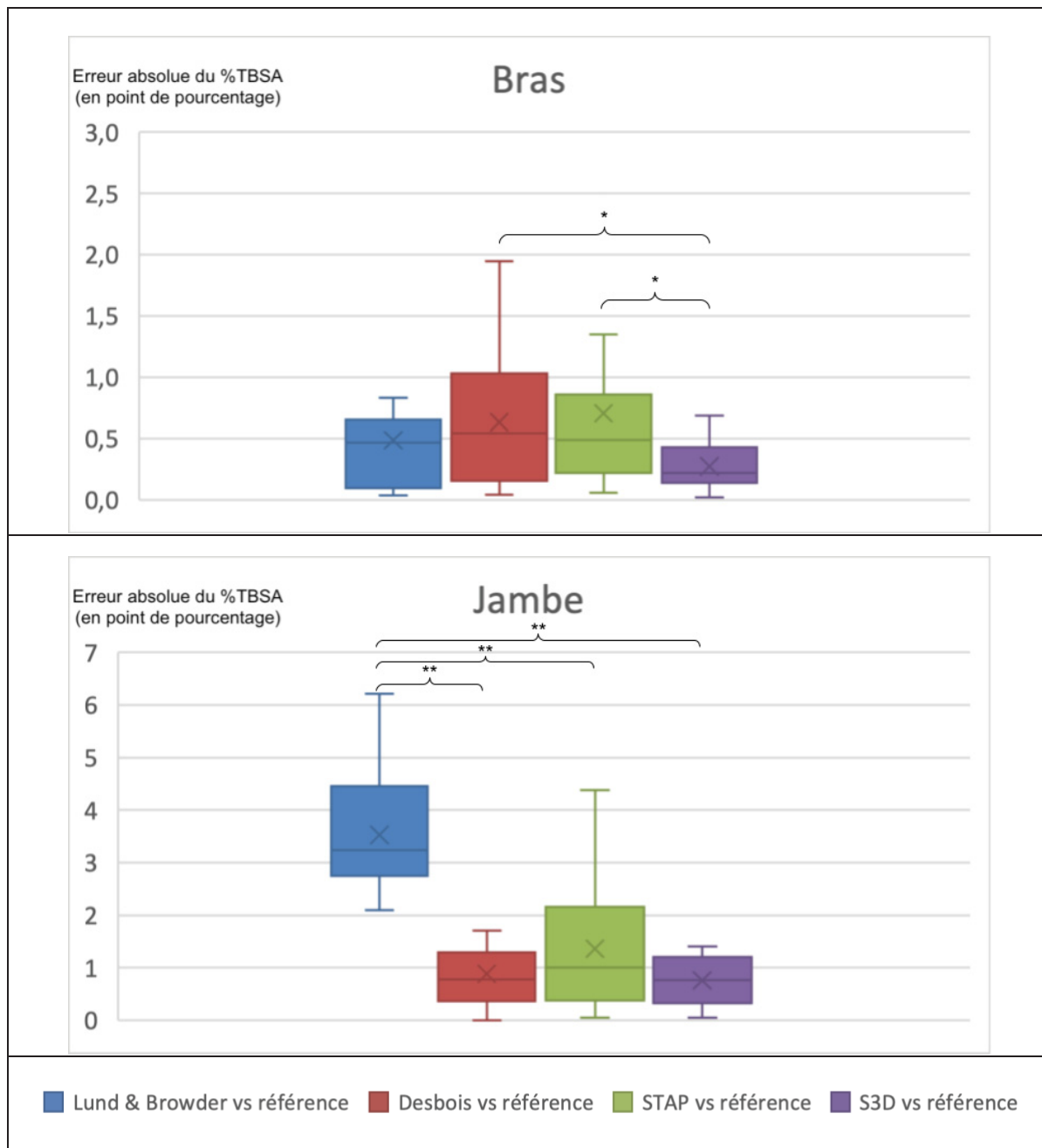


Figure 6.13 Distribution des erreurs absolues en points de pourcentage entre les %TBSA estimés (Lund & Browder, Desbois, STAP S3D) et les %TBSA de référence (scans 3D) pour chaque région corporelle brûlée (tête et cou, torse, bras, jambe). La croix représente la moyenne, la barre interne, la médiane, les limites supérieures et inférieures les quartiles Q1 et Q3, et les moustaches, le minimum et maximum. Les astérisques indiquent les différences significatives entre les méthodes (* < 0,05 ; ** < 0,01)

CHAPITRE 7

DISCUSSION

Cette thèse vise à répondre au besoin de précision pour l'estimation de la BSA, des surfaces brûlées et du %TBSA dans le contexte de soins aux grands brûlés. En développant et en évaluant deux méthodes de modélisation 3D du corps humain, sans contact avec le patient, et applicables dans ce contexte clinique, ce projet répond au besoin clinique de personnalisation de l'enveloppe corporelle des modèles surfaciques. Ce chapitre analyse et discute les résultats du chapitre précédent, les met en lien avec le contexte clinique et les travaux antérieurs décrits dans la revue de littérature et justifie les contributions (voir section 7.1), relève les limitations et propose des recommandations et futures pistes de recherche (voir section 7.2) ainsi que les impacts de cette recherche (voir section 7.3).

7.1 Discussion des travaux et contributions

Cette section est organisée selon les contributions majeures de ce projet de thèse répondant aux objectifs définis en section 3.2 : l'évaluation de la méthode de Desbois pour l'estimation du %TBSA, la création de méthodes précises applicables en contexte clinique, les apports spécifiques des méthodes STAP et S3D et de leur modèle statistique de composition corporelle et anthropométrique, les apports de MakeHuman pour la personnalisation des régions corporelles spécifiques, la précision des aires globales et locales et l'estimation du %TBSA des modèles surfaciques générés via les méthodes développées STAP et S3D et comparées aux méthodes cliniques actuelles, aux systèmes d'aide à la décision (e.g. BurnCase 3D) et à la méthode de Desbois.

7.1.1 Validation pré-clinique de la méthode Desbois

Lors de l'évaluation de la méthode de Desbois, cette dernière est comparée à la méthode clinique de référence, le schéma de Lund & Browder, ainsi qu'avec la référence obtenue à partir de scans 3D de sujets sains sur lesquels quatre patrons de brûlures de surfaces brûlées

connues sont représentés. Pour la méthode clinique de Lund & Browder, un manque de précision est relevé avec une MAPE de 12,89 % avec le schéma clinique de Lund & Browder (voir Tableau 6.1). Cette valeur est proche du pourcentage d'erreur moyen de 15 % retrouvé auprès des cliniciens les plus expérimentés (Desbois, 2019). De plus, des variabilités inter-évaluateurs sont observées avec la méthode clinique. De grandes variations dans les erreurs sont obtenues pour les trois experts avec un écart-type de 13,70 % (voir Tableau 6.1) et entre eux (voir Figure 6.2). Les évaluations menées par l'expert 3 montrent en effet une plus grande variabilité avec un écart-type de plus de 15 % tandis que les experts 1 et 2 obtiennent des écart-types d'environ 13 %. Ces résultats reflètent les imprécisions et les variabilités observées dans la littérature avec le schéma de Lund & Browder.

Les résultats de la méthode de Desbois, quant à eux, montrent également des imprécisions pour les trois experts avec une MAPE de 15 % (voir Tableau 6.1). Globalement, les experts sous-estiment le %TBSA avec la méthode de Desbois (voir Figure 6.1). Cependant, la précision du %TBSA estimé est meilleure pour les trois non-experts avec une MAPE de 10 % et les variabilités ont également diminué pour tous les évaluateurs, experts et non-experts, avec une diminution de l'écart-type de 2 à 4 points de pourcentage. Le manque de précision pour les trois experts peut s'expliquer par le fait que l'expert 3 obtient une MAPE de 22 % tandis que les experts 1 et 2 ont des MAPE d'environ 10 %. Les évaluations menées par l'expert 3 dégradent donc les performances de la méthode de Desbois. Cela peut être dû à un manque d'attention de l'expert 3 lors des évaluations, ce qui expliquerait que les résultats obtenus soient moins précis. En comptant seulement les évaluations menées par les experts 1 et 2, on obtient alors des résultats de MAPE proches des résultats obtenus par les non-experts. La méthode de Desbois semble donc améliorer la précision des %TBSA estimés. Il serait cependant pertinent d'ajouter de nouveaux évaluateurs, experts et non-experts afin de confirmer cette tendance.

L'apport de la méthode de Desbois semble donc être confirmée. Toutefois ce projet de recherche a pour but d'améliorer la précision de la BSA et des aires locales des régions corporelles spécifiques des modèles surfaciques tout en évitant les contacts non nécessaires avec le patient causés par les prises de mesures manuelles.

7.1.2 Création de méthodes de modélisation 3D précises et applicables en clinique

Le développement des méthodes STAP et S3D permet de générer des modèles surfaciques en respectant les contraintes cliniques de l'environnement de soins aux patients grands brûlés (voir section 1.1.1). Dû à la complexité de cet environnement, les méthodes proposées minimisent l'intervention humaine afin de ne pas donner de tâches supplémentaires chronophages aux équipes cliniques et évitent de mobiliser ou de toucher le patient. La méthode STAP n'a besoin que de quatre paramètres globaux, le sexe, l'âge, la taille et le poids, afin de générer un modèle personnalisé. Tout comme les outils d'aide à la décision développés dans le contexte clinique des grands brûlés (Dirnberger et al., 2004; Michael Giretzlehner et al., 2004; Prieto et al., 2011; Cheah et al., 2018; Desbois et al., 2019; Meevassana et al., 2022), cette méthode est facilement applicable en clinique puisque ces paramètres sont déjà accessibles dans le dossier médical du patient. En utilisant ce type de données anthropométriques globales, la méthode STAP peut alors générer des modèles surfaciques personnalisés sans collecte de données supplémentaire. Aucun outil de mesure ou équipement particulier n'est utilisé et il n'y a pas besoin de mettre en place des processus d'acquisition complexes, coûteux en temps et qui seraient impossible à appliquer pour les patients avec des brûlures très étendues.

La méthode S3D, quant à elle, requiert un scan 3D partiel du buste du patient afin d'extraire quelques mesures corporelles pour personnaliser localement les régions anatomiques du modèle surfacique. Contrairement à la méthode de Desbois (Desbois et al., 2019) qui utilise trois mesures anthropométriques prises manuellement sur le patient, la méthode S3D est sans contact avec le patient. L'acquisition d'un scan 3D corps complet est impossible dans ce contexte car il requiert de mobiliser plusieurs fois le patient afin d'accéder à toutes les régions corporelles et empêche l'équipe médicale d'intervenir sur le patient pour traiter les brûlures, ce qui est la priorité. Toutefois, le patient est mobilisé par l'équipe clinique afin d'apporter les traitements et soins nécessaires pour le patient et pour chaque brûlure. Dans le cadre de cette prise en charge, le patient peut facilement être positionné sur le dos. Profitant de cette

intervention médicale, il est alors possible d'intégrer l'acquisition d'un scan 3D partiel du buste antérieur du patient dans le processus de prise en charge du patient (Loegering et al., 2019). Ce scan 3D partiel permet alors d'apporter une précision supplémentaire pour des régions spécifiques et locales du corps qui ont un impact sur la BSA, les surfaces brûlées et le %TBSA (Desbois et al., 2017; Michael Giretzlehner et al., 2021; Hidvegi et al., 2004).

7.1.3 Apports des méthodes STAP et S3D

Les contributions principales des méthodes STAP et S3D sont le développement des modèles statistiques de composition corporelle (voir section 4.1.1) et anthropométrique (voir section 4.2.3). L'utilisation de l'IMC dans la méthode STAP permet d'estimer automatiquement les ratios de poids et de muscle de MakeHuman afin de personnaliser la morphologie du modèle surfacique. La méthode STAP permet d'obtenir une représentation continue de la morphologie et de la composition du corps humain grâce à l'utilisation de l'IMC sous forme de valeur continue. Souvent, les approches traditionnelles de modélisation 3D et les méthodes de la littérature utilisent l'IMC sous forme de classification (Dirnberger et al., 2004; Michael Giretzlehner et al., 2004; Prieto et al., 2011; Desbois et al., 2019; Meevassana et al., 2022), ce qui peut générer des modèles surfaciques irréalistes, imprécis et non représentatifs de l'enveloppe corporelle du patient. Par exemple, un sujet de morphologie saine ayant une masse musculaire importante (i.e. type mésomorphe) risque d'être considéré en surpoids. Ou bien un sujet dont l'IMC est à la limite entre deux catégories (e.g. IMC de 29,9 ou 30) peut être considéré en surpoids alors qu'il peut présenter une obésité abdominale. La composition corporelle est également importante afin de déterminer les risques médicaux selon si le sujet a une masse musculaire faible ou une masse grasseuse élevée et localisée au niveau de la ceinture abdominale (Katherine M. Flegal, 2023; Wu et al., 2024). De plus, au vu des différences observées pour la classification de l'IMC entre les sujets féminins et masculins (K. M. Flegal, 2006; Nevill & Metsios, 2015; Katherine M. Flegal, 2023), le modèle statistique de composition corporel permet donc d'estimer la composition corporelle en prenant en compte l'IMC mais également le sexe. Les variations de seuils d'IMC entre les sexes ont notamment été observés pour définir les seuils d'obésité qui sont de 31 et 35 respectivement pour les sujets

féminins et masculins (voir section 6.2.1.2). L'utilisation d'IMC et de ratio de poids et de muscle continus permet d'ajuster la morphologie de façon continue selon les formes corporelles à représenter (voir Figure 4.4). Il est à noter, qu'avec la méthode STAP, le ratio de muscle ne varie qu'entre 0 et 0,2 et ne représente pas visuellement les formes musculaires de sujets ayant une morphologie mésomorphe (voir Figure 2.4, colonne « Musculeux »). Toutefois, les pourcentages d'erreurs sont bas pour les deux sujets de type mésomorphe dans les lots de données d'évaluation, avec seulement 0,16 % et 1,04 % d'erreur pour l'estimation de la surface totale. La représentation des formes corporelles est donc précise pour estimer la BSA de sujets ayant une forte masse musculaire, sans avoir à augmenter la fourchette de valeurs pour le ratio de muscle au-delà de 0,2. Avec un ratio de muscle plus important, la masse musculaire déformerait le modèle surfacique, ce qui détériorerait la BSA. Ce processus permet ainsi de représenter la diversité des corps, des morphologies et des formes corporelles, adaptée selon le sexe, l'âge, la taille et le poids.

D'autre part, la méthode STAP inclut une troisième catégorie de paramètres dans son modèle statistique de composition corporelle, les paramètres micro, qui permettent d'ajuster la répartition locale des masses graisseuses. En effet, les ratios de poids et de muscle de MakeHuman ont des limitations et ne peuvent pas représenter les morphologies de corps ayant des IMC supérieurs à 31 et 35 respectivement pour les sujets féminins et masculins (voir Figure 2.5, Figure 6.4 et Figure 6.5). De plus, dans la littérature, l'estimation des surfaces corporelles et du %TBSA pour des individus en situation d'obésité est une limitation pour beaucoup d'articles (M. Giretzlehner et al., 2013; Parvizi et al., 2014; Harish et al., 2015; Pham et al., 2019). Or, l'amélioration de la représentation 3D de l'enveloppe corporelle pour des patients obèses et de la BSA améliore l'estimation du %TBSA (Michael Giretzlehner et al., 2004; Prieto et al., 2011; Sheng et al., 2014; Desbois et al., 2017; Cheah et al., 2018; Chong et al., 2020; Meevassana et al., 2022). L'apport des paramètres micro permettent donc de générer des modèles surfaciques représentatifs de sujets en situation d'obésité. Sans paramètres micro, le modèle surfacique du sujet en obésité dans le lot de données Desbois-8 est grandement sous-estimé (voir Figure 6.5, modèle surfacique à gauche). En ajoutant les paramètres micro pour la création de modèles surfaciques, le pourcentage d'erreur de la BSA du sujet obèse diminue

de 24 %. Cette amélioration est due à une augmentation de la BSA à mesure que les paramètres micro se rapprochent de 1, leur valeur maximale, due à une augmentation des masses graisseuses locales. Cela permet aux cliniciens de mieux cerner la composition corporelle du patient et notamment la répartition des masses graisseuses qui influence la BSA ainsi que l'évaluation des brûlures et du %TBSA (Neaman et al., 2011; Desbois et al., 2017; Mance et al., 2020). Cette précision accrue pour la représentation de corps en obésité démontre la versatilité de la méthode STAP pour représenter diverses morphologies retrouvées chez les patients grands brûlés.

Le modèle statistique anthropométrique de la méthode S3D, quant à lui, nécessite seulement cinq mesures anthropométriques (taille, largeur de buste, circonférences partielles de buste, sous-buste et taille) afin d'aller chercher l'ensemble des 20 mesures anthropométriques de MakeHuman. Les régressions linéaires de Ridge (voir section 6.2.2) permettent donc d'estimer les dimensions corporelles pour ajuster la représentation des formes des régions corporelles spécifiques locales des modèles surfaciques, sans prise de mesure manuelle et sans contact avec le patient. Puisque la surface des régions corporelles varie d'un individu à l'autre, selon le sexe, la taille ou encore le type de morphologie (Yu et al., 2010; Williams & Wohlgenuth, 2013; Borhani-Khomani et al., 2017), il est donc important de pouvoir personnaliser localement les modèles surfaciques, ce que la méthode S3D permet.

7.1.4 Apports de MakeHuman

MakeHuman est le cœur des méthodes STAP et S3D qui permet de personnaliser les modèles surfaciques à l'aide de multiples paramètres globaux (e.g. sexe, âge, taille, composition corporelle) et locaux (e.g. paramètres micro, mesures anthropométriques). Contrairement aux méthodes numériques d'aide à la décision retrouvées en contexte clinique pour les soins aux grands brûlés tels que BAI (Prieto et al., 2011) ou BurnCase 3D (Dirnberger et al., 2004; Michael Giretzlehner et al., 2004) (voir section 2.1), MakeHuman permet d'ajuster la forme globale et les formes locales des régions corporelles spécifiques. Desbois (2019) a déjà validé l'utilisation de MakeHuman pour la personnalisation des modèles surfaciques en contexte

clinique à partir de trois circonférences en plus des paramètres globaux (i.e. sexe, âge, taille, type de morphologie). Cependant, la méthode de Desbois nécessite des contacts avec le patient afin de mesurer manuellement ces trois circonférences. Ces contacts supplémentaires ne font pas partie du protocole de soins des patients grands brûlés et sont donc à proscrire afin d'éviter toute infection des brûlures et complications médicales. De plus, la méthode de Desbois utilise des catégories d'IMC afin de modéliser la morphologie du sujet (i.e. sous-poids, poids sain, surpoids, obésité). Cependant, cette classification entraîne des discontinuités dans la représentation des modèles surfaciques (voir modèle surfacique du Sujet E généré avec l'approche de Desbois en ANNEXE V). Avec la méthode STAP, l'utilisation de paramètres continus, tels que les ratios de poids, de muscle et les paramètres micro, permet d'obtenir des représentations continues et réalistes de l'enveloppe corporelle des sujets. L'apport de la méthode STAP avec le modèle de MakeHuman est donc de générer des modèles surfaciques de BSA et de surfaces des régions corporelles précises en utilisant seulement des données déjà accessibles en clinique (i.e. sexe, âge, taille, poids), sans contact avec le patient. La méthode S3D, quant à elle, apporte davantage de précisions pour modéliser les formes des régions corporelles locales en utilisant les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman. L'acquisition d'un scan 3D partiel du buste du patient, sans contact supplémentaire avec le patient en dehors des actes médicaux, est donc suffisant. Ces apports des méthodes STAP et S3D ont été évalués, notamment afin de vérifier la précision de l'aire de la surface globale et des régions corporelles locales, recherchée dans le contexte clinique de soins aux grands brûlés.

7.1.5 Précisions de l'aire globale et des régions corporelles spécifiques locales des modèles surfaciques

7.1.5.1 Précision de la BSA

Les méthodes STAP et S3D montrent de très bons résultats pour l'estimation de la BSA avec une erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE) de 2,10 % et 1,93 % (voir Tableau 6.6). De plus, la variabilité dans les données est basse avec des écarts-types de 2,08 et 2,21 pour la MAPE. Ces bonnes performances indiquent que l'apport des ratios de composition corporelle et des mesures anthropométriques est bénéfique pour améliorer la représentation corporelle

globale des sujets humains. De plus, les MAE sont de 0,0378 m² et 0,0347 m² pour les deux méthodes développées au cours de cette thèse, tandis que la méthode de Desbois est à 0,0923 m². Les MAE des méthodes STAP et S3D sont donc bien en dessous de la valeur de 0,1 m² considérée comme le seuil d'erreur à partir duquel la différence d'estimation de la BSA a une influence sur les soins apportés au patient, avec notamment un excès de fluides physiologiques de plus de 2L (Desbois et al., 2017). Or, au-delà d'une surestimation de 1,5L de volume liquidien apporté au patient, les risques de complications médicales, voire de décès du patient, augmentent significativement (Klein et al., 2007). Les méthodes STAP et S3D permettent donc d'éviter ces surestimations en apportant une estimation précise de la BSA.

De plus, Desbois (2019) a démontré dans sa thèse qu'en utilisant les 20 mesures anthropométriques de MakeHuman, il est possible d'atteindre un excellent niveau de précision de la BSA avec seulement 1 % d'erreur. La précision de la BSA est en effet légèrement améliorée avec la méthode S3D comparée à la méthode STAP. La MAE diminue de 8 % avec la méthode S3D et la MAPE est de 1,93 %, ce qui se rapproche des résultats obtenus par Desbois (2019) en employant les 20 mesures anthropométriques. Cette différence d'environ 1 point de pourcentage peut s'expliquer par les valeurs des mesures anthropométriques utilisées pour personnaliser les modèles surfaciques. Desbois (2019) utilise les valeurs anthropométriques mesurées directement sur les sujets et donc considérées comme les valeurs de référence. La méthode S3D utilise le modèle statistique anthropométrique pour inférer les valeurs de 19 mesures, ce qui peut expliquer la légère différence observée pour la précision globale. Cependant de plus grands gains sont observés au niveau de la précision des aires locales avec la méthode S3D.

7.1.5.2 Précision de l'aire des régions corporelles locales

La méthode STAP a de bons résultats locaux pour les régions tête et cou, du torse, du bras et de la jambe, avec des MAPE comprises entre 5 % et 9 %, et des MAE comprises entre 0,01 m² et 0,06 m² (voir Tableau 6.7, Tableau 6.8, Tableau 6.9 et Tableau 6.10). Cependant, la méthode S3D possède plus de précision des aires locales avec une diminution des MAE de 15 % à 31

% comparées à la méthode STAP. La méthode S3D nécessite un scan 3D partiel mais permet d'affiner et d'améliorer la précision locale des modèles surfaciques, notamment au niveau du torse, des bras et des jambes.

Région tête et cou

La région tête et cou ne possédant que deux mesures anthropométriques (i.e. hauteur et circonférence du cou) avec le modèle paramétrique de MakeHuman, cette région ne peut avoir que très peu de personnalisation locale. Cela explique les très faibles variations de MAE pour cette région observées entre les méthodes de Desbois, STAP et S3D (voir Tableau 6.7 et Figure 6.8).

Région du torse

Les améliorations sont donc observées pour les sujets aux morphologies complexes (e.g. obésité, répartition différente des masses graisseuses), surtout au niveau du torse où le nombre de mesures est le plus important (i.e. sept mesures). La méthode S3D a de bonnes performances avec une MAPE de 6,08 % pour cette région et une diminution de 2,68 points de pourcentages comparé à la MAPE obtenue avec la méthode STAP (voir Tableau 6.8). L'apport des sept mesures anthropométriques au niveau du torse offre donc plus de possibilités pour personnaliser les modèles surfaciques et améliorer la surface du torse avec la méthode S3D.

Région du bras

Pour la région du bras, une amélioration de la précision est également observée. La MAPE est de 6,33 % avec la méthode S3D, avec une diminution de près de 1 point de pourcentage comparé à la méthode STAP (voir Tableau 6.9). Malgré le fait qu'il n'y ait que quatre mesures anthropométriques au niveau du bras, celles-ci permettent d'améliorer la personnalisation de cette zone. On observe cependant une plus grande variabilité de 1,72 points de pourcentage avec la méthode S3D comparé à la méthode STAP. Cette variabilité peut s'expliquer avec le modèle statistique de régression. En effet, la puissance prédictive des régressions pour inférer les quatre mesures appartenant au bras sont en moyenne de 0,65 pour les sujets féminins et masculins (voir

Tableau 6.5). Cette valeur indique que des imprécisions peuvent survenir pour ces quatre mesures, qui peuvent alors être sous- ou surestimées.

Région de la jambe

La précision de la région de la jambe est également améliorée avec les méthodes STAP et S3D ayant des MAPE respectives de 5,23 % et 4,24 % (voir Tableau 6.10). La méthode STAP a toutefois une variabilité plus élevée ($\sigma = 5,28$ %). Les six mesures anthropométriques permettent d'améliorer la précision en diminuant la MAPE de 1 point de pourcentage et sa variabilité de 1,2 point de pourcentage.

7.1.5.3 Précision des aires globales et locales pour les sujets en obésité

Avec l'utilisation des paramètres micro, la méthode STAP permet d'améliorer la précision de la BSA pour le sujet en obésité dans le lot de données Desbois-8 (voir Figure 6.5). La méthode S3D, quant à elle, obtient une erreur absolue de 0,03 m² pour ce sujet. Les méthodes STAP et S3D permettent donc de répondre aux limitations de la représentation de l'enveloppe corporelle pour des sujets obèses retrouvées dans la littérature (Desbois et al., 2017; Michael Giretzlehner et al., 2021). La personnalisation des modèles surfaciques de ces sujets est d'autant plus nécessaires que les surfaces corporelles locales varient beaucoup entre les sujets féminins et masculins (Yu et al., 2010) et selon la morphologie : pour des sujets en obésité, Williams & Wohlgemuth (2013) estiment que les surfaces du torse, d'un bras et d'une jambe représentent respectivement 52 %, 7 % et 15 % de la surface corporelle totale, tandis que Borhani-Khomani (2017) estiment que la surface du torse peut varier entre 40 % et 52 %, un bras, entre 5 % et 7,5 % et une jambe, entre 15 % et 20 % de la surface totale du corps. Ces grandes variations peuvent donc avoir un impact non négligeable sur l'estimation des surfaces brûlées et du %TBSA, d'où l'importance de pouvoir personnaliser globalement et localement les modèles surfaciques pour des sujets en situation d'obésité.

7.1.6 Précision des %TBSA sur les modèles surfaciques

L'enjeu de ce projet de recherche est de pouvoir générer des modèles surfaciques précis afin d'estimer précisément les surfaces brûlées et le %TBSA pour optimiser la prise en charge des patients grands brûlés. Selon les régions affectées par les brûlures (tête et cou, torse, bras et jambe), les méthodes STAP et S3D obtiennent des %TBSA précis compris entre 5 % et 10 % et répondant donc à la contrainte clinique de précision défini en section 3.1. La méthode STAP a une MAPE de 2,04 % pour la région tête et cou et des MAPE variant entre 6 % et 9 % pour les autres régions (voir Tableau 6.11). La méthode S3D, quant à elle, obtient de meilleurs résultats avec une MAPE entre 1 % et 4 % pour la région tête et cou, du bras et de la jambe, et une MAPE de 6,08 % pour la région du torse. La méthode S3D améliore donc l'estimation du %TBSA en diminuant les MAPE de 2 à 5 points de pourcentage. En enlevant le sujet en obésité, l'amélioration apportée par la méthode S3D comparée à la méthode STAP est notamment significative pour la région du torse et du bras.

La méthode STAP est donc une méthode simple d'utilisation en contexte clinique et avec une bonne précision de la reconstruction 3D des formes globales et locales afin d'estimer précisément la BSA et l'aire des régions corporelles locales, ce qui est recherché pour les soins aux grands brûlés. Toutefois, bien que la méthode S3D nécessite l'acquisition d'un scan 3D partiel du patient, elle apporte une précision supplémentaire, notamment au niveau du torse, des bras et des jambes, ce qui est recherché surtout pour générer des modèles surfaciques de patients ayant des morphologies complexes ou étant en situation d'obésité. En plus de leur bonne précision, ces deux méthodes ont également de bonnes performances comparées à celles des méthodes utilisées en clinique ou de l'état de l'art pour estimer la BSA, les surfaces locales et le %TBSA.

7.1.7 Comparaison avec l'état de l'art

7.1.7.1 Précision de la BSA et de l'aire des régions corporelles locales

En ce qui concerne la précision de la BSA, les méthodes STAP et S3D ont de meilleures performances comparées à l'état de l'art. Comparées aux résultats de BSA obtenus avec une formule anthropométrique (i.e. formule de Mosteller), les méthodes STAP et S3D ont des erreurs 1,56 à 1,70 fois plus basses (voir Tableau 6.6). Les méthodes proposées améliorent donc l'estimation de la BSA. Comparé à la littérature, avec la formule de Mosteller nous obtenons des résultats similaires à des études utilisant différentes formules anthropométriques (Looney et al., 2020). Cependant ces formules anthropométriques, bien que couramment utilisées pour estimer rapidement la BSA pour certaines applications cliniques, telles que le calcul du débit cardiaque ou des doses de chimiothérapie (Vu, 2002; Verbraecken et al., 2006), ne permettent pas d'accéder à une représentation 3D du corps du patient.

La méthode de Desbois ainsi que les méthodes STAP et S3D ont donc cet avantage de générer des modèles surfaciques en 3D et qui, de plus, peuvent être personnalisés. La méthode de Desbois permet de personnaliser les modèles surfaciques selon trois circonférences au niveau du buste (circonférence de buste, sous-buste et taille). Cependant, les méthodes STAP et S3D génèrent des modèles surfaciques plus précis. La MAE de la BSA obtenue avec la méthode de Desbois s'élève à $0,09 \text{ m}^2$, (voir Tableau 6.6), ce qui se rapproche de la limite des $0,1 \text{ m}^2$ à ne pas dépasser. De plus, la BSA varie grandement avec un écart-type s'élevant à $0,1 \text{ m}^2$. Globalement, la méthode STAP diminue la MAE de 59 % (voir Figure 6.8) par rapport à la méthode de Desbois et son écart-type est seulement de $0,04 \text{ m}^2$. Au niveau local, pour les régions du torse, du bras et de la jambe, les méthodes STAP et S3D ont également une meilleure précision. La méthode S3D diminue notamment la MAE de $0,02 \text{ m}^2$ comparée à la MAE obtenue avec la méthode de Desbois pour le torse (voir Tableau 6.8). Les méthodes STAP et S3D améliorent également les surfaces des bras et des jambes, résultant en une diminution de la MAE qui varie entre $0,005 \text{ m}^2$ et $0,015 \text{ m}^2$ (voir Tableau 6.9 et Tableau 6.10). L'utilisation de classification selon le type de morphologie (sous-poids, poids sain, surpoids, obésité) et le manque d'information sur la composition et les dimensions corporelles des sujets,

notamment la répartition des masses graisseuses et les mesures anthropométriques, peut expliquer en partie les imprécisions globales et locales et la variabilité des résultats obtenus avec la méthode de Desbois.

Également, l'utilisation de scans 3D corps entier en contexte clinique permet d'obtenir une erreur moyenne de la BSA de 4 % (Loegering et al., 2019). Néanmoins les méthodes STAP et S3D ont une meilleure précision avec des MAPE de seulement 2,10 % et 1,93 %, en n'ayant besoin que d'un scan 3D partiel pour la méthode S3D et n'ayant besoin d'acquérir aucune donnée pour la méthode STAP.

7.1.7.2 Précision du %TBSA

Pour l'estimation du %TBSA, le schéma clinique de Lund & Browder utilise des pourcentages fixes pour chaque région corporelle des sujets adultes : 9 % pour la tête et le cou, 36 % pour le torse, 9 % pour le bras et 18 % pour la jambe. Or il existe beaucoup de variabilités dans les surfaces des régions corporelles selon les individus (Yu et al., 2010; Williams & Wohlgemuth, 2013; Borhani-Khomani et al., 2017). Des valeurs fixes sont donc non adaptées à la diversité des corps. L'utilisation de modèles surfaciques en 3D et personnalisables est donc nécessaire.

Dans la littérature, l'outil d'aide à la décision BurnCase 3D obtient des erreurs relatives d'estimation du %TBSA d'environ 10 %, c'est-à-dire des erreurs absolues variant entre 1 et 5 points de pourcentage selon le %TBSA des patients (Parvizi et al., 2016; Benjamin et al., 2017; Retrouvey et al., 2018). L'outil BAI obtient également des erreurs relatives s'élevant à 17 % avec des erreurs absolues moyennes de 3 points de pourcentage pour des %TBSA d'environ 20 %. Les erreurs d'estimation de BurnCase 3D et BAI sont obtenues en comparant leurs résultats avec les %TBSA de référence, estimées avec les méthodes cliniques telles que le schéma de Lund & Browder ou la règle des neuf. Connaissant le manque de précision et les variabilités obtenues avec les méthodes cliniques (M. Giretzlehner et al., 2013; Parvizi et al., 2014; Harish et al., 2015; Swords et al., 2015; Pham et al., 2019; Hahn et al., 2020; Brekke et al., 2023), ces résultats sont donc à prendre avec précaution. Néanmoins, les méthodes STAP

et S3D ont une meilleure précision que BurnCase 3D et BAI, avec des MAPE (i.e. erreurs relatives) de 6,18 % et 3,63 % respectivement, toutes régions corporelles confondues (voir Tableau 6.11).

Toutes régions confondues, la méthode de Desbois obtient une MAPE de 6,69 %, ce qui est plus élevé de 0,51 points de pourcentage et 3,06 points de pourcentage par rapport aux MAPE des méthodes STAP et S3D respectivement (voir Tableau 6.11). L'utilisation des informations de composition corporelle, notamment la répartition des masses graisseuses, apporte donc une précision globale et locale permettant d'améliorer la précision de l'estimation du %TBSA. De plus la méthode STAP ne nécessite aucune prise de mesure manuelle comparée à la méthode de Desbois. La méthode S3D, quant à elle, possède la meilleure performance pour estimer précisément le %TBSA, notamment au niveau du torse. Les mesures inférées au niveau du torse apportent donc un gain important comparé à la méthode de Desbois ou la méthode STAP.

Comparée aux autres méthodes cliniques et de l'état de l'art, la méthode STAP est donc facile d'utilisation et obtient une forme globale précise pour estimer la BSA en contexte clinique. En revanche, dans les cas où la précision des formes des régions corporelles locales est importante, c'est-à-dire pour des sujets ayant une morphologie complexe (e.g. obésité morbide, obésité abdominale, forte poitrine), la méthode S3D offre un bon compromis entre complexité et précision. En effet, la méthode S3D obtient des résultats de BSA, de l'aire des régions corporelles locales et de %TBSA plus précis que la méthode de Desbois, et une précision du %TBSA améliorée de 6 points de pourcentage par rapport à BurnCase 3D. Ainsi l'apport d'un scan 3D partiel peut significativement améliorer la précision locale des modèles surfaciques, ce qui est notamment recherché pour l'estimation des surfaces brûlées et du %TBSA.

7.2 Limitations et futurs travaux

Ce projet de thèse a permis de développer deux méthodes de modélisation 3D personnalisée du corps humain en contexte clinique. Cependant certaines limitations sont observées. Tout d'abord la méthode de Desbois a été évaluée dans un contexte pré-clinique tandis que les

évaluations des méthodes STAP et S3D ont été menées en laboratoire. Il serait pertinent de réaliser des évaluations en milieu clinique, en collaboration avec l'Unité des Grands Brûlés du CHUM par exemple, auprès d'un échantillon de patients grands brûlés. Pour cela un protocole éthique devra être rédigé afin de détailler le processus d'évaluation : nombre d'évaluateurs, nombre de patients, protocole d'acquisition du scan partiel, par exemple en utilisant le capteur Occipital Structure (Loefering et al., 2019), représentation des surfaces brûlées, etc. De plus, il faudra implémenter les méthodes STAP et S3D sous forme d'application numérique portable (e.g. application sur iPad), comme pour la méthode de Desbois qui a été implémentée dans l'application LIO-B3D.

Également, l'évaluation pré-clinique des méthodes de Desbois, STAP et S3D ont été effectuées sur un échantillon de 18 sujets adultes sains mais non représentatif de la population canadienne. Seulement un sujet est en situation d'obésité, ce qui ne permet pas de tirer des conclusions sur la performance des méthodes pour cette catégorie. Également, les méthodes STAP et S3D ont été développées et évaluées pour représenter la diversité des corps pour une population adulte. Puisque la composition corporelle et les dimensions corporelles varient selon l'âge, surtout pour les enfants (Desbois et al., 2017), il faudrait approfondir les études pour une population pédiatrique, notamment pour implémenter les modèles statistiques de composition corporelle et anthropométrique.

La précision des méthodes STAP et S3D a été validée, cependant la robustesse serait un autre aspect à étudier pour évaluer la performance des deux méthodes. En effet, pour la méthode S3D, si le recalage entre le modèle de référence et le scan 3D partiel ne permet pas de mettre en correspondance les deux nuages de points, quel impact cela aura-t-il sur l'extraction des mesures anthropométriques ? Dans ce cas, les mesures extraites pourraient être sous- ou surestimées, ce qui se répercuterait sur les 19 mesures inférées par le modèle statistiques anthropométriques et qui personnalisent le modèle surfacique. Il serait pertinent d'étudier l'influence de sous- ou surestimations des cinq mesures extraites sur l'estimation des 19 mesures anthropométriques et leur impact sur la précision des formes des modèles surfaciques

générés, et de déterminer le taux d'erreur acceptable pour les mesures extraites sur le scan 3D partiel.

Également, pour l'évaluation de la méthode S3D, les scans 3D partiels ont été acquis à partir de scans 3D corps entier avec un protocole précis pour récupérer manuellement la partie antérieure du buste. La structure de ces scans 3D est donc similaire dans la sélection de la région corporelle à considérer. Cependant, en contexte clinique les acquisitions d'un scan 3D partiel peuvent varier. Puisque les frontières de surfaces peuvent être différentes ou que du bruit peut être acquis autour (e.g. lit sur lequel le patient est allongé), il serait pertinent d'étudier la robustesse de la méthode S3D pour le recalage et l'extraction des mesures anthropométriques partielles avec de tels scans 3D partiels acquis en contexte clinique réel.

Pour la méthode S3D, le modèle statistique anthropométriques pourrait éventuellement être amélioré, notamment pour inférer les mesures anthropométriques au niveau du bras où la puissance prédictive du modèle est la plus faible. D'autres méthodes de régression pourraient être testées (e.g. régressions non-linéaires, réseaux de neurones).

Enfin, un autre aspect qui n'a pas été étudié au cours de cette thèse est l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage machine pour détecter et segmenter les brûlures dans des photos (Serrano, Boloix-Tortosa, Gómez-Cía, & Acha, 2015; Tran, Le, & Nguyen, 2016; Yadav, Sharma, Singh, & Goyal, 2019; Jiao, Su, Xie, & Ye, 2019; Dai, Zhang, Su, & Xin, 2020) et plaquer automatiquement les surfaces brûlées sur le modèle surfacique. Cette automatisation permettrait d'enlever la dimension manuelle et subjective de représentation des surfaces brûlées sur le modèle surfacique. Cela pourrait donc améliorer la précision de l'estimation des surfaces brûlées et du %TBSA.

7.3 Impacts

Ce projet de recherche est effectué dans un cadre clinique strict qui concerne la prise en charge des patients grands brûlés. Cette recherche a donc des impacts cliniques, psycho-sociaux et économiques majeurs pour les patients, les cliniciens ainsi que le système de soins :

- Faciliter l'accès aux soins et optimiser le parcours du patient en clinique : l'estimation précise du %TBSA lors de la prise en charge du patient par les équipes paramédicales permet d'évaluer l'état de santé du patient et de le transférer vers le centre de soins adaptés, c'est-à-dire vers les urgences ou vers un centre spécialisé. Ce transfert permet une prise en charge rapide et adéquate du patient qui pourra bénéficier d'un plan de traitement et de soins personnalisés.
- Faciliter la guérison et la réadaptation des patients : l'estimation précise du %TBSA permet de déterminer l'apport liquidien à donner au patient, de déterminer les traitements médicamenteux et chirurgicaux dont il a besoin ainsi que le plan de traitement complet (e.g. séances de rééducation, nutrition, soutien psychologique). Cette planification doit être personnalisée selon l'état de santé du patient afin d'augmenter ses chances de survie, de diminuer les risques de complications médicales et les risques de séquelles.
- Optimiser les trajectoires de soins : l'estimation précise du %TBSA et la prise en charge adéquate du patient permet de diminuer les coûts de transferts et les actes médicaux (e.g. intubation pour ventilation assistée) non nécessaires.
- Aider le réseau de la santé : le développement d'une méthode d'estimation du %TBSA fiable, précis et facile d'utilisation permettrait d'uniformiser le processus d'évaluation du %TBSA, indépendamment du niveau d'expertise de l'évaluateur.

CONCLUSION

L'évaluation du %TBSA est une étape cruciale dans la prise en charge des patients grands brûlés, que ce soit pour évaluer son état de santé ou décider des traitements à lui apporter pour assurer sa survie. Elle est effectuée plusieurs fois, que ce soit lors de la prise en charge par les équipes paramédicales, par les urgentologues, ou les médecins spécialistes dans les centres spécialisés. Or, avec les imprécisions et les variabilités intra et inter-évaluateurs observées avec les méthodes cliniques, l'estimation précise des surfaces brûlées et du %TBSA est un défi de taille.

Dans ce contexte clinique d'urgence complexe, les méthodes cliniques ainsi que les outils numériques d'aide à la décision sont faciles d'utilisation mais manquent de précision pour estimer le %TBSA. Les méthodes de modélisation 3D ont davantage de précision pour représenter l'enveloppe corporelle de sujets humains mais leur utilisation n'est pas adaptée à un tel contexte. Le but de ce projet de thèse est donc d'allier la simplicité et la facilité d'utilisation des méthodes cliniques et des systèmes d'aide à la décision avec la précision des méthodes paramétriques de modélisation 3D telle que MakeHuman. Ainsi, l'objectif est de développer des méthodes de création de modèles surfaciques personnalisés ayant une aire globale et des aires des régions corporelles locales précises tout en respectant les contraintes et les exigences de l'environnement clinique.

Ce travail de thèse a permis de développer et d'évaluer deux méthodes de modélisation 3D ainsi que leur modèle statistique respectif (i.e. modèles statistiques de composition corporelle et anthropométrique) : la méthode STAP utilisant seulement des données démographiques et anthropométriques globales (sexe, taille, âge, poids) pour générer des modèles surfaciques de formes précises, et la méthode S3D, utilisant un scan 3D partiel du corps du patient pour personnaliser les formes des régions corporelles locales spécifiques du modèle surfacique. La méthode STAP est donc précise, facile et rapide d'utilisation. Cependant, la méthode S3D apporte une précision des régions anatomiques locales accrue pouvant être nécessaire pour représenter des enveloppes corporelles de formes plus complexes, notamment pour des sujets

en obésité. L'amélioration de la précision des formes globale et des régions locales des modèles surfaciques ainsi que de l'estimation du %TBSA permettrait alors de mieux évaluer l'état de santé des patients grands brûlés afin d'optimiser leur prise en charge, de diminuer les risques de complications médicales, de séquelles voire de décès.

Par ailleurs, de telles méthodes de modélisation 3D du corps humain pourraient être utilisées pour d'autres applications cliniques. L'estimation précise de la BSA via un modèle surfacique permettrait d'améliorer l'évaluation de l'état de santé du patient en mesurant la clairance rénale (Redal-Baigorri, Rasmussen, & Heaf, 2013), le débit cardiaque (Patel, Durland, & Makaryus, 2022), ou les doses de chimiothérapie (Faisal, Tang, Tiley, & Kukard, 2016). De plus, l'utilisation de scans 3D partiels (e.g. visage, bras), de mesures anthropométriques précises et de techniques d'impression 3D pourraient permettre de fabriquer des vêtements de compressions adaptés aux formes du corps du patient (Kisch et al., 2021; Alhazmi et al., 2022).

ANNEXE I

CRITÈRES D'ADMISSION DES PATIENTS GRANDS BRÛLÉS À L'UNITÉ DES GRANDS BRÛLÉS DU CHU DE MONTRÉAL ET ALGORITHME DU CENTRE D'OPTIMISATION DES FLUX RÉSEAUX (COFR) POUR LA PRISE EN CHARGE DES PATIENTS



Critères d'admission entourant le choix de l'intervenant à signaler

Intensiviste :

- Patient sous ventilation mécanique
- TBSA > 20%
- TBSA < 20% AVEC brûlure au visage
- Brûlure au visage seulement
- Brûlure électrique AVEC arrêt cardio-respiratoire
- Brûlure électrique AVEC instabilité hémodynamique
- Brûlure électrique AVEC perte de connaissance sur le site
- Brûlure d'inhalation suspectée
- Incendie dans un espace clos (ex : feu d'habitation)
- Instabilité hémodynamique
- Brûlure avec trauma possible, non-éliminé
- Brûlure post arrêt cardio respiratoire
- Brûlure avec perte de connaissance sur le site
- Atteintes cutanées sévères (TENS, Steven-Johnson, etc.)

Plasticien :

- TBSA < 20% SANS brûlure au visage
- Brûlure chimique
- Brûlure électrique SANS arrêt cardio-respiratoire
- Brûlure électrique SANS instabilité hémodynamique
- Brûlure électrique SANS perte de connaissance sur le site
- Brûlure circonférentielle
- Engelures
- Fasciite nécrosante en phase subaiguë / débridement cutané – patient intubé ou non

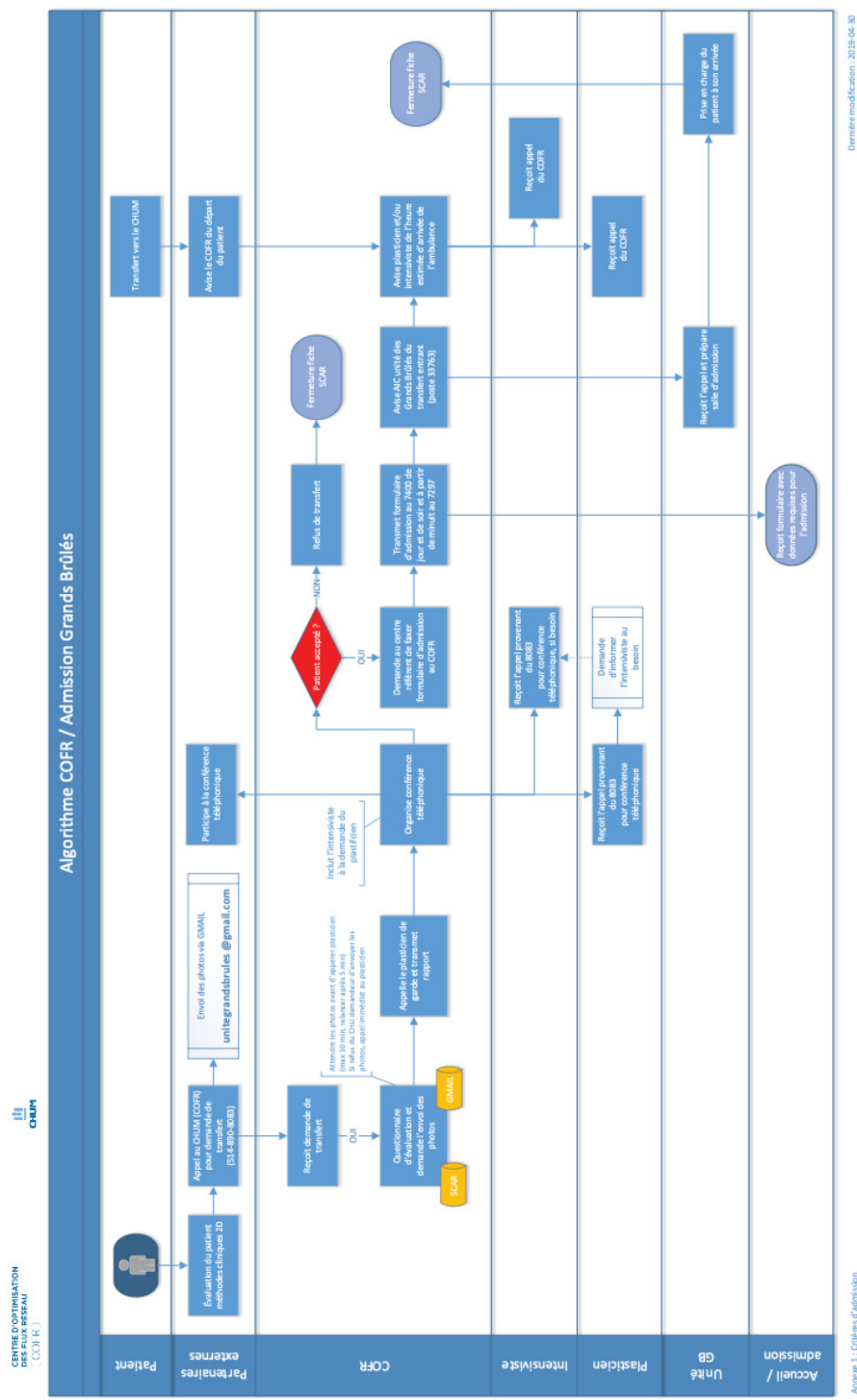


Figure-A I-1 Algorithme d'admission des patients grands brûlés à l'Unité des Grands Brûlés du CHUM

ANNEXE II

LISTE DES INDICES DES SOMMETS DES MODÈLES SURFACIQUES DE MAKEHUMAN FORMANT LES 20 MESURES ANTHROPOMÉTRIQUES

Tableau-A II-1 Liste des sommets formant les 20 mesures anthropométriques de
MakeHuman

Mesure	Nombre de sommets	Liste des indices des sommets formant la mesure
Circonférence de cou	42	[7514,10358,7631,7496,7488,7489,7474,7475,7531,7537,7543,7549,7555,7561,7743,7722,856,1030,1051,850,844,838,832,826,820,756,755,770,769,777,929,3690,804,800,808,801,799,803,7513,7515,7521,7514]
Hauteur du cou	8	[853,854,855,856,857,858,1496,1491]
Circonférence du bras supérieur	20	[8383,8393,8392,8391,8390,8394,8395,8399,10455,10516,8396,8397,8398,8388,8387,8386,10431,8385,8384,8389]
Longueur bras supérieur	2	[8274,10037]
Longueur bras inférieur	2	[10040,10548]
Circonférence de poignet	20	[10208,10211,10212,10216,10471,10533,10213,10214,10215,10205,10204,10203,10437,10202,10201,10206,10200,10210,10209,10208]
Largeur de buste	2	[1437,8125]

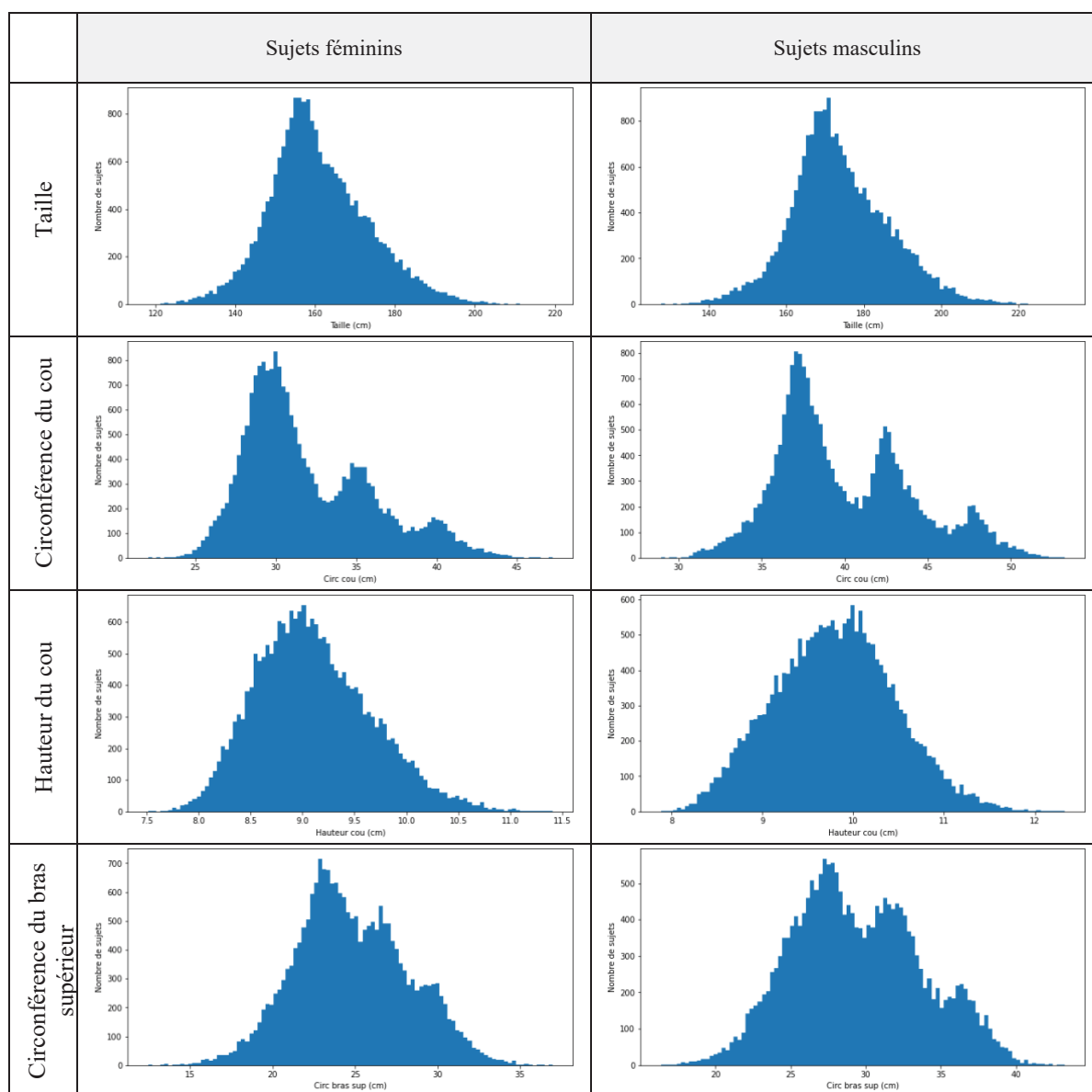
Mesure	Nombre de sommets	Liste des indices des sommets formant la mesure
Circonférence de buste	44	[8439,8455,8462,8446,8478,8494,8557,8510,8526,8542,1072 0,10601,10603,10602,10612,10611,10610,10613,10604,1060 5,10606,3942,3941,3940,3950,3947,3948,3949,3938,3939,39 37,4065,1870,1854,1838,1885,1822,1806,1774,1790,1783,17 67,1799,8471]
Circonférence de sous-buste	42	[10750,10744,10724,10725,10748,10722,10640,10642,10641, 10651,10650,10649,10652,10643,10644,10645,10646,10647, 10648,3988,3987,3986,3985,3984,3983,3982,3992,3989,3990 ,3991,3980,3981,3979,4067,4098,4073,4072,4094,4100,4082, 4088, 4088]
Circonférence de taille	46	[4121,10760,10757,10777,10776,10779,10780,10778,10781,1 0771,10773,10772,10775,10774,10814,10834,10816,10817,1 0818,10819,10820,10821,4181,4180,4179,4178,4177,4176,41 75,4196,4173,4131,4132,4129,4130,4128,4138,4135,4137,41 36,4133,4134,4108,4113,4118,4121]
Distance nuque-taille	2	[1491,4181]
Distance taille-hanche	2	[4121,4341]
Largeur des épaules	2	[7478,8274]
Circonférence des hanches	34	[4341,10968,10969,10971,10970,10967,10928,10927,10925,1 0926,10923,10924,10868,10875,10861,10862,4228,4227,422 6,4242,4234,4294,4293,4296,4295,4297,4298,4342,4345,434 6,4344,4343,4361,4341]

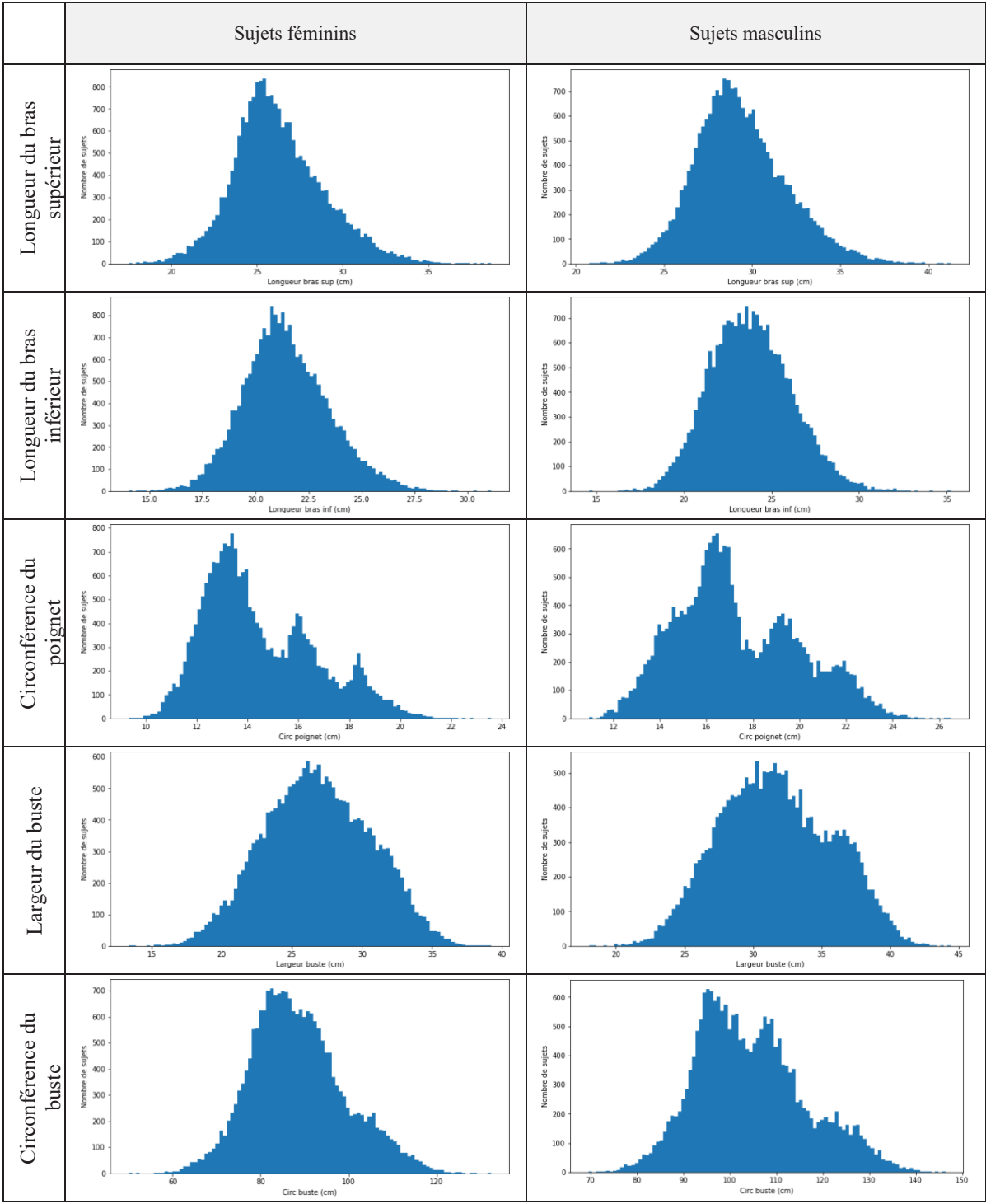
Mesure	Nombre de sommets	Liste des indices des sommets formant la mesure
Hauteur de jambe supérieure	2	[10970,11230]
Circonférence de cuisse	20	[11071,11080,11081,11086,11076,11077,11074,11075,11072, 11073,11069,11070,11087,11085,11084,12994,11083,11082, 11079,11071]
Hauteur de jambe inférieure	2	[11225,12820]
Circonférence de mollet	20	[11339,11336,11353,11351,11350,13008,11349,11348,11345, 11337,11344,11346,11347,11352,11342,11343,11340,11341, 11338,11339]
Circonférence de genou	20	[11223,11230,11232,11233,11238,11228,11229,11226,11227, 11224,11225,11221,11222,11239,11237,11236,13002,11235, 11234,11223]
Circonférence de cheville	20	[11460,11464,11458,11459,11419,11418,12958,12965,12960, 12963,12961,12962,12964,12927,13028,12957,11463,11461, 11457,11460]

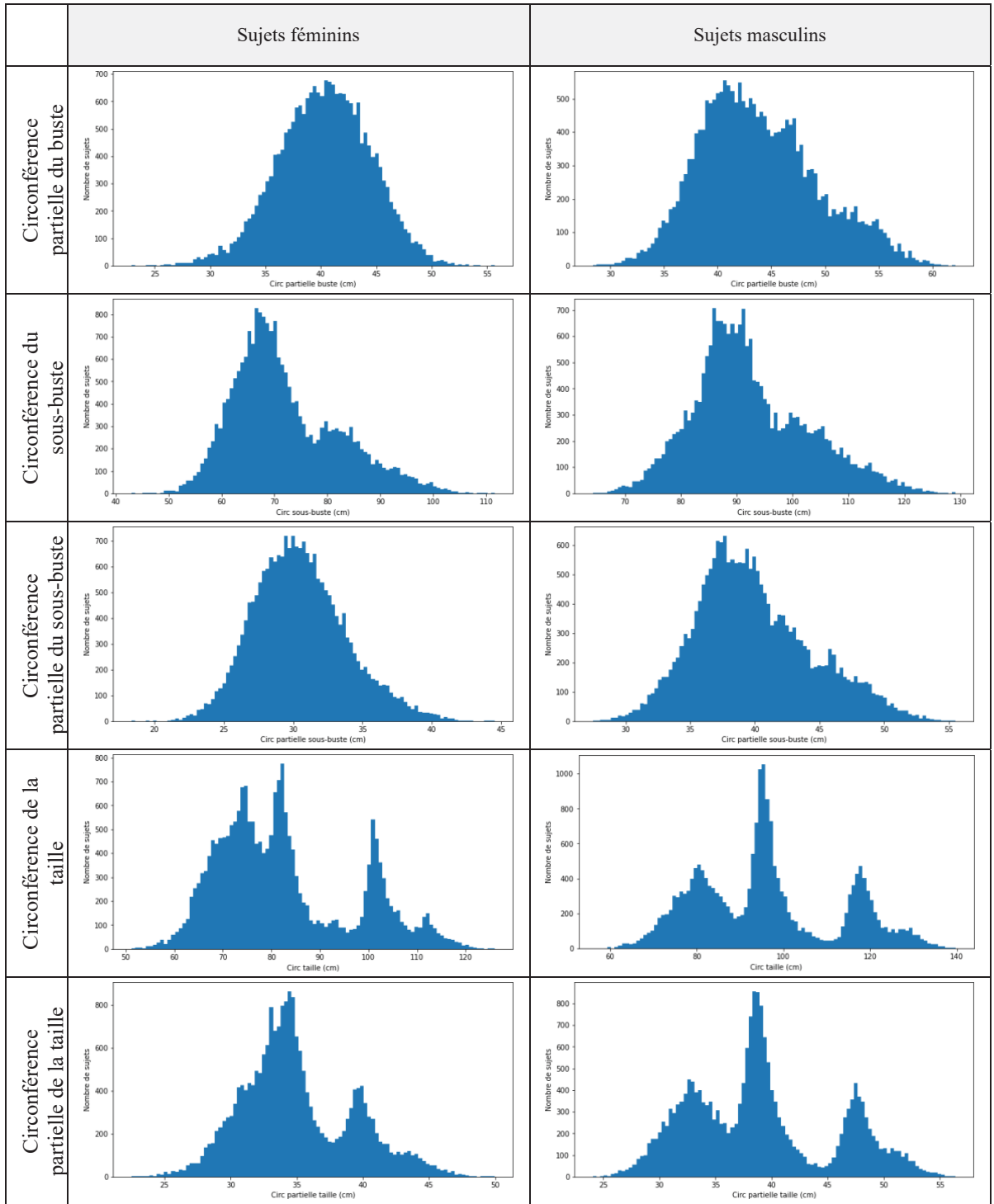
ANNEXE III

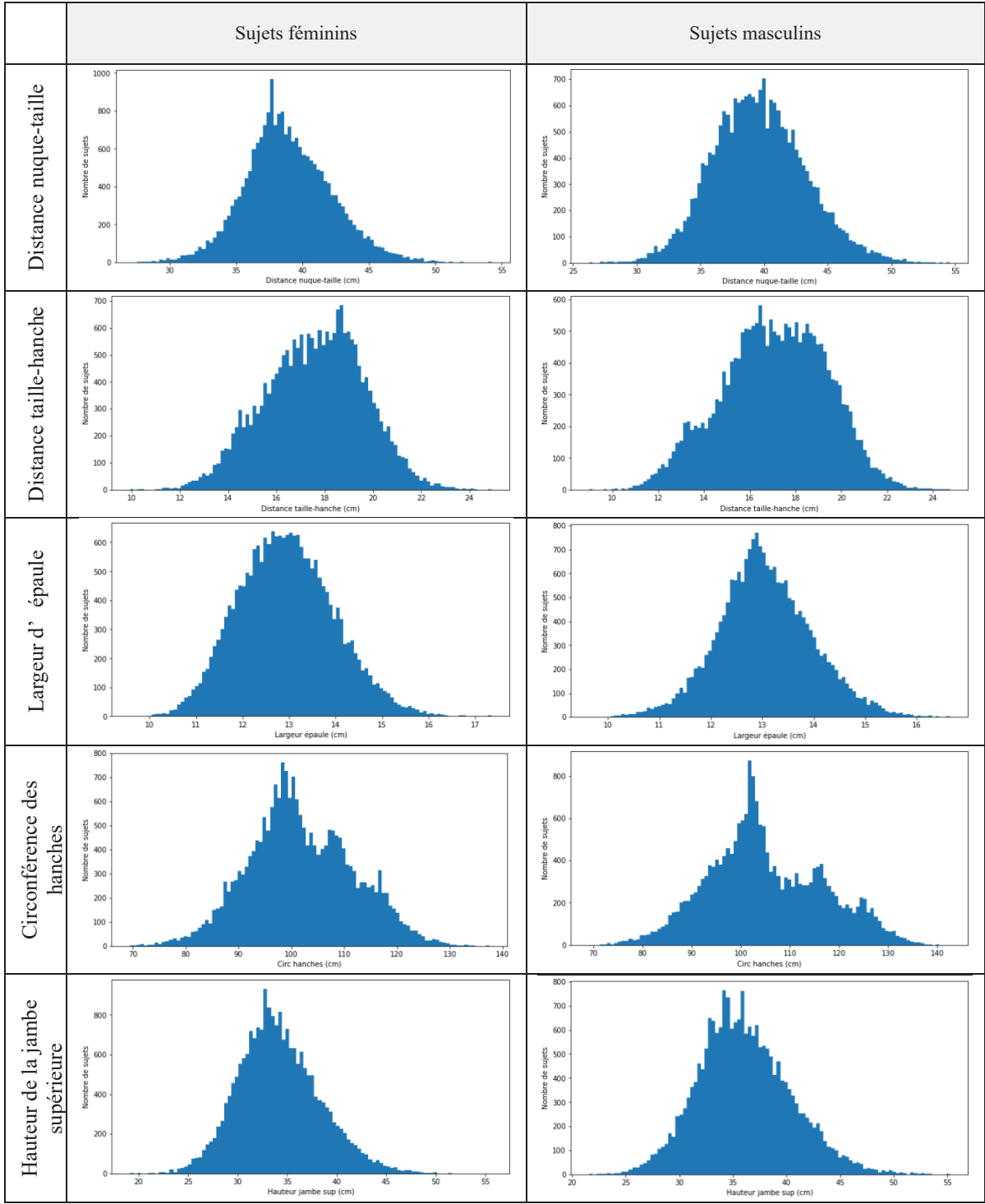
HISTOGRAMMES DE LA DISTRIBUTION DE LA TAILLE, DES 20 MESURES ANTHROPOMÉTRIQUES DE MAKEHUMAN ET DES TROIS CIRCONFÉRENCES PARTIELLES POUR LA POPULATION FÉMININE (N = 21 291) ET POUR LA POPULATION MASCULINE (N = 20 684) ISSUES DU LOT DE DONNÉES DESBOIS-50 000 REPRÉSENTATIF DE LA POPULATION CANADIENNE

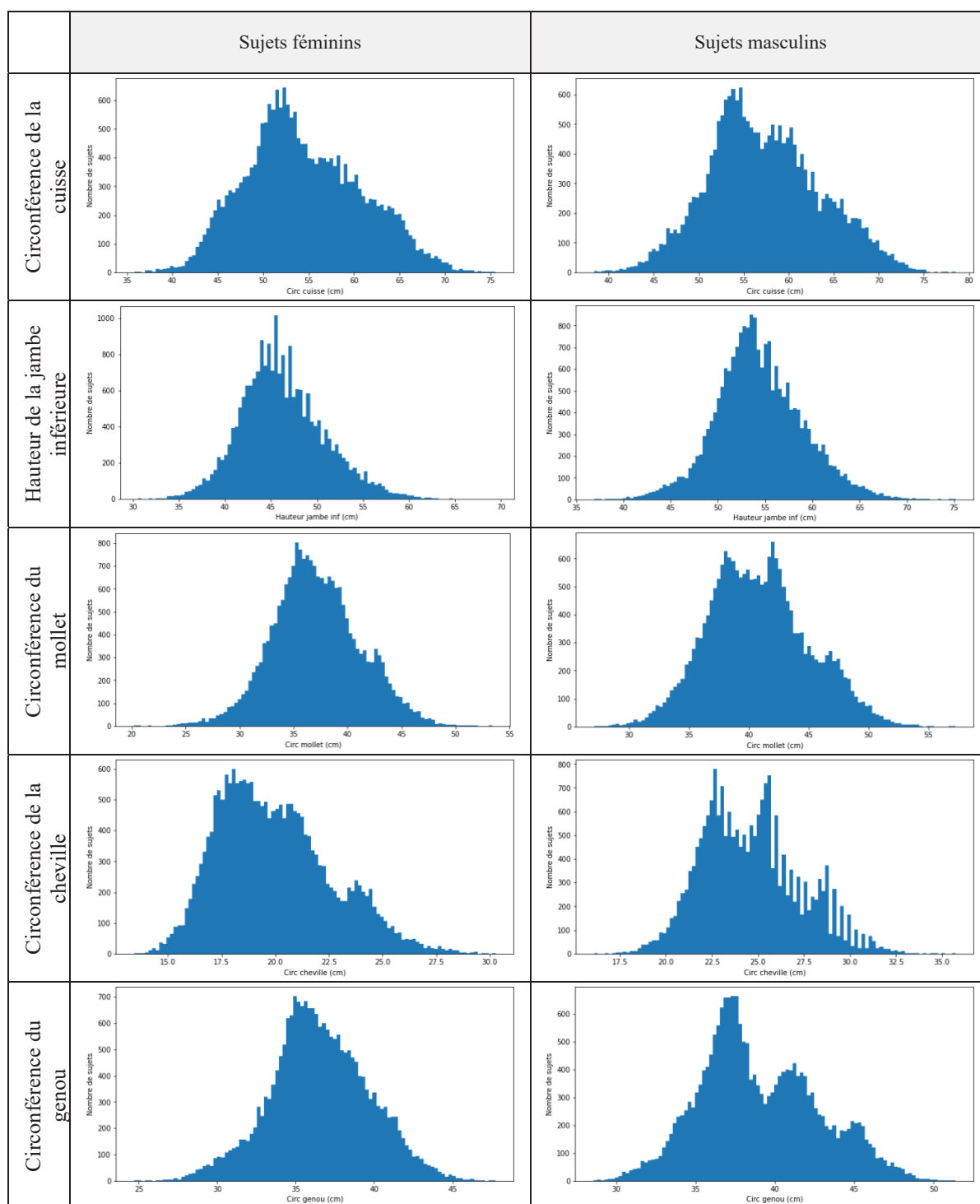
Tableau-A III-1 Histogrammes des distributions des 23 paramètres étudiés pour les sujets féminins et masculins du lot de données Desbois-50 000. Les mesures sont exprimées en cm











ANNEXE IV

MATRICES DES COEFFICIENTS DE CORRÉLATION DE SPEARMAN DES 24 MESURES ANTHROPOMÉTRIQUES DE LA POPULATION FÉMININE (N = 21 291) ET DE LA POPULATION MASCULINE (N = 20 684) ISSUES DU LOT DE DONNÉES DESBOIS-50 000 REPRÉSENTATIF DE LA POPULATION CANADIENNE

Figure-A IV-1 Corrélations des rangs de Spearman pour la population féminine du lot de données Desbois-50 000

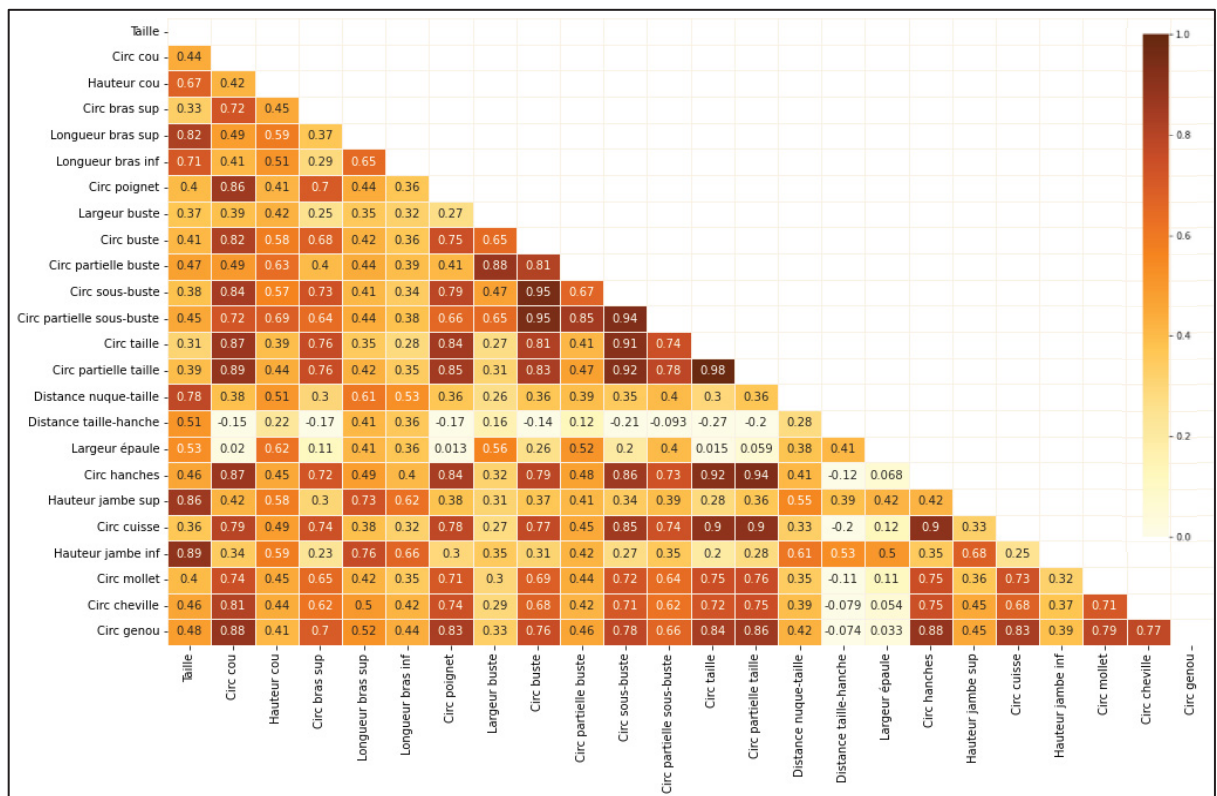
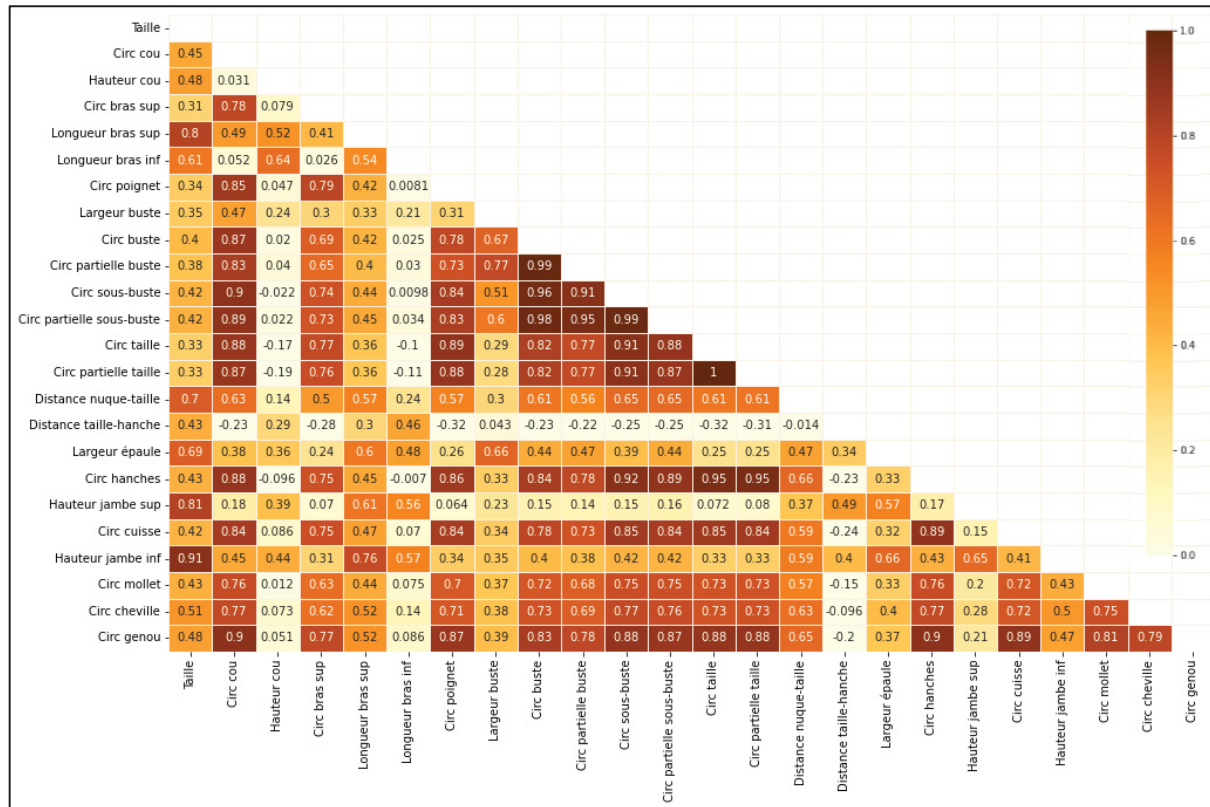


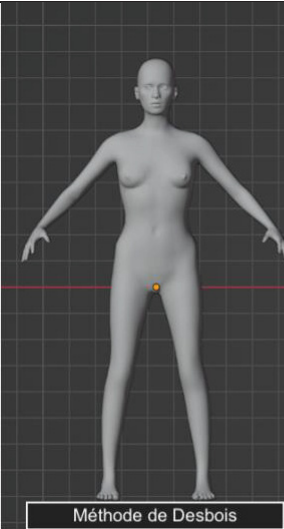
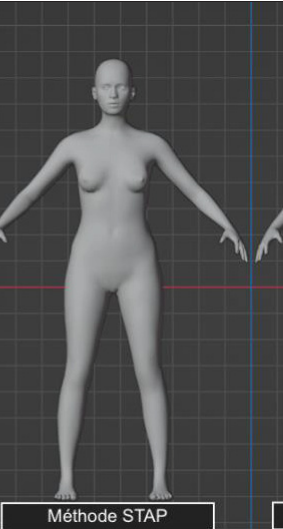
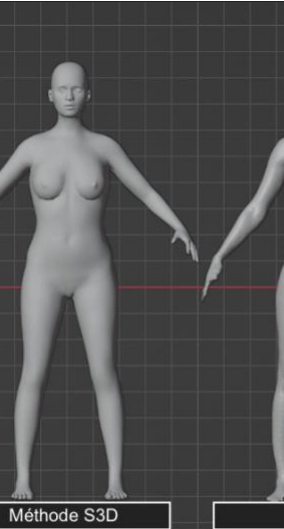
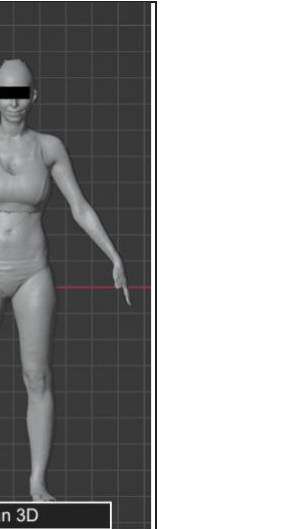
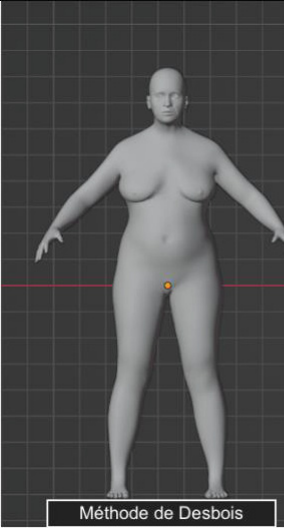
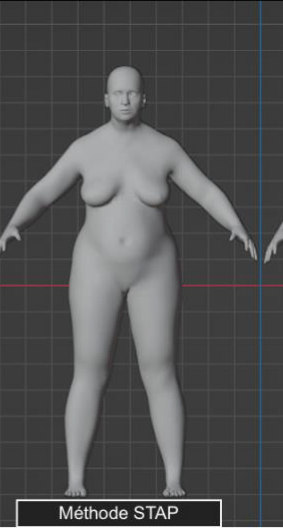
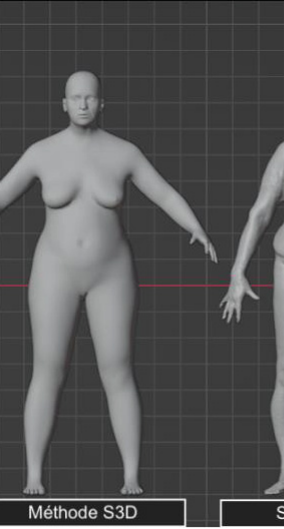
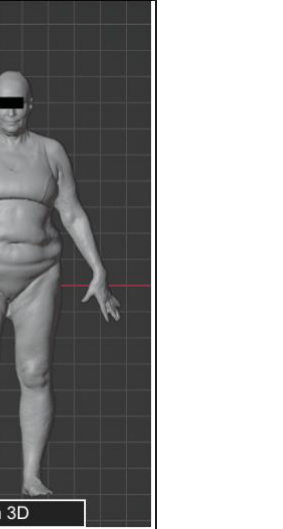
Figure-A IV-2 Corrélations des rangs de Spearman pour la population masculine du lot de données Desbois-50 000

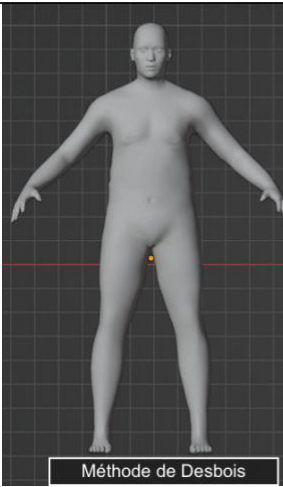
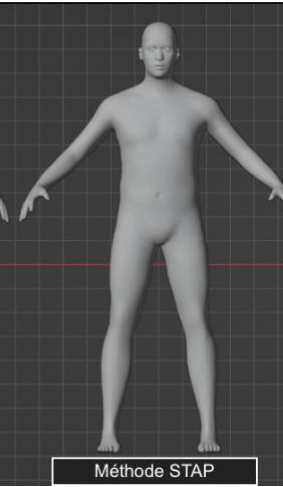
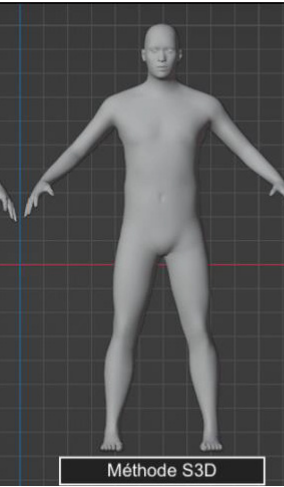
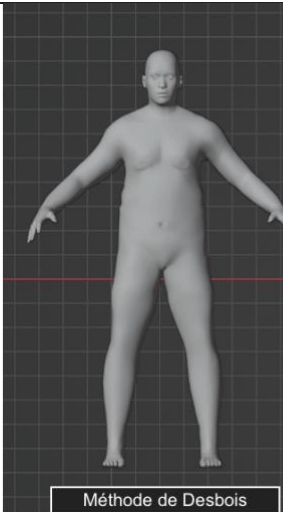
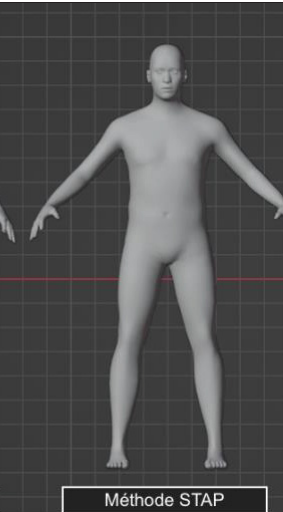
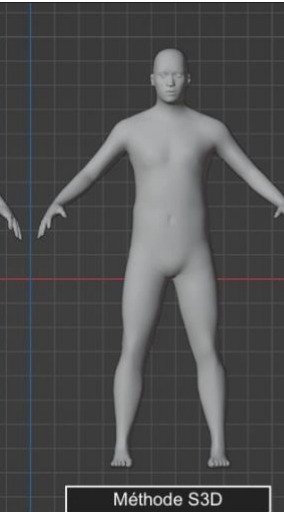
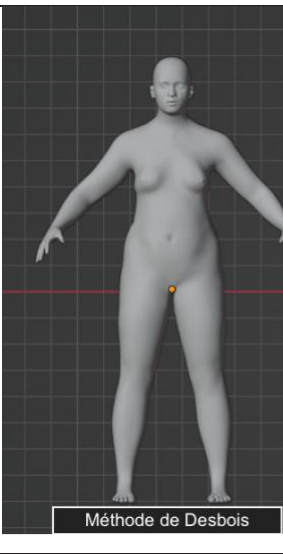
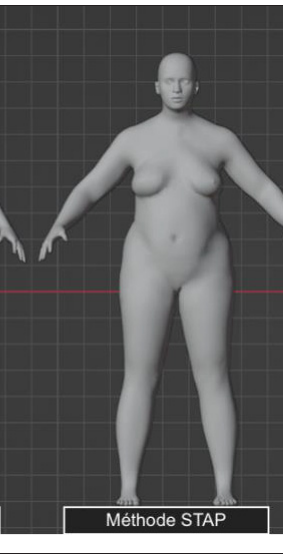
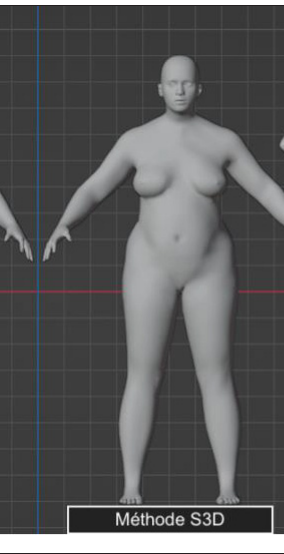
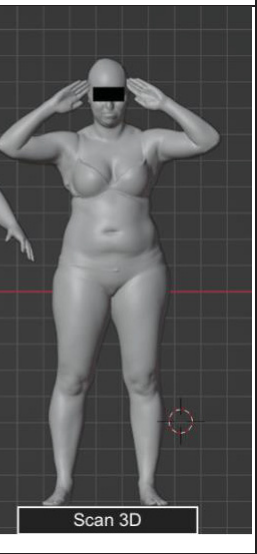


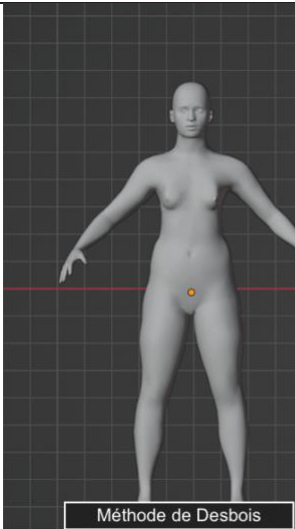
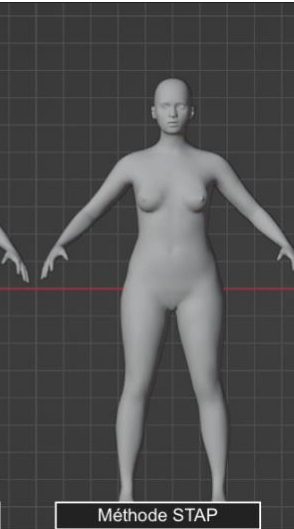
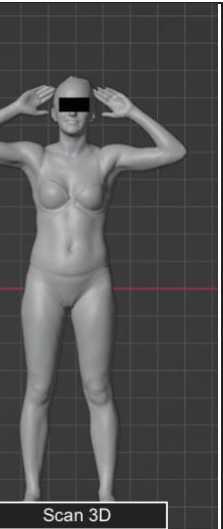
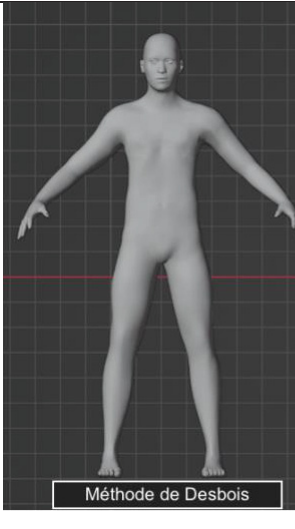
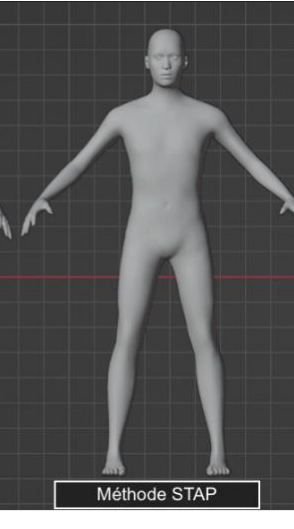
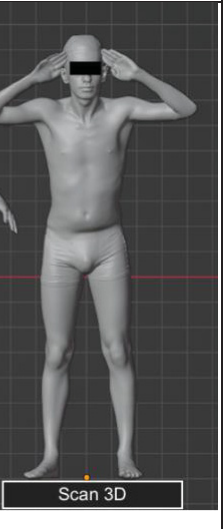
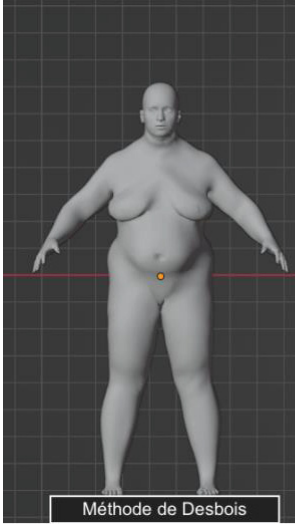
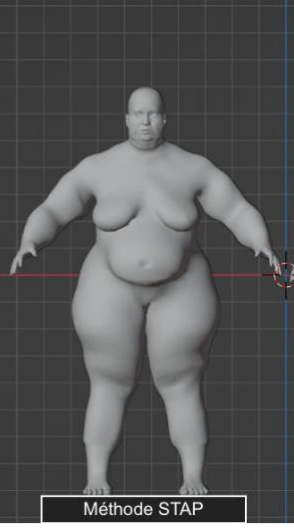
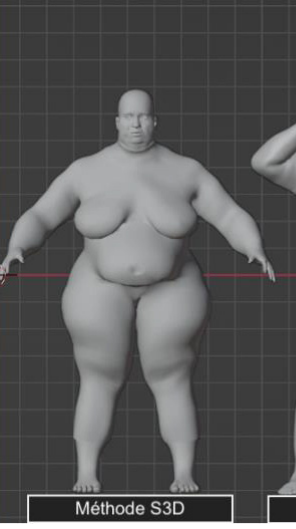
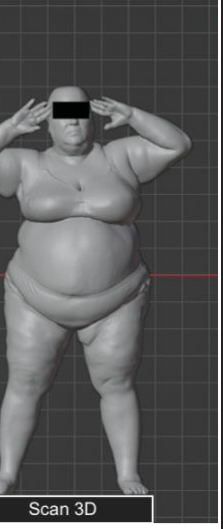
ANNEXE V

MODÈLES SURFACIQUES DE HUIT SUJETS DES LOTS DE DONNÉES
DESBOIS-8 ET FAUST GÉNÉRÉS AVEC LA MÉTHODE DE DESBOIS, LES
MÉTHODES STAP ET S3D AINSI QUE LE SCAN 3D

Tableau-A V-1 Modèles surfaciques de huit sujets des lots de données Desbois-8 et FAUST
générés avec la méthode de Desbois, les méthodes STAP et S3D ainsi que le scan 3D

Sujet 60 (FAUST)	 Méthode de Desbois	 Méthode STAP	 Méthode S3D	 Scan 3D
Sujet 80 (FAUST)	 Méthode de Desbois	 Méthode STAP	 Méthode S3D	 Scan 3D

Sujet 90 (FAUST)	 Méthode de Desbois	 Méthode STAP	 Méthode S3D	 Scan 3D
Sujet B (Desbois-8)	 Méthode de Desbois	 Méthode STAP	 Méthode S3D	 Scan 3D
Sujet D (Desbois-8)	 Méthode de Desbois	 Méthode STAP	 Méthode S3D	 Scan 3D

Sujet E (Desbois-8)	 Méthode de Desbois	 Méthode STAP	 Méthode S3D	 Scan 3D
Sujet F (Desbois-8)	 Méthode de Desbois	 Méthode STAP	 Méthode S3D	 Scan 3D
Sujet G (Desbois-8)	 Méthode de Desbois	 Méthode STAP	 Méthode S3D	 Scan 3D

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Agarwal, P., & Sahu, S. (2010). Determination of hand and palm area as a ratio of body surface area in Indian population. *Indian Journal of Plastic Surgery : Official Publication of the Association of Plastic Surgeons of India*, 43(1), 49-53. <https://doi.org/10.4103/0970-0358.63962>
- Alhazmi, B., Alshomer, F., Alazzam, A., Shehabeldin, A., Almeshal, O., & Kalaskar, D. M. (2022). Digital workflow for fabrication of bespoke facemask in burn rehabilitation with smartphone 3D scanner and desktop 3D printing : Clinical case study. *3D Printing in Medicine*, 8(1), 12. <https://doi.org/10.1186/s41205-022-00140-0>
- Alldieck, T., Magnor, M. A., Xu, W., Theobalt, C., & Pons-Moll, G. (2018). Detailed Human Avatars from Monocular Video. *2018 International Conference on 3D Vision (3DV)*, 98-109.
- Allen, B., Curless, B., & Popović, Z. (2003). The space of human body shapes : Reconstruction and parameterization from range scans. Dans *ACM SIGGRAPH 2003 Papers* (pp. 587-594). San Diego, California: Association for Computing Machinery. Repéré à <https://doi.org/10.1145/1201775.882311>
- Amberg, B., Romdhani, S., & Vetter, T. (2007). Optimal Step Nonrigid ICP Algorithms for Surface Registration. Dans *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1-8).
- American Burn Association. (2020). Advanced Burn Life Support provider manual 2018.
- Amirsheybani, H. R., Crecelius, G. M., Timothy, N. H., Pfeiffer, M., Saggars, G. C., & Manders, E. K. (2001). The natural history of the growth of the hand : I. Hand area as a percentage of body surface area. *Plastic and Reconstructive Surgery*, 107(3), 726-733. <https://doi.org/10.1097/00006534-200103000-00012>
- Anguelov, D., Srinivasan, P., Koller, D., Thrun, S., Rodgers, J., & Davis, J. (2005). SCAPE : Shape completion and animation of people. *ACM Trans. Graph*, 24, 408-416.
- Ashby-Thompson, M., Ji, Y., Wang, J., Yu, W., Thornton, J., Wolper, C., ... Gallagher, D. (2020). High-resolution 3-dimensional photonic scan-derived equations improve body surface area prediction in diverse populations. *Obesity (Silver Spring, Md.)*, 28(4), 706-717.
- Atiyeh, B., Masellis, A., & Conte, C. (2009). Optimizing Burn Treatment in Developing Low- and Middle-Income Countries with Limited Health Care Resources (Part 1). *Annals of Burns and Fire Disasters*, 22(3), 121.

- Ayar, P. V., & Benyamina, M. (2019). Prise en charge du patient brûlé en préhospitalier. Première partie : Cas général et inhalation de fumées. *Annals of Burns and Fire Disasters*, 32(1), 22.
- Baldasso, R. P., Moraes, C., Gallardo, E., Stumvoll, M. B., Crespo, K. C., Strapasson, R. A. P., & de Oliveira, R. N. (2021). 3D forensic facial approximation : Implementation protocol in a forensic activity. *Journal of Forensic Sciences*, 66(1), 383-388. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.14587>
- Barnes, J., Duffy, A., Hamnett, N., McPhail, J., Seaton, C., Shokrollahi, K., ... Jones, R. P. (2015). The Mersey Burns App : Evolving a model of validation. *Emergency Medicine Journal*, 32(8), 637-641. <https://doi.org/10.1136/emered-2013-203416>
- Bartol, K., Bojanić, D., Petković, T., & Pribanić, T. (2021). A Review of Body Measurement Using 3D Scanning. *IEEE Access*, 9, 67281-67301.
- Bastioni, M., Re, S., & Misra, S. (2008). Ideas and methods for modeling 3D human figures : The principal algorithms used by MakeHuman and their implementation in a new approach to parametric modeling. Dans *Proceedings of the 1st Bangalore Annual Compute Conference* (pp. 1-6). Bangalore, India: Association for Computing Machinery. Repéré à <https://doi.org/10.1145/1341771.1341782>
- Baxter, C. R. (1974). Fluid Volume and Electrolyte Changes of the Early Postburn Period. *Clinics in Plastic Surgery*, 1(4), 693-709. [https://doi.org/10.1016/S0094-1298\(20\)30126-7](https://doi.org/10.1016/S0094-1298(20)30126-7)
- Beaton, A. E., & Tukey, J. W. (1974). The Fitting of Power Series, Meaning Polynomials, Illustrated on Band-Spectroscopic Data. *Technometrics*, 16(2), 147-185. <https://doi.org/10.1080/00401706.1974.10489171>
- Benjamin, N. C., Lee, J. O., Norbury, W. B., Branski, L. K., Wurzer, P., Jimenez, C. J., ... Herndon, D. N. (2017). Accuracy of Currently Used Paper Burn Diagram vs a Three-Dimensional Computerized Model. *Journal of Burn Care & Research : Official Publication of the American Burn Association*, 38(1), e254-e260.
- Benjemaa, R., & Schmitt, F. (1999). Fast global registration of 3D sampled surfaces using a multi-z-buffer technique. *Image and Vision Computing*, 17(2), 113-123. [https://doi.org/10.1016/S0262-8856\(98\)00115-2](https://doi.org/10.1016/S0262-8856(98)00115-2)
- Bentley, J. L. (1975). Multidimensional binary search trees used for associative searching. *Commun. ACM*, 18(9), 509-517. <https://doi.org/10.1145/361002.361007>
- Besl, P. J., & McKay, N. D. (1992). A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2), 239-256.

- Bogo, F., Black, M. J., Loper, M., & Romero, J. (2015). Detailed Full-Body Reconstructions of Moving People from Monocular RGB-D Sequences. Dans *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (pp. 2300-2308). <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.265>
- Bogo, F., Kanazawa, A., Lassner, C., Gehler, P., Romero, J., & Black, M. J. (2016). Keep It SMPL : Automatic Estimation of 3D Human Pose and Shape from a Single Image. Dans B. Leibe, J. Matas, N. Sebe, & M. Welling (Éds), *Computer Vision – ECCV 2016* (Vol. 9909, pp. 561-578). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-46454-1_34
- Bogo, F., Romero, J., Loper, M., & Black, M. J. (2014). FAUST : Dataset and Evaluation for 3D Mesh Registration. Dans *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 3794-3801). Columbus, OH, USA: IEEE. Repéré à <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6909880>
- Borhani-Khomani, K., Partoft, S., & Holmgaard, R. (2017). Assessment of burn size in obese adults; a literature review. *Journal of Plastic Surgery and Hand Surgery*, 51(6), 375-380.
- Brekke, R. L., Almeland, S. K., Hufthammer, K. O., & Hansson, E. (2023). Agreement of clinical assessment of burn size and burn depth between referring hospitals and burn centres : A systematic review. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 49(3), 493-515. <https://doi.org/10.1016/j.burns.2022.05.007>
- Briceno, L., & Paul, G. (2019). MakeHuman : A Review of the Modelling Framework. Dans S. Bagnara, R. Tartaglia, S. Albolino, T. Alexander, & Y. Fujita (Éds), *Proceedings of the 20th Congress of the International Ergonomics Association (IEA 2018)* (pp. 224-232). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-96077-7_23
- Brown, B., & Rusinkiewicz, S. (2007). Global Non-Rigid Alignment of 3-D Scans. *ACM Trans. Graph.*, 26, 21.
- Brunani, A., Perna, S., Soranna, D., Rondanelli, M., Zambon, A., Bertoli, S., ... Canello, R. (2021). Body composition assessment using bioelectrical impedance analysis (BIA) in a wide cohort of patients affected with mild to severe obesity. *Clinical Nutrition*, 40(6), 3973-3981.
- Burton, R. F. (2008). Estimating body surface area from mass and height : Theory and the formula of Du Bois and Du Bois. *Annals of Human Biology*, 35(2), 170-184.

- Butz, D. R., Collier, Z., O'Connor, A., Magdziak, M., & Gottlieb, L. J. (2015). Is palmar surface area a reliable tool to estimate burn surface areas in obese patients? *Journal of Burn Care & Research : Official Publication of the American Burn Association*, 36(1), 87-91.
- Carrougner, G. J., & Pham, T. N. (2024). Burn size estimation : A remarkable history with clinical practice implications. *Burns Open*, 8(2), 47-52.
- Casadei, K., & Kiel, J. (2024). Anthropometric Measurement. Dans *StatPearls*. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK537315/>
- Centers for Disease Control and Prevention. (2021). National Health and Nutrition Examination Survey (NHANES) : Anthropometry Procedures Manual. Repéré à <https://wwwn.cdc.gov/nchs/data/nhanes/2021-2023/manuals/2021-Anthropometry-Procedures-Manual-508.pdf>
- Chan, A. P., Fan, J., & Yu, W. (2005). Prediction of men's shirt pattern based on 3D body measurements. *International Journal of Clothing Science and Technology*, 17, 100-108.
- Cheah, A. K. W., Kangkorn, T., Tan, E. H., Loo, M. L., & Chong, S. J. (2018). The validation study on a three-dimensional burn estimation smart-phone application : Accurate, free and fast? *Burns & Trauma*, 6. Repéré à <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5828346/>
- Chen, Y., Song, Z., Xu, W., Martin, R. R., & Cheng, Z.-Q. (2019). Parametric 3D modeling of a symmetric human body. *Computers & Graphics*, 81, 52-60. <https://doi.org/10.1016/j.cag.2019.03.013>
- Cheng, Z.-Q., Chen, Y., Martin, R. R., Wu, T., & Song, Z. (2018). Parametric modeling of 3D human body shape—A survey. *Computers & Graphics*, 71, 88-100.
- Choi, H., Park, M. S., & Lee, H.-M. (2011). Hand surface area as a percentage of body surface area in Asian children : A pilot study. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 37(6), 1062-1066. <https://doi.org/10.1016/j.burns.2011.03.010>
- Chong, H. P., Quinn, L., Jeeves, A., Cooksey, R., Lodge, M., Carney, B., & Molony, D. (2020). A comparison study of methods for estimation of a burn surface area : Lund and Browder, e-burn and Mersey Burns. *Burns*, 46(2), 483-489.
- Chouinard, N. H., Beaudoin Cloutier, C., Chang, S.-L., Savoie-White, F. H., Lachapelle, P., Lantagne, N., ... Guertin, J. R. (2024). The economic burden of burned patients for hospitalization in Canada. *Burns*, 50(6), 1494-1503. <https://doi.org/10.1016/j.burns.2024.03.036>

- Claire C. Gordon, Cynthia L. Blackwell, Bruce Bradtmiller, Joseph L. Parham, Patricia Barrientos, Stephen P. Paquette, ... Shirley Kristensen. (2014). *2012 Anthropometric Survey of U.S. Army Personnel : Methods and Summary Statistics*. États-Unis: ARMY NATICK SOLDIER RESEARCH DEVELOPMENT AND ENGINEERING CENTER. Repéré à <https://apps.dtic.mil/sti/citations/ADA611869>
- Colson, C. D., Alberto, E. C., Milestone, Z. P., Batra, N., Salvador, T., Fooladi, H., ... Burd, R. S. (2023). EasyTBSA as a method for calculating total body surface area burned : A validation study. *Emergency medicine journal : EMJ*, 40(4), 279-284. <https://doi.org/10.1136/emmermed-2022-212308>
- Corona-Figueroa, A. A., Vélez-Palafox, M., Marquez-Gutierrez, E. A., Barlandas-Quintana, E., & Gutierrez-Barreto, S. E. (2024). Burn vs. Referral Physicians' TBSA Estimation Errors : A Cross-Sectional Study at the National Burn Center. *Burns Open*, 8(4), 100361. <https://doi.org/10.1016/j.burnso.2024.100361>
- Dahiya, Y., Biswal, P., & Sharma, M. (2017). Inter and Intra Observer Variability in Anthropometric Measurements. *Indian Journal of Aerospace Medicine*, 61(2), 1-9.
- Dai, F., Zhang, D., Su, K., & Xin, N. (2020). Burn Images Segmentation Based on Burn-GAN. *Journal of Burn Care & Research*, (iraa208). Repéré à <https://doi.org/10.1093/jbcr/iraa208>
- Darsini, D., Hamidah, H., Notobroto, H. B., & Cahyono, E. A. (2020). Health risks associated with high waist circumference : A systematic review. *Journal of Public Health Research*, 9(2), 1811. <https://doi.org/10.4081/jphr.2020.1811>
- Davé, D. R., Nagarjan, N., Canner, J. K., Kushner, A. L., Stewart, B. T., & SOSAS4 Research Group. (2018). Rethinking burns for low & middle-income countries : Differing patterns of burn epidemiology, care seeking behavior, and outcomes across four countries. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 44(5), 1228-1234. <https://doi.org/10.1016/j.burns.2018.01.015>
- Desbois, A. (2019). *Modélisation et quantification 3D de la taille des surfaces corporelles brûlées*. phd No. 2019:2. École de technologie supérieure, Montréal. Repéré à <http://espace.etsmtl.ca/id/eprint/2321/>
- Desbois, A., Beguet, F., Leclerc, Y., Hernández, A., Gervais, S., Perreault, I., & de Guise, J. (2019). Predictive Modeling for Personalized Three-Dimensional Burn Injury Assessments. *Journal of Burn Care & Research*, 41.

- Desbois, A., Matei, S., Beguet, F., Perreault, I., Gervais, S., & de Guise, J. (2017). The Importance of a 3D-Based Approach With Personalized Models for Accurately Assessing TBSA. *Journal of burn care & research: Official publication of the American Burn Association*, 39.
- Dirnberger, J., Giretzlehner, M., Luckeneder, T., Siegl, D., Haller, H. L., & Rodemund, C. (2004). BurnCase 3D – Realistic Adaptation of 3-Dimensional Human Body Models. Dans C. Barillot, D. R. Haynor, & P. Hellier (Éds), *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2004* (pp. 363-370). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Dong, Y., Wang, S., Sun, J., Wang, M., & Cheng, L. (2024). Three-Dimensional Human Body Reconstruction Using Dual-View Normal Maps. *Symmetry*, 16, 1647. <https://doi.org/10.3390/sym16121647>
- Donlic, M., Petkovic, T., & Pribanic, T. (2017). On Tablet 3D Structured Light Reconstruction and Registration. Dans *2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)* (pp. 2462-2471). <https://doi.org/10.1109/ICCVW.2017.290>
- Du Bois, D., & Du Bois, E. F. (1916). CLINICAL CALORIMETRY : TENTH PAPER A FORMULA TO ESTIMATE THE APPROXIMATE SURFACE AREA IF HEIGHT AND WEIGHT BE KNOWN. *Archives of Internal Medicine*, XVII(6_2), 863-871.
- Dulhunty, J. M., Boots, R. J., Rudd, M. J., Muller, M. J., & Lipman, J. (2008). Increased fluid resuscitation can lead to adverse outcomes in major-burn injured patients, but low mortality is achievable. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 34(8), 1090-1097.
- Etchison, W. C., Bloodgood, E. A., Minton, C. P., Thompson, N. J., Collins, M. A., Hunter, S. C., & Dai, H. (2011). Body Mass Index and Percentage of Body Fat as Indicators for Obesity in an Adolescent Athletic Population. *Sports Health*, 3(3), 249-252.
- Face, S., & Dalton, S. (2017). Consistency of total body surface area assessment in severe burns : Implications for practice. *Emergency Medicine Australasia*, 29(4), 429-432. <https://doi.org/10.1111/1742-6723.12806>
- Faisal, W., Tang, H.-M., Tiley, S., & Kukard, C. (2016). Not All Body Surface Area Formulas Are the Same, but Does It Matter? *Journal of global oncology*, 2(6), 436-437.
- Fischler, M. A., & Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus : A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6), 381-395. <https://doi.org/10.1145/358669.358692>

- Flegal, K. M. (2006). Body mass index of healthy men compared with healthy women in the United States. *International Journal of Obesity (2005)*, 30(2), 374-379. <https://doi.org/10.1038/sj.ijo.0803117>
- Flegal, Katherine M. (2023). Use and Misuse of BMI Categories. *AMA Journal of Ethics*, 25(7), 550-558. <https://doi.org/10.1001/amajethics.2023.550>
- Fonseca, T., Bogaerts, R., Hunt, J., & Vanhavere, F. (2014). A methodology to develop computational phantoms with adjustable posture for WBC calibration. *Physics in Medicine and Biology*, 59.
- Freeman, & Davis. (1977). A Corner-Finding Algorithm for Chain-Coded Curves. *IEEE Transactions on Computers*, C-26(3), 297-303.
- Garcia-D'Urso, N. E., Guevara, P. R., Azorin-Lopez, J., & Fuster-Guillo, A. (2023). 3D Human Body Models : Parametric and Generative Methods Review. Dans I. Rojas, G. Joya, & A. Catala (Éds), *Advances in Computational Intelligence* (pp. 251-262). Cham: Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43085-5_20
- Garland, M., & Heckbert, P. S. (1997). Surface simplification using quadric error metrics. Dans *Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques* (pp. 209-216). USA: ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co. <https://doi.org/10.1145/258734.258849>
- Gavriilidou, N. N., Pihlsgård, M., & Elmståhl, S. (2015). Anthropometric reference data for elderly Swedes and its disease-related pattern. *European Journal of Clinical Nutrition*, 69(9), 1066-1075. <https://doi.org/10.1038/ejcn.2015.73>
- Gehan, E. A., & George, S. L. (1970). Estimation of human body surface area from height and weight. *Cancer chemotherapy reports. Part 1*, 54(4), 225-235.
- Giretzlehner, M., Dirnberger, J., Owen, R., Haller, H. L., Lumenta, D. B., & Kamolz, L.-P. (2013). The determination of total burn surface area : How much difference? *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 39(6), 1107-1113.
- Giretzlehner, Michael, Dirnberger, M., Luckeneder, J., Rodemund, C., & Haller, H. (2004). BurnCase 3D : A research product for effective and time-saving documentation of burn injuries. *Annals of Burn and fire disaster*, 17, 64-72.
- Giretzlehner, Michael, Ganitzer, I., & Haller, H. (2021). Technical and Medical Aspects of Burn Size Assessment and Documentation. *Medicina*, 57(3), 242.

- Glock, F., Vogel, M., Naumann, S., Kuehnappel, A., Scholz, M., Hiemisch, A., ... Kiess, W. (2017). Validity and intraobserver reliability of three-dimensional scanning compared with conventional anthropometry for children and adolescents from a population-based cohort study. *Pediatric Research*, 81(5), 736-744.
- Gonzalez-Correa, C. (2018). Body Composition by Bioelectrical Impedance Analysis. *Bioimpedance in Biomedical Applications and Research*, 219-241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-74388-2_11
- Gotra, A., Chartrand, G., Massicotte-Tisluck, K., Morin-Roy, F., Vandenbroucke-Menu, F., de Guise, J. A., & Tang, A. (2015). Validation of a Semiautomated Liver Segmentation Method Using CT for Accurate Volumetry. *Academic Radiology*, 22(9), 1088-1098.
- Gu, B., Liu, G., & Xu, B. (2016). Girth prediction of young female body using orthogonal silhouettes. *The Journal of The Textile Institute*, 108, 1-8.
- Gu, D., Yun, Y., Tuan, T. T., & Ahn, H. (2022). Dense-Pose2SMPL : 3D Human Body Shape Estimation From a Single and Multiple Images and Its Performance Study. *IEEE Access*, 10, 75859-75871.
- Güler, R. A., & Kokkinos, I. (2019). HoloPose : Holistic 3D Human Reconstruction In-The-Wild. Dans *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 10876-10886). Repéré à <https://www.arielai.com/holopose/>
- Hahn, B., Roh, S. A., Price, C., Fu, W., Dibello, J., Berwald, N., ... Chacko, J. (2020). Estimates of Total Burned Surface Area by Emergency Department Clinicians and Burn Specialists. *Cureus*, 12(7), e9362. <https://doi.org/10.7759/cureus.9362>
- Harish, V., Raymond, A. P., Issler, A. C., Lajevardi, S. S., Chang, L.-Y., Maitz, P. K. M., & Kennedy, P. (2015). Accuracy of burn size estimation in patients transferred to adult Burn Units in Sydney, Australia : An audit of 698 patients. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 41(1), 91-99.
- Hettiaratchy, S., & Papini, R. (2004). Initial management of a major burn : II—assessment and resuscitation. *BMJ : British Medical Journal*, 329(7457), 101-103.
- Heymsfield, S. B., Bourgeois, B., Ng, B. K., Sommer, M. J., Li, X., & Shepherd, J. A. (2018). Digital Anthropometry : A Critical Review. *European journal of clinical nutrition*, 72(5), 680-687.
- Hidvegi, N., Nduka, C., Myers, S., & Dziewulski, P. (2004). Estimation of Breast Burn Size. *Plastic and Reconstructive Surgery*, 113(6), 1591. <https://doi.org/10.1097/01.PRS.0000117189.75066.97>

- Hirshberg, D., Loper, M., Rachlin, E., & Black, M. (2012). Coregistration : Simultaneous Alignment and Modeling of Articulated 3D Shape (Vol. 7577, pp. 242-255).
- Hoerl, A. E., & Kennard, R. W. (1970). Ridge Regression : Biased Estimation for Nonorthogonal Problems. *Technometrics*, 12(1), 55-67.
<https://doi.org/10.2307/1267351>
- Hossain, G., Saw, A., Mahumud, R., Ohtsuki, F., & Zaman, T. (2013). Multiple regression analysis of anthropometric measurements influencing the cephalic index of male Japanese university students. *Singapore medical journal*, 54, 516-20.
- Hu, P., Ho, E. S. L., & Munteanu, A. (2023). AlignBodyNet : Deep Learning-Based Alignment of Non-Overlapping Partial Body Point Clouds From a Single Depth Camera. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 72, 1-9.
<https://doi.org/10.1109/TIM.2022.3222501>
- Hung, P., Witana, C., & Goonetilleke, R. (2004). Anthropometric Measurements from Photographic Images. *Computing Systems*, 29.
- Indah, P., Sari, A. D., Suryoputro, M. R., & Purnomo, H. (2016). Prediction of Elderly Anthropometric Dimension Based On Age, Gender, Origin, and Body Mass Index. *IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*, 105(1), 012024.
- International Organization for Standardization. (2017). ISO 7250–1:2017. Basic human body measurements for technological design, Part 1 : Body measurements definitions and landmarks. Repéré à <https://www.iso.org/standard/65246.html>
- Jeon, S., Kim, M., Yoon, J., Lee, S., & Youm, S. (2023). Machine learning-based obesity classification considering 3D body scanner measurements. *Scientific Reports*, 13, 3299.
- Jeschke, M. G., van Baar, M. E., Choudhry, M. A., Chung, K. K., Gibran, N. S., & Logsetty, S. (2020). Burn injury. *Nature Reviews Disease Primers*, 6(1), 1-25.
- Jiang, L., Yao, J., Li, B., Fang, F., Zhang, Q., & Meng, M. (2012). Automatic Body Feature Extraction from Front and Side Images. *Journal of Software Engineering and Applications*, 05, 94-100.
- Jiao, C., Su, K., Xie, W., & Ye, Z. (2019). Burn image segmentation based on Mask Regions with Convolutional Neural Network deep learning framework : More accurate and more convenient. *Burns & Trauma*, 7(1), 6.
- Jogova, M., Shaw, J., & Jamieson, T. (2019). The Regulatory Challenge of Mobile Health : Lessons for Canada. *Healthcare Policy*, 14(3), 19-28.
<https://doi.org/10.12927/hcpol.2019.25795>

- Joo-Young, L., & Jeong-Wha, C. (2005). Comparison between Alginate Method and 3D Whole Body Scanning in Measuring Body Surface Area. *Journal of the Korean Society of Clothing and Textiles*, 29.
- Kaashki, N. N., Hu, P., & Munteanu, A. (2021). Deep Learning-Based Automated Extraction of Anthropometric Measurements From a Single 3-D Scan. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 70, 1-14.
- Kamolz, L. P., Lumenta, D. B., Parvizi, D., Dirnberger, J., Owen, R., Höller, J., & Giretzlehner, M. (2014). Smartphones and burn size estimation : “Rapid Burn Assessor”. *Annals of Burns and Fire Disasters*, 27(2), 101-104.
- Kanazawa, A., Black, M. J., Jacobs, D. W., & Malik, J. (2018). End-to-End Recovery of Human Shape and Pose. Dans *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 7122-7131).
- Kanazawa, A., Zhang, J. Y., Felsen, P., & Malik, J. (2019). Learning 3D Human Dynamics From Video. Dans *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 5607-5616). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00576>
- Khongma, A., Ruchanurucks, M., Koanantakool, T., Phatrapornnant, T., Koike, Y., & Rakprayoon, P. (2014). Kinect Quality Enhancement for Triangular Mesh Reconstruction with a Medical Image Application. Dans *Soft Computing Techniques in Engineering Applications* (Vol. 543, pp. 15-32). (S.I.): (s.n.). https://doi.org/10.1007/978-3-319-04693-8_2
- Kisch, T., Stang, F. H., Mailaender, P., Schleusser, S., Michel, D., Trieb, R., ... Vonthein, R. (2021). Smart Scar Care—Industry 4.0 in Individualized Compression Garments : A Randomized Controlled Crossover Feasibility Study. *Plastic and Reconstructive Surgery Global Open*, 9(7), e3683. <https://doi.org/10.1097/GOX.0000000000003683>
- Klein, M., Hayden, D., Elson, C., Nathens, A. B., Gamelli, R. L., Gibran, N. S., ... Tompkins, R. G. (2007). The association between fluid administration and outcome following major burn : A multicenter study. *Annals of Surgery*, 245(4), 622-628.
- Klein, M., Kramer, C., Nelson, J., Rivara, F., Gibran, N., & Concannon, T. (2009). Geographic Access to Burn Center Hospitals. *JAMA : the journal of the American Medical Association*, 302, 1774-81. <https://doi.org/10.1001/jama.2009.1548>
- Kohlschütter, T., & Herout, P. (2012). Automatic Human Body Parts Detection in a 2D Anthropometric System. Dans G. Bebis, R. Boyle, B. Parvin, D. Koracin, C. Fowlkes, S. Wang, ... M. Papka (Éds), *Advances in Visual Computing* (pp. 536-544). Berlin, Heidelberg: Springer.

- Kuehnappel, A., Ahnert, P., Loeffler, M., Broda, A., & Scholz, M. (2016). Reliability of 3D laser-based anthropometry and comparison with classical anthropometry. *Scientific Reports*, 6(1), 26672.
- Kyle, U. G., Bosaeus, I., De Lorenzo, A. D., Deurenberg, P., Elia, M., Gómez, J. M., ... Composition of the ESPEN Working Group. (2004). Bioelectrical impedance analysis-part I: Review of principles and methods. *Clinical Nutrition (Edinburgh, Scotland)*, 23(5), 1226-1243. <https://doi.org/10.1016/j.clnu.2004.06.004>
- Laurent, P., Cresson, T., Vazquez, C., Hagemester, N., & de Guise, J. A. (2016). A multi-criteria evaluation platform for segmentation algorithms. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference, 2016*, 6441-6444. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7592203>
- Lee, K. Y., & Mooney, D. J. (2012). Alginate: Properties and biomedical applications. *Progress in polymer science*, 37(1), 106-126.
- Lee, R. C., Kicska, G., & Mankani, M. H. (1994). A Three-Dimensional Computerized Burn Chart: Stage I: Development of Three-Dimensional Renderings. *The Journal of Burn Care & Rehabilitation*, 15(1), 80-83. <https://doi.org/10.1097/00004630-199401000-00015>
- Li, L., Wang, R., & Zhang, X. (2021). A Tutorial Review on Point Cloud Registrations: Principle, Classification, Comparison, and Technology Challenges. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, e9953910.
- Li, P., & Paquette, S. (2020). Predicting Anthropometric Measurements from 3D Body Scans: Methods and Evaluation. Dans M. Di Nicolantonio, E. Rossi, & T. Alexander (Éds), *Advances in Additive Manufacturing, Modeling Systems and 3D Prototyping* (pp. 561-570). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-20216-3_52
- Lin, Y.-L., & Wang, M.-J. (2011). Automated body feature extraction from 2D images. *Expert Syst. Appl.*, 38, 2585-2591.
- Liu, K., Wang, J., Kamalha, E., Li, V., & Zeng, X. (2017). Construction of a prediction model for body dimensions used in garment pattern making based on anthropometric data learning. *The Journal of The Textile Institute*, 108, 1-8.
- Liu, N. T., Rizzo, J. A., Shields, B. A., Serio-Melvin, M. L., Christy, R. J., & Salinas, J. (2018). Predicting the Ability of Wounds to Heal Given Any Burn Size and Fluid Volume: An Analytical Approach. *Journal of Burn Care & Research: Official Publication of the American Burn Association*, 39(5), 661-669. <https://doi.org/10.1093/jbcr/iry021>

- Liu, X.-Y., Wang, L., Ma, X.-L., Chen, G.-B., He, C., & Cheng, J. (2022). 3D Human Pose and Shape Estimation from Video. Dans *2022 IEEE International Conferences on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing & Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical & Social Computing (CPSCoM) and IEEE Smart Data (SmartData) and IEEE Congress on Cybermatics (Cybermatics)* (pp. 617-624). <https://doi.org/10.1109/iThings-GreenCom-CPSCoM-SmartData-Cybermatics55523.2022.00114>
- Livingston, E. H., & Lee, S. (2000). Percentage of burned body surface area determination in obese and nonobese patients. *The Journal of Surgical Research*, 91(2), 106-110. <https://doi.org/10.1006/jsre.2000.5909>
- Loefering, J., Krause, K., Ahlquist, J., Webb, K., Xu, K., Tran, N., ... Palmieri, T. (2019). Point-of-care 3D body-mapping for determining total body surface area of severely burned patients. Dans *2019 IEEE Healthcare Innovations and Point of Care Technologies, (HI-POCT)* (pp. 111-114). Repéré à <https://ieeexplore.ieee.org/document/8962792>
- Looney, D. P., Sanford, D. P., Li, P., Santee, W. R., Doughty, E. M., & Potter, A. W. (2020). Formulae for calculating body surface area in modern U.S. Army Soldiers. *Journal of Thermal Biology*, 92, 102650.
- Loper, M., Mahmood, N., Romero, J., Pons-Moll, G., & Black, M. J. (2015). SMPL : A skinned multi-person linear model. *ACM Transactions on Graphics*, 34(6), 1-16.
- Lovato, C., Castellani, U., Fantoni, S., Milanese, C., Zancanaro, C., & Giachetti, A. (2009). Computer Assisted Estimation of Anthropometric Parameters from Whole Body Scanner Data. Dans N. Magnenat-Thalmann (Éd.), *Modelling the Physiological Human* (pp. 71-83). Berlin, Heidelberg: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-10470-1_7
- Lu, J.-M., & Wang, M.-J. J. (2008). Automated anthropometric data collection using 3D whole body scanners. *Expert Systems with Applications*, 35(1), 407-414.
- Lu, Y., McQuade, S., & Hahn, J. K. (2018). 3D Shape-based Body Composition Prediction Model Using Machine Learning. *Conference proceedings : ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual Conference, 2018*, 3999. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2018.8513261>
- Lund, C., & Browder, N. (1944). The estimation of areas of burns. *Surg Gynecol Obstet*, (79), 352-8.
- MakeHuman Community. (2024). *MakeHuman Community*. Repéré à <https://static.makehumancommunity.org/index.html>

- Malleson, C., Kosek, M., Klaudiny, M., Huerta, I., Bazin, J.-C., Sorkine-Hornung, A., ... Mitchell, K. (2017). Rapid one-shot acquisition of dynamic VR avatars. Dans *2017 IEEE Virtual Reality (VR)* (pp. 131-140). <https://doi.org/10.1109/VR.2017.7892240>
- Mance, M., Prutki, M., Dujmovic, A., Milošević, M., Vrbancic-Mijatovic, V., & Mijatovic, D. (2020). Changes in total body surface area and the distribution of skin surfaces in relation to body mass index. *Burns*, *46*(4), 868-875.
- Mathews, S. C., McShea, M. J., Hanley, C. L., Ravitz, A., Labrique, A. B., & Cohen, A. B. (2019). Digital health : A path to validation. *Npj Digital Medicine*, *2*(1), 1-9.
- Meagher, D. (1982). Geometric modeling using octree encoding. *Computer Graphics and Image Processing*, *19*(2), 129-147. [https://doi.org/10.1016/0146-664X\(82\)90104-6](https://doi.org/10.1016/0146-664X(82)90104-6)
- Meevassana, J., Sumonsriwarankun, P., Suwajo, P., Nilprapha, K., Promniyom, P., Iamphongsai, S., ... Angspatt, A. (2022). 3D PED BURN app : A precise and easy-to-use pediatric 3D burn surface area calculation tool. *Health Science Reports*, *5*(4), e694.
- Meunier, P., & Yin, S. (2000). Performance of a 2D image-based anthropometric measurement and clothing sizing system. *Applied Ergonomics*, *31*(5), 445-451.
- Milner, S. M. (2023). Burn Size Estimation : A Critical Component of Burn Care. *Eplasty*, *23*, QA13.
- Mocini, E., Cammarota, C., Frigerio, F., Muzzioli, L., Piciocchi, C., Lacalaprice, D., ... Pinto, A. (2023). Digital Anthropometry : A Systematic Review on Precision, Reliability and Accuracy of Most Popular Existing Technologies. *Nutrients*, *15*(2), 302. <https://doi.org/10.3390/nu15020302>
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2013). *Introduction to Linear Regression Analysis* (5th éd.). (S.l.): John Wiley & Sons.
- Mony, P. K., Swaminathan, S., Gajendran, J. K., & Vaz, M. (2016). Quality Assurance for Accuracy of Anthropometric Measurements in Clinical and Epidemiological Studies : [Errare humanum est = to err is human]. *Indian Journal of Community Medicine : Official Publication of Indian Association of Preventive & Social Medicine*, *41*(2), 98. <https://doi.org/10.4103/0970-0218.173499>
- Moore, R. A., Popowicz, P., & Burns, B. (2024). Rule of Nines. Dans *StatPearls*. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK513287/>

- Morris, R., Javed, M., Bodger, O., Hemington Gorse, S., & Williams, D. (2014). A comparison of two smartphone applications and the validation of smartphone applications as tools for fluid calculation for burns resuscitation. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 40(5), 826-834. <https://doi.org/10.1016/j.burns.2013.10.015>
- Mosteller, R. D. (1987). Simplified calculation of body-surface area. *The New England Journal of Medicine*, 317(17), 1098.
- Muja, M., & Lowe, D. G. (2014). Scalable Nearest Neighbor Algorithms for High Dimensional Data. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 36(11), 2227-2240.
- Mukaka, M. M. (2012). Statistics corner : A guide to appropriate use of correlation coefficient in medical research. *Malawi Medical Journal : The Journal of Medical Association of Malawi*, 24(3), 69-71.
- Murari, A., & Singh, K. N. (2019). Lund and Browder chart—modified versus original : A comparative study. *Acute and Critical Care*, 34(4), 276-281.
- Neaman, K. C., Andres, L. A., McClure, A. M., Burton, M. E., Kemmeter, P. R., & Ford, R. D. (2011). A new method for estimation of involved BSAs for obese and normal-weight patients with burn injury. *Journal of Burn Care & Research : Official Publication of the American Burn Association*, 32(3), 421-428.
- Neuwalder, J. M., Sampson, C., Breuing, K. H., & Orgill, D. P. (2002). A review of computer-aided body surface area determination : SAGE II and EPRI's 3D Burn Vision. *The Journal of Burn Care & Rehabilitation*, 23(1), 55-59; discussion 54. <https://doi.org/10.1097/00004630-200201000-00011>
- Nevill, A. M., & Metsios, G. S. (2015). The need to redefine age- and gender-specific overweight and obese body mass index cutoff points. *Nutrition & Diabetes*, 5(11), e186-e186. <https://doi.org/10.1038/nutd.2015.36>
- Nuttall, F. Q. (2015). Body Mass Index : Obesity, BMI, and Health: A Critical Review. *Nutrition Today*, 50(3), 117.
- Omran, M., Lassner, C., Pons-Moll, G., Gehler, P., & Schiele, B. (2018). Neural Body Fitting : Unifying Deep Learning and Model Based Human Pose and Shape Estimation. Dans *2018 International Conference on 3D Vision (3DV)* (pp. 484-494). <https://doi.org/10.1109/3DV.2018.00062>
- Organisation Mondiale de la Santé. (1995). *Physical status : The use and interpretation of anthropometry*. WHO Technical Report Series 854. WHO: Geneva. Repéré à <https://www.who.int/publications/i/item/9241208546>

- Organisation Mondiale de la Santé. (2000). *Obesity : Preventing and managing the global epidemic. Report of a WHO consultation* (Rapport No. 894).
- Organisation Mondiale de la Santé. (2023). Brûlures. Repéré à <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/burns>
- Osman, A. A. A., Bolkart, T., & Black, M. J. (2020). STAR : Sparse Trained Articulated Human Body Regressor. Dans *16th European Conference on Computer Vision (ECCV), Proceedings, Part VI* (pp. 598-613). Glasgow, United Kingdom: Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58539-6_36
- Park, B.-K., & Reed, M. P. (2015). Parametric body shape model of standing children aged 3–11 years. *Ergonomics*, 58(10), 1714-1725.
- Parvizi, D., Giretzlehner, M., Wurzer, P., Klein, L. D., Shoham, Y., Bohanon, F. J., ... Kamolz, L.-P. (2016). BurnCase 3D software validation study : Burn size measurement accuracy and inter-rater reliability. *Burns*, 42(2), 329-335.
- Parvizi, D., Kamolz, L.-P., Giretzlehner, M., Haller, H. L., Trop, M., Selig, H., ... Lumenta, D. B. (2014). The potential impact of wrong TBSA estimations on fluid resuscitation in patients suffering from burns : Things to keep in mind. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 40(2), 241-245.
- Patel, N., Durland, J., & Makaryus, A. N. (2022). Physiology, Cardiac Index. Dans *StatPearls. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing*. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK539905/>
- Paul, G., & Briceno, L. (2022). Estimation of body surface area coverage by garment items : Different approaches using mesh base modelling. *International Journal of Human Factors Modelling and Simulation*, 7(3-4), 329-341.
- Pavlakos, G., Choutas, V., Ghorbani, N., Bolkart, T., Osman, A. A., Tzionas, D., & Black, M. J. (2019). Expressive Body Capture : 3D Hands, Face, and Body From a Single Image. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 10967-10977. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.01123>
- Pavlakos, G., Zhu, L., Zhou, X., & Daniilidis, K. (2018). Learning to Estimate 3D Human Pose and Shape from a Single Color Image. *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 459-468. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00055>
- Peck, M. D. (2011). Epidemiology of burns throughout the world. Part I : Distribution and risk factors. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 37(7), 1087-1100.

- Perbet, F., Johnson, S., Pham, M., & Stenger, B. (2014). Human Body Shape Estimation Using a Multi-resolution Manifold Forest. Dans *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 668-675).
- Pham, C., Collier, Z., & Gillenwater, J. (2019). Changing the Way We Think About Burn Size Estimation. *Journal of Burn Care & Research : Official Publication of the American Burn Association*, 40(1), 1-11.
- Pishchulin, L., Insafutdinov, E., Tang, S., Andres, B., Andriluka, M., Gehler, P., & Schiele, B. (2016). DeepCut: Joint Subset Partition and Labeling for Multi Person Pose Estimation. Dans *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 4929-4937). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.533>
- Pons-Moll, G., Romero, J., Mahmood, N., & Black, M. J. (2015). Dyna : A model of dynamic human shape in motion. *ACM Trans. Graph.*, 34(4), 120:1-120:14. <https://doi.org/10.1145/2766993>
- Prieto, M. F., Acha, B., Gómez-Cía, T., Fondón, I., & Serrano, C. (2011). A system for 3D representation of burns and calculation of burnt skin area. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 37(7), 1233-1240.
- Qian, Q. (2018). *Multi-Camera Registration for VR*. Master thesis. Delft University of Technology, Delft, Netherlands. Repéré à <https://repository.tudelft.nl/record/uuid:3f401dc1-a293-47ed-ab39-f5a5d2f1e4ec>
- Rativa, D., Fernandez, B. J. T., & Roque, A. (2018). Height and Weight Estimation From Anthropometric Measurements Using Machine Learning Regressions. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 6, 4400209.
- Redal-Baigorri, B., Rasmussen, K., & Heaf, J. G. (2013). Indexing Glomerular Filtration Rate to Body Surface Area: Clinical Consequences. *Journal of Clinical Laboratory Analysis*, 28(2), 83-90.
- Redlarski, G., Krawczuk, M., & Pałkowski, A. (2017). Evaluation of Body Surface Area Formulae Based on 3D Body Scans (pp. 54-59). Communication présentée au 3DBODY.TECH 2017 - 8th International Conference and Exhibition on 3D Body Scanning and Processing Technologies.
- Redlarski, G., Palkowski, A., & Krawczuk, M. (2016). Body surface area formulae : An alarming ambiguity. *Scientific Reports*, 6(1), 27966.
- Retrouvey, H., Chan, J., & Shahrokhi, S. (2018). Comparison of two-dimensional methods versus three-dimensional scanning systems in the assessment of total body surface area estimation in burn patients. *Burns : Journal of the International Society for Burn Injuries*, 44(1), 195-200.

- Robinette, K. M., Daanen, H., & Paquet, E. (1999). The CAESAR project : A 3-D surface anthropometry survey. Dans *Second International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (Cat. No.PR00062)* (pp. 380-386).
- Romero, J., Tzionas, D., & Black, M. J. (2017). Embodied hands : Modeling and capturing hands and bodies together. *ACM Trans. Graph.*, 36(6), 245:1-245:17. <https://doi.org/10.1145/3130800.3130883>
- Ross, R., Neeland, I. J., Yamashita, S., Shai, I., Seidell, J., Magni, P., ... Després, J.-P. (2020). Waist circumference as a vital sign in clinical practice : A Consensus Statement from the IAS and ICCR Working Group on Visceral Obesity. *Nature Reviews Endocrinology*, 16(3), 177-189. <https://doi.org/10.1038/s41574-019-0310-7>
- Rossiter, N. D., Chapman, P., & Haywood, I. A. (1996). How big is a hand? *Burns*, 22(3), 230-231.
- Rumbo-Rodríguez, L., Sánchez-SanSegundo, M., Ferrer-Cascales, R., García-D'Urso, N., Hurtado-Sánchez, J. A., & Zaragoza-Martí, A. (2021). Comparison of Body Scanner and Manual Anthropometric Measurements of Body Shape : A Systematic Review. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(12), 6213. <https://doi.org/10.3390/ijerph18126213>
- Rumpf, R. W., Stewart, W. C. L., Martinez, S. K., Gerrard, C. Y., Adolphi, N. L., Thakkar, R., ... Fabia, R. (2018). Comparison of the Lund and Browder table to computed tomography scan three-dimensional surface area measurement for a pediatric cohort. *The Journal of Surgical Research*, 221, 275-284. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2017.08.019>
- SAE International. (2017). CAESAR : Civilian American and European Surface Anthropometry Resource Project - CAESAR®. Repéré à <http://store.sae.org/caesar/>
- Scafoglieri, A., Clarys, J. P., Cattrysse, E., & Bautmans, I. (2014). Use of Anthropometry for the Prediction of Regional Body Tissue Distribution in Adults : Benefits and Limitations in Clinical Practice. *Aging and disease*, 5(6), 374-393.
- Segal, A., Haehnel, D., & Thrun, S. (2009). Generalized-ICP. Dans *Robotics : Science and Systems V. Robotics: Science and Systems Foundation*. <https://doi.org/10.15607/RSS.2009.V.021>
- Sehgal, R., Gupta, R., & Anand, N. (2018). Automatic Extraction of 3d Body Measurements from 2d Images of a Female Form. *IOSR Journal of Polymer and Textile Engineering (IOSR-JPTE)*, 5(3), 07-17.

- Serino, S., Polli, N., & Riva, G. (2019). From avatars to body swapping : The use of virtual reality for assessing and treating body-size distortion in individuals with anorexia. *Journal of Clinical Psychology*, 75(2), 313-322. <https://doi.org/10.1002/jclp.22724>
- Serrano, C., Boloix-Tortosa, R., Gómez-Cía, T., & Acha, B. (2015). Features identification for automatic burn classification. *Burns*, 41(8), 1883-1890.
- Shah, J., Shah, C., Sandhu, H., Shaikh, M., & Natu, P. (2019). A Methodology For Extracting Anthropometric Measurements from 2D Images. Dans *2019 International Conference on Advances in Computing, Communication and Control (ICAC3)* (pp. 1-6).
- Shah, S. S., & Gvozdanovic, A. (2021). Digital health; what do we mean by clinical validation? *Expert Review of Medical Devices*, 18(sup1), 5-8.
- Sheng, W., Zeng, D., Wan, Y., Yao, L., Tang, H., & Xia, Z. (2014). BurnCalc assessment study of computer-aided individual three-dimensional burn area calculation. *Journal of Translational Medicine*, 12, 242.
- Spearman, C. (1904). The Proof and Measurement of Association between Two Things. *The American Journal of Psychology*, 15(1), 72-101. <https://doi.org/10.2307/1412159>
- Spinczyk, D., & Bas, M. (2019). Anisotropic non-rigid Iterative Closest Point Algorithm for respiratory motion abdominal surface matching. *BioMedical Engineering OnLine*, 18. <https://doi.org/10.1186/s12938-019-0643-4>
- Streuber, S., Quiros-Ramirez, M. A., Hill, M. Q., Hahn, C. A., Zuffi, S., O'Toole, A., & Black, M. J. (2016). Body talk : Crowdshaping realistic 3D avatars with words. *ACM Transactions on Graphics*, 35(4), 54:1-54:14.
- Sun, X., Wang, H., & Ristaniemi, T. (2020). Registration-based Construction of a Whole-body Human Phantom Library for Anthropometric Modeling. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Annual International Conference*, 2020, 2396-2399. <https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175295>
- Sun, Y., Huang, T., Bao, Q., Liu, W., Gao, W., & Fu, Y. (2022). Learning Monocular Mesh Recovery of Multiple Body Parts Via Synthesis. Dans *ICASSP 2022—2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)* (pp. 2669-2673). <https://doi.org/10.1109/ICASSP43922.2022.9747426>
- Sweatt, K., Garvey, W. T., & Martins, C. (2024). Strengths and Limitations of BMI in the Diagnosis of Obesity : What is the Path Forward? *Current Obesity Reports*, 13(3), 584-595. <https://doi.org/10.1007/s13679-024-00580-1>

- Swords, D. S., Hadley, E. D., Swett, K. R., & Pranikoff, T. (2015). Total body surface area overestimation at referring institutions in children transferred to a burn center. *The American Surgeon*, 81(1), 56-63.
- [TC]² Labs. (n.d.). Size USA: The National Sizing Survey. [TC]² Labs LLC. Repéré à <http://www.tc2.com/size-usa.html>
- Tikuisis, P., Meunier, P., & Jubenville, C. E. (2001). Human body surface area : Measurement and prediction using three dimensional body scans. *European Journal of Applied Physiology*, 85(3-4), 264-271.
- Tocco-Tussardi, I., Presman, B., & Huss, F. (2018). Want Correct Percentage of TBSA Burned? Let a Layman Do the Assessment. *Journal of Burn Care & Research*, 39(2), 295-301. <https://doi.org/10.1097/BCR.0000000000000613>
- Tran, H., Le, T., & Nguyen, T. (2016). The Degree of Skin Burns Images Recognition using Convolutional Neural Network. *Indian Journal of Science and Technology*, 9.
- Tsoli, A., Loper, M., & Black, M. J. (2014). Model-based anthropometry : Predicting measurements from 3D human scans in multiple poses. Dans *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision* (pp. 83-90). <https://doi.org/10.1109/WACV.2014.6836115>
- Tsumura, R., Morishima, Y., Koseki, Y., & Yoshinaka, K. (2023). Body surface registration considering individual differences with non-rigid iterative closest point. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 1-10.
- Ulijaszek, S. J., & Kerr, D. A. (1999). Anthropometric measurement error and the assessment of nutritional status. *The British Journal of Nutrition*, 82(3), 165-177. <https://doi.org/10.1017/s0007114599001348>
- Van Deun, D., Verhaert, V., Buys, K., Haex, B., & Sloten, J. V. (2011). Automatic Generation of Personalized Human Models based on Body Measurements. Dans *First International Symposium on Digital Human Modeling*. Lyon, France. Repéré à </paper/Automatic-Generation-of-Personalized-Human-Models-Deun-Verhaert/067e112d25c441d032194b1a964b2730f81324cb>
- Verbraecken, J., Van de Heyning, P., De Backer, W., & Van Gaal, L. (2006). Body surface area in normal-weight, overweight, and obese adults. A comparison study. *Metabolism*, 55(4), 515-524.
- Vernez, D., Milon, A., Francioli, L., Bulliard, J.-L., Vuilleumier, L., & Mocozet, L. (2011). A numeric model to simulate solar individual ultraviolet exposure. *Photochemistry and Photobiology*, 87(3), 721-728.

- Verweij, L. M., Terwee, C. B., Proper, K. I., Hulshof, C. T., & van Mechelen, W. (2013). Measurement error of waist circumference: Gaps in knowledge. *Public Health Nutrition*, 16(2), 281-288.
- Vinsonneau, C., & Benyamina, M. (2009). Prise en charge initiale du grand brûlé. *Réanimation*, 18(8), 679-686. <https://doi.org/10.1016/j.reaurg.2009.08.005>
- Vu, T. T. (2002). Standardization of body surface area calculations. *Journal of Oncology Pharmacy Practice*, 8(2-3), 49-54.
- Wachtel, T. L., Berry, C. C., Wachtel, E. E., & Frank, H. A. (2000). The inter-rater reliability of estimating the size of burns from various burn area chart drawings. *Burns*, 26(2), 156-170.
- Wallace, A. B. (1951). THE EXPOSURE TREATMENT OF BURNS. *The Lancet*, 257(6653), 501-504.
- Wang, L., Lee, T. J., Bavendiek, J., & Eckstein, L. (2021). A data-driven approach towards the full anthropometric measurements prediction via Generalized Regression Neural Networks. *Applied Soft Computing*, 109, 107551. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107551>
- Wang, M.-J. J., Wu, W.-Y., Lin, K.-C., Yang, S.-N., & Lu, J.-M. (2007). Automated anthropometric data collection from three-dimensional digital human models. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 32(1), 109-115. <https://doi.org/10.1007/s00170-005-0307-3>
- Wang, X. Y., Eberl, S., Fulham, M., Som, S., & Feng, D. D. (2008). 8—Data Registration and Fusion. Dans D. D. Feng (Éd.), *Biomedical Information Technology* (pp. 187-210). Burlington: Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-012373583-6.50012-8>
- Wasenmuller, O., Peters, J. C., Golyanik, V., & Stricker, D. (2015). Precise and Automatic Anthropometric Measurement Extraction Using Template Registration. Dans *Proceedings of the 6th International Conference on 3D Body Scanning Technologies* (pp. 155-160). Lugano, Switzerland: Hometrica Consulting - Dr. Nicola D'Apuzzo. <https://doi.org/10.15221/15.155>
- Weiss, A., Hirshberg, D., & Black, M. J. (2011). Home 3D body scans from noisy image and range data. Dans *2011 International Conference on Computer Vision* (pp. 1951-1958).
- Willaert, I., Aissaoui, R., Vallageas, V., Nadeau, S., Duclos, C., & Labbe, D. R. (2024). Detection threshold of distorted self-avatar step length during gait and the effects on the sense of embodiment. *Frontiers in Virtual Reality*, 5. <https://doi.org/10.3389/frvir.2024.1339296>

- Williams, R. Y., & Wohlgemuth, S. D. (2013). Does the « rule of nines » apply to morbidly obese burn victims? *Journal of Burn Care & Research : Official Publication of the American Burn Association*, 34(4), 447-452. <https://doi.org/10.1097/BCR.0b013e31827217bd>
- Wu, Y., Li, D., & Vermund, S. H. (2024). Advantages and Limitations of the Body Mass Index (BMI) to Assess Adult Obesity. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 21(6), 757.
- Xiaohui, T., Xiaoyu, P., Liwen, L., & Qing, X. (2018). Automatic human body feature extraction and personal size measurement. *Journal of Visual Languages & Computing*, 47, 9-18.
- Xu, Z., Zhang, Q., & Cheng, S. (2018). Multilevel active registration for kinect human body scans : From low quality to high quality. *Multimedia Systems*, 24(3), 257-270. <https://doi.org/10.1007/s00530-017-0541-1>
- Yadav, D. P., Sharma, A., Singh, M., & Goyal, A. (2019). Feature Extraction Based Machine Learning for Human Burn Diagnosis From Burn Images. *IEEE journal of translational engineering in health and medicine*, 7, 1800507.
- Yakup, A., Zhang, J., Dong, W., Song, F., Dong, J., & Lu, S. (2022). The epidemiological characteristic and trends of burns globally. *BMC Public Health*, 22(1), 1-16.
- Yan, S., Wirta, J., & Kämäräinen, J.-K. (2020). Anthropometric clothing measurements from 3D body scans. *Machine Vision and Applications*, 31(1-2), 7. <https://doi.org/10.1007/s00138-019-01054-4>
- Yang, J., Li, H., & Jia, Y. (2013). Go-ICP : Solving 3D Registration Efficiently and Globally Optimally. Dans *2013 IEEE International Conference on Computer Vision* (pp. 1457-1464). <https://doi.org/10.1109/ICCV.2013.184>
- Yang, Y., Yu, Y., Zhou, Y., Du, S., Davis, J., & Yang, R. (2014). Semantic Parametric Reshaping of Human Body Models. *2014 2nd International Conference on 3D Vision*, 41-48.
- Yoo, M. J., Pawlukiewicz, A. J., Wray, J. P., Long, B. J., & Hunter, C. J. (2021). Interrater Agreement and Reliability of Burn Size Estimations Between Emergency Physicians and Burn Unit. *Journal of Burn Care & Research : Official Publication of the American Burn Association*, 42(4), 721-726. <https://doi.org/10.1093/jbcr/iraa212>
- Yoon, S.-H., & Lee, J. (2016). Computing the Surface Area of Three-Dimensional Scanned Human Data. *Symmetry*, 8(7), 67.

- Yu, C.-Y., Hsu, Y.-W., & Chen, C.-Y. (2008). Determination of hand surface area as a percentage of body surface area by 3D anthropometry. *Burns: Journal of the International Society for Burn Injuries*, 34(8), 1183-1189. <https://doi.org/10.1016/j.burns.2008.03.010>
- Yu, C.-Y., Lin, C.-H., & Yang, Y.-H. (2010). Human body surface area database and estimation formula. *Burns*, 36(5), 616-629.
- Zhang, Q., Fu, B., Ye, M., & Yang, R. (2014). Quality Dynamic Human Body Modeling Using a Single Low-Cost Depth Camera. Dans *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 676-683).
- Zhang, S., Wang, Q., Zhang, J., & Liu, B. (2023). Mesh model registration via deep mapping by local projection for optical scanning based reverse engineering. *Optics & Laser Technology*, 163, 109328.
- Zhou, Q.-Y., Park, J., & Koltun, V. (2018, 30 janvier). Open3D : A Modern Library for 3D Data Processing. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.09847>
- Zierle-Ghosh, A., & Jan, A. (2023). Physiology, Body Mass Index. Dans *StatPearls*. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK535456/>
- Zou, H., & Hastie, T. (2005). Regularization and variable selection via the elastic net. *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, 67, 768-768.

BIBLIOGRAPHIE

de Guise, J. (2020). SYS840 : Graphisme et synthèse d'images. École de Technologie Supérieure.

Entraide Grands Brûlés. (n.d.). Repéré à <https://www.entraidegb.org/accueil>

