

Titre: Analyse automatique des déformations scoliotiques par topographie de surface
Title: [Analyse automatique des déformations scoliotiques par topographie de surface](#)

Auteur: Jérémie Thériault
Author: [Jérémie Thériault](#)

Date: 2008

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Thériault, J. (2008). Analyse automatique des déformations scoliotiques par topographie de surface [Master's thesis, École Polytechnique de Montréal].
Citation: [PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/8278/>](https://publications.polymtl.ca/8278/)

Document en libre accès dans PolyPublie

Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/8278/>
PolyPublie URL: <https://publications.polymtl.ca/8278/>

Directeurs de recherche: Farida Cheriet, & François Guibault
Advisors: [Farida Cheriet](#), [François Guibault](#)

Programme: Unspecified
Program: [Unspecified](#)

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ANALYSE AUTOMATIQUE DES DÉFORMATIONS SCOLIOTIQUES PAR
TOPOGRAPHIE DE SURFACE

JÉRÉMIE THÉRIAULT

INSTITUT DE GÉNIE BIOMÉDICAL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE BIOMÉDICAL)

AVRIL 2008



Library and
Archives Canada

Published Heritage
Branch

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Direction du
Patrimoine de l'édition

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file *Votre référence*

ISBN: 978-0-494-41581-8

Our file *Notre référence*

ISBN: 978-0-494-41581-8

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protège cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

ANALYSE AUTOMATIQUE DES DÉFORMATIONS SCOLIOTIQUES PAR
TOPOGRAPHIE DE SURFACE

présenté par : THÉRIAULT Jérémie

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. SAVARD Pierre, Ph.D., président

Mme. CHERIET Farida, Ph.D., membre et directrice de recherche

M. GUIBAULT François, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

M. PARENT Stefan, Ph.D., membre

Remerciements

J'aimerais d'abord remercier ma directrice, Farida Cheriet, et mon codirecteur, François Guibault, qui ont réellement stimulé ma curiosité et qui m'ont savamment guidé pendant toute la durée de mon projet. L'intérêt qu'ils ont montré pour mes travaux m'a fortement encouragé dans ma recherche, et m'a poussé à continuellement chercher de nouvelles pistes.

J'aimerais remercier certains membres des équipes de recherche de mes directeurs, qui m'ont aidé à plusieurs reprises, en particulier Marie-Gabrielle Vallet, Julien Dompierre, Valérie Pazos. Leur contribution m'a permis de faire avancer le projet dans les moments d'indécision. Philippe Debanné, Christian Bellefleur, Philippe Labelle et Julie Joncas m'ont aussi offert une aide très appréciée, en particulier pour la cueillette de données.

Plusieurs membres du laboratoire LIV4D de Mme Cheriet ont joué un rôle durant mon projet, en particulier Hervé Lombaert et Olivier Courchesne. Leur opinion a souvent orienté mes décisions. Je ne saurais passer sous silence l'équipe d'étudiants du LIV4D, qui a assuré l'ambiance du laboratoire, je pense à Ionut Alexandrescu, Pascal Fallavollita, Rafik Bourezak, Rola Harmouche, Fantin Girard, Olivier Dionne, Lama Séoud et Pascale Béliveau.

Enfin, j'aimerais remercier les membres de ma famille, pour leur présence et leur soutien.

Résumé

La scoliose est caractérisée par une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale. Les outils et mesures utilisées pour le diagnostic, le traitement et le suivi de la scoliose sont généralement basés sur l'analyse des radiographies. Les normes de santé publique contraignent toutefois les équipes médicales à limiter la fréquence des radiographies, les empêchant ainsi de faire un suivi continu de la déformation scoliotique.

Notre projet a pour but de développer une méthode qui permet d'obtenir une information complémentaire à l'information radiographique, à partir de l'étude de la surface du tronc des patients. La topographie de surface est acquise par numérisation du tronc, à l'aide de caméras utilisant une technique d'interférométrie basée sur la lumière blanche (Inspeck). La surface est analysée à l'aide de ses caractéristiques de courbure.

Les objectifs du projet sont de développer une méthode fiable et reproductible pour calculer la courbure sur la surface acquise du tronc humain, de développer une méthode pour détecter certains repères anatomiques du tronc en utilisant la courbure, et de valider cette méthode en l'appliquant à la détection de plusieurs types de repères.

Une méthode de calcul de la courbure basée sur l'information locale a été utilisée. La courbure est ainsi calculée de manière indépendante pour chaque sommet du maillage du tronc, à l'aide d'un ensemble de sommets voisins. Le voisinage sert à calculer une approximation de la normale en ce sommet, puis à bâtir un repère local qui permet, par des méthodes d'ajustement de fonctions analytiques, de trouver les dérivées seconde de la surface. Les dérivées seconde servent à calculer la courbure. Différentes normes de courbure sont ensuite associées à chaque sommet du tronc. Nous utilisons entre autres la courbure moyenne et la courbure gaussienne.

La recherche des repères anatomiques est basée sur les caractéristiques de courbure de la surface. Les repères anatomiques retenus sont la proéminence vertébrale, la vallée dorsale, les omoplates, la fourchette sternale, les mamelons, le nombril et les épines iliaques antérieures. Chaque repère est détecté à l'aide de la mesure de courbure la mieux adaptée à ses caractéristiques. Sur le maillage du tronc, des groupements de sommets sont générés en appliquant une technique de croissance de région basée sur la mesure de courbure choisie pour ce repère. La croissance de région est paramétrée par deux niveaux de seuillage. Ces seuils sont distincts pour chaque repère. Le premier seuil, plus sévère, permet de trouver des sommets dont la mesure est suffisamment élevée pour générer un nouveau groupement. Le second seuil permet de déterminer si les sommets voisins ont une mesure de courbure suffisante pour faire partie du groupement en construction. La dernière étape de la détection consiste à choisir un groupement optimal parmi tous les groupements générés pour un repère. Ce groupement a la plus forte probabilité de représenter le repère anatomique réel sur le tronc.

Nous avons validé la détection automatique sur un échantillon de 21 patients souffrant de scoliose de sévérité moyenne. Les résultats de la détection montrent que dans 79% des cas, les repères sont détectés de manière satisfaisante. Certains repères sont détectés assez aisément alors que d'autres sont difficilement détectables à cause d'une absence de courbure sur le tronc. Aussi, la fiabilité du choix du groupement optimal est limitée par la variabilité des morphologies.

Nous avons mené une étude préliminaire de corrélation entre la déformation de la vallée dorsale et celle de la colonne vertébrale. Nous avons choisi un échantillon de 15 patients souffrant de scoliose de type Lenke 1. Nous avons comparé la forme de la vallée dorsale avec celle de la colonne vertébrale, en calculant le niveau de corrélation des déformations des deux structures. Nous avons mesuré le niveau vertébral des plus fortes courbures, des points d'inflexion de ces courbures, ainsi que des différents points d'apex présents sur les deux structures.

L'étude de corrélation a été menée à l'aide de la vallée telle que détectée automatiquement par nos méthodes, puis ensuite à l'aide de la vallée ajustée à la main à partir de l'information de courbure disponible. Les résultats de cet exercice montrent qu'une corrélation forte et significative existe entre le niveau des vertèbres apicales de la vallée et de la colonne. Le niveau des vertèbres d'infexion et la mesure de l'angle de déformation montrent aussi des corrélations fortes et significatives pour la vallée ajustée par l'utilisateur.

Nos travaux nous ont permis de déterminer une méthode fiable de calcul de la courbure sur le maillage du tronc, d'élaborer des algorithmes permettant une détection satisfaisante de certains repères anatomiques du tronc, et de trouver une corrélation entre la déformation de la vallée du dos et celle de la colonne vertébrale.

Ces résultats encouragent le développement de la recherche sur la détection des repères anatomiques, afin de trouver la relation directe qui existe entre la déformation interne et externe, et possiblement de développer de nouveaux indices cliniques basés sur la géométrie externe. D'autres repères pourraient avoir une utilité dans l'élaboration d'indices cliniques. Les résultats de nos recherches entraîneront une utilisation plus importante de la géométrie externe du tronc dans le suivi des déformations chez les patients scoliotiques.

Abstract

Scoliosis is a 3D deformation of the spine. Diagnosis, treatment and follow-up of scoliosis is usually done through X-ray analysis. The frequency of X-ray is limited by public health norms. This situation reduces the physician's capacity to follow the evolution of scoliotic deformations.

Our project aims at developing a method to obtain complementary information to X-ray, by studying the patients' trunk surface. We use surface topography to calculate surface curvature. The surface mesh is acquired using a camera system based on interferometry (Inspeck). The objectives of the project are to develop a reliable and reproducible method to calculate the surface curvature on the trunk, to develop and validate a method to detect anatomic landmarks on the trunk, using the curvature measure, and finally, to find some correlation between the detected back valley deformation, and the actual spine deformation.

The curvature of a surface is calculated with the second derivative. Curvature calculation is done locally for each vertex on the mesh, based only on the surface neighborhood. The neighborhood is used to compute an approximation of the normal vector of the surface at each vertex. This normal is then used to build a local frame which allows us to find the derivatives of the surface at each vertex, using analytical function fitting methods. The derivatives allow the calculation of basic curvature measures, including the Mean curvature, the Gaussian curvature, and the Frobenius norm. We developed mean curvature measures, that take into account the neighborhood curvature, and we also developed combined curvature measures, that mix two different curvature measures.

Anatomic landmark detection is based on the curvature characteristics of the surface. Our work emphasizes the following landmarks: the vertebra prominens, the back valley,

the scapulas, the sternal fork, the tip of the breasts, the navel and the anterior superior iliac spines. Each landmark is detected with the most appropriate curvature measure. Based on this measure, groups of vertices are built, using a region growing algorithm. This algorithm is parameterized with two distinct thresholds. The first one is used to determine the vertices that have a strong enough curvature to start a new region. The second threshold is used to determine if the neighbors have a strong enough curvature to join the region. The last stage of the detection process is to determine the optimal region to represent the landmark, out of all the regions built for the landmark.

The detection method was validated on a 21 patient sample. These patients showed medium severity deformations. In 79% of the cases, the landmarks were adequately detected. Some landmarks show better detection results, others are difficult to detect due to the absence of curvature on the surface. Sometimes, the geometric criteria used to find the optimal group are not well adapted to the morphology.

Back valley detection allowed us to work on deformation correlations with the spine. We chose to work on a 15 patient sample, suffering of severe Lenke 1 deformation. We compared the vertebral levels of the apex, inflexion points, and also the angle of deformation. The correlation study was done with two types of back valleys. The first one was the valley as automatically detected with our methods. The second valley was the same, adjusted by an operator based on the visible curvature of the back surface. The results showed strong and significant correlations between the back valley and the spine deformation on all four measures with the adjusted valley. The automatically detected valley still showed strong correlations for the apex level.

Our work has allowed us to determine a reliable method to compute surface curvature on a trunk surface, to elaborate algorithms to detect anatomic landmarks on the trunk, and to find a correlation between the back valley and the spine correlation.

These results encourage more research on anatomic landmarks on the trunk, in order to determine the direct relationship between the intern and the extern deformations, and

possibly develop new clinical indices based on external geometry. Other landmarks could be useful in the elaboration of clinical indices. Our results will lead to larger use of the external geometry of the trunk in the follow-up of scoliotic deformations.

Table des matières

Remerciements	iv
Résumé	v
Abstract	viii
Table des matières	xi
Liste des tableaux	xv
Liste des figures	xvi
Introduction	1
Chapitre 1 Revue des connaissances	7
1.1 Les méthodes d'acquisition non invasives	7
1.1.1 Mesures anthropométriques	7
1.1.2 Topographie de surface	9
1.1.3 Processus d'acquisition	10
1.2 Étude de la courbure	11
1.2.1 Techniques de calcul de la courbure sur un maillage	13
1.2.1.1 Méthodes discrètes	14
1.2.1.2 Méthodes d'ajustement	16
1.2.1.3 Les surfaces paramétriques	17
1.2.2 Mesures de courbure	18
1.2.2.1 La courbure moyenne	18
1.2.2.2 La courbure gaussienne	18
1.2.2.3 La norme de Frobenius	19
1.2.2.4 Mesures généralement utilisées	19
1.2.3 Indices de courbure	20
1.3 Recherche de repères anatomiques	22

1.3.1	Les repères	22
1.3.2	Détection de repères à partir de la courbure	24
1.3.3	Utilisation d'indices composés	27
1.3.4	Détection avec coupe de graphe	28
1.4	Objectifs de recherche	29
Chapitre 2 Méthodologie		30
2.1	Calcul de la courbure	30
2.1.1	Recherche des voisins	31
2.1.1.1	Voisinage immédiat	31
2.1.1.2	Niveau de voisinage	33
2.1.1.3	Voisinage entier	33
2.1.1.4	Simplification du voisinage	34
2.1.2	Détermination des normales	35
2.1.2.1	Méthode par moyennage des normales de polygones	36
2.1.2.2	Méthode par régression linéaire	39
2.1.3	Calcul de la courbure	40
2.1.3.1	Calcul des dérivées seconde	41
2.2	Recherche et détection des repères	45
2.2.1	Description de l'approche	46
2.2.2	Mesures utilisées	47
2.2.2.1	Les mesures de base	47
2.2.2.2	Les mesures moyennes	48
2.2.2.3	Les mesures composées	48
2.2.3	Les repères visés	49
2.2.4	Détection par croissance de région	51
2.2.4.1	Mesures de courbure utilisées	51
2.2.4.2	Tolérance d'initiation	51
2.2.4.3	Tolérance d'association	52
2.2.5	Choix des groupes optimaux	53
2.2.6	Algorithme complémentaire : recherche du fond de la vallée	54
2.2.7	Calibrage des seuils	55

2.2.7.1	Tolérances utilisées pour la croissance de région	55
2.2.7.2	Seuils de taille de groupement	56
2.2.7.3	Critères de décision pour le choix des groupes optimaux	56
2.3	Méthodes de validation	57
2.3.1	Calcul de la courbure	57
2.3.2	Mesure de courbures	59
2.3.3	Détection de repères	59
2.3.4	Corrélation entre les déformations du tronc et celles de la colonne vertébrale	60
2.3.4.1	Construction des splines	60
2.3.4.2	Mise en corrélation	61
2.3.4.3	Construction des mesures	61
2.4	Aspects d'implémentation	63
2.4.1	Performance de l'application	63
2.4.1.1	Structures utilisées pour stocker les voisins	63
2.4.1.2	Structures utilisées pour gérer les arêtes	64
2.4.1.3	Stockage du voisinage	64
2.4.1.4	Conservation du voisinage dans des fichiers	65
Chapitre 3	Calibrage du calcul de courbure	66
3.1	Voisinage	66
3.2	Détermination de la normale	66
3.3	Calcul de la courbure	69
3.4	Influence du voisinage	72
3.5	Choix des méthodes	75
Chapitre 4	Résultats et discussion	77
4.1	L'application scolioRepere	77
4.2	Évaluation des mesures de courbure pour la détection de repères	81
4.2.1	Mesures de base de la courbure	81
4.2.2	Mesures moyennes	82

4.2.3	Mesures composées	85
4.3	Détection de repères	85
4.3.1	Échantillon de patients	85
4.3.2	Résultats de la détection sur l'échantillon	86
4.3.3	Analyse des résultats par type de repère	86
4.3.3.1	Évaluation du taux de réussite par repère	86
4.3.3.2	Évaluation des échecs par repère	89
4.3.4	Analyse des résultats par patient	92
4.3.4.1	Évaluation du taux de réussite par patient	92
4.3.4.2	Évaluation des échecs par patient	93
4.3.4.3	Classement des échecs par patient	96
4.4	Corrélation des déformations externes avec celles de la colonne vertébrale	96
4.4.1	Échantillon de patients	97
4.4.2	Résultats sans intervention d'un opérateur	97
4.4.3	Résultats après ajustement de la vallée par un opérateur	98
4.5	Discussion générale	101
4.5.1	La détection automatique	101
4.5.2	La corrélation	103
4.5.3	Avancements par rapport aux travaux précédents	103
4.5.4	Développement de scolioRepere	104
<i>Conclusion et recommandations</i>		105
<i>Bibliographie</i>		109

Liste des tableaux

Tableau 1: Récapitulation des dérivées partielles pour la méthode linéaire	43
Tableau 2 : Description des repères visés par la détection automatique.....	50
Tableau 3: Valeur de tolérances recommandées pour chaque type de repère.	55
Tableau 4: Taille minimale des groupements en fonction du repère recherché.	56
Tableau 5: Critères spatiaux utilisés dans la détermination du groupe optimal.	57
Tableau 6: Nombre de voisins par sommet, en fonction du niveau de voisinage	72
Tableau 7: Mémoire nécessaire pour le voisinage d'un maillage de 100000 nœuds (en Mo)	73
Tableau 8: Résultats de la détection sur 21 échantillons (Réussite : 1, Échec : 0).	88
Tableau 9: Résultats de corrélation entre la colonne et la vallée dorsale suite à la détection automatique. Les valeurs significatives sont marquées (*).	98
Tableau 10: Résultats de corrélation entre la colonne et la vallée dorsale après ajustement manuel de la spline de la vallée. Les valeurs significatives sont marquées (*).	98

Liste des figures

Figure 1: Vue comparée du dos d'une patiente saine par rapport à une patiente scoliotique. On remarque sur l'image de droite le mauvais alignement du tronc sur le bassin, le déséquilibre du bassin et la différence de la ligne de taille.	2
Figure 2: Illustration du port du corset.....	3
Figure 3: Radiographie montrant le tronc d'un patient atteint de scoliose. On remarque clairement la position des vertèbres et des côtes. A droite, le même patient traité par chirurgie.	4
Figure 4: Exemple de détection de la scoliose grâce au test de la flexion antérieure	8
Figure 5: Projection de franges de Moiré (à gauche) et d'une grille orthonormée pour la rasterstéréographie (à droite).	9
Figure 6: Schéma montrant le cercle osculatoire sur une courbe.....	12
Figure 7: Illustration des courbures principales de la surface en un point.	13
Figure 8: Illustration des repères visés par la détection : à gauche, la proéminence vertébrale en haut, les deux omoplates, et la vallée dorsale au centre. A droite, la fourchette sternale, les mamelons, le nombril et les épines iliaques. Les tons de gris indiquent le niveau de convexité (blanc : convexe, noir : concave).	23
Figure 9: Illustration du voisinage immédiat pour un maillage triangulaire et un maillage quadrangulaire.	32
Figure 10: Illustration du voisinage entier. De gauche à droite, 1, 2, et 3 niveaux de voisinage.	34

Figure 11: Illustration du voisinage de niveau 2 : voisinage entier (gauche), voisinage simplifié (droite).....	35
Figure 12: Illustration de la méthode de détermination de la normale par moyennage. Les 4 images montrent le même ensemble, vu sous différents angles.....	37
Figure 13: Illustration de l'incohérence des aires en présence de bruit.....	37
Figure 14: Illustration de la méthode de détermination de la normale par régression linéaire.....	39
Figure 15: Illustration de l'ajustement d'une surface discrète par un paraboloïde.	44
Figure 16: Illustration des axes utilisés pour la détection de repères.....	47
Figure 17: Schéma illustrant le principe du fond de la vallée sur une tranche du tronc humain.....	54
Figure 18: Maillages utilisés pour les formes idéales : le cylindre, le cône et la sphère.	58
Figure 19: Maillages utilisés pour les formes acquises : le cylindre, le cône et la sphère.	58
Figure 20: Erreur de calcul de la normale à l'aide de la méthode de régression linéaire (+) et de la méthode par moyennage polygonal (*) sur le cylindre (gauche), le cône (centre) et la sphère (droite) idéales en fonction de la taille moyenne des éléments du maillage.....	68
Figure 21: Influence de la méthode de calcul des normales sur la courbure de la sphère bruitée, en fonction du niveau de voisinage.	68
Figure 22: Influence du type de voisinage sur le temps de calcul des normales, en fonction de la méthode de calcul des normales. La progression montre comment le niveau de voisinage fait évoluer le temps de calcul.	68

Figure 23: Convergence de l'erreur de courbure pour les méthodes quadratique (*) et linéaires(+) lorsque le maillage se raffine sur le cylindre (gauche), le cône (centre) et la sphère (droite) idéales.	71
Figure 24: Influence de la méthode de courbure sur la précision de la courbure sur la sphère bruitée, en fonction du nombre de niveau de voisinage.	71
Figure 25: Convergence de la courbure pour la méthode quadratique pour 6 (*), 5 (o) et 3 (+) coefficients sur le cylindre (gauche), le cône (centre) et la sphère (droite) idéales. Deux niveaux de voisinage sont utilisés.	71
Figure 26: Nombre de voisins en fonction du niveau de voisinage et du type de voisinage.	73
Figure 27: Influence du type de voisinage sur la mesure de la courbure sur la sphère bruitée, en fonction du niveau de voisinage.	74
Figure 28: Temps (en secondes, échelle logarithmique) nécessaire pour les étapes de calcul d'un maillage de 75000 nœuds en fonction du niveau de voisinage utilisé.	75
Figure 29: Interface graphique de l'application <i>scolioRepere</i>	80
Figure 30: Illustration de la norme de Frobenius (à gauche), de la courbure gaussienne (au centre) et de la courbure moyenne (à droite) pour 3 (en haut) et 5 (en bas) niveaux de voisins.	82
Figure 31: Comparaison de la courbure moyenne pour 3 niveaux de voisinage (gauche), pour 5 niveaux de voisinage (centre) et de la mesure dédiée à la vallée dorsale pour 3 niveaux de voisinage (droite).	83
Figure 32: Illustration des mesures composée utilisées pour la vallée dorsale (à gauche), et la proéminence (à droite), avec 3 (en haut) et 5 (en bas) niveaux de voisinage.	84

Figure 33: Illustration de la détection sur l'échantillon ID000030.....	94
Figure 34: Illustration de la détection sur l'échantillon ID000043	94
Figure 35: Illustration de la détection sur l'échantillon ID000045.....	95
Figure 36: Illustration de la corrélation entre la déformation de la colonne (rouge) et celle de la vallée (bleu) à l'aide d'une progression de la vue postérieure à la vue antérieure.	100
Figure 37: Illustration de la corrélation entre la déformation de la colonne (rouge) et celle de la vallée (bleu) à l'aide d'une rotation autour de la vue postérieure du tronc..	100

Introduction

La scoliose idiopathique adolescente (AIS) est caractérisée par une déformation tridimensionnelle de la structure musculo-squelettique du tronc. Elle atteint les filles et les garçons âgés entre 10 ans et 19 ans. L'étiologie de l'AIS est encore mal connue, mais la maladie atteint 2 à 4% de la population âgée de 10 à 16 ans [1]. Elle engendre des déformations complexes de la colonne vertébrale dont les mécanismes ne sont pas encore bien documentés. L'AIS apparaît généralement au début de l'adolescence et peut progresser à différentes vitesses, provoquant des anomalies visibles sur la silhouette des patients, telles que :

- un mauvais alignement du tronc par rapport au bassin,
- la proéminence d'une des omoplates,
- une gibbosité, ou bosse, associée à la déformation de la cage thoracique,
- un déséquilibre des épaules,
- une inégalité du creux de la taille,
- le bassin surélevé d'un côté,
- l'asymétrie des seins chez les filles.

La Figure 1 illustre certaines anomalies dues à la scoliose. Ces caractéristiques physiques sont considérées comme des signes visibles de la scoliose, et leur apparition chez l'adolescent est une raison suffisante pour consulter un médecin. La plupart des cas d'AIS sont d'ailleurs diagnostiqués après la détection d'une de ces anomalies par une

personne de l'entourage de l'adolescent. Les déformations externes du tronc constituent par ailleurs le principal souci des patients atteints d'AIS et peuvent entraîner des problèmes psychologiques secondaires à la dégradation de l'esthétique corporelle.



Figure 1: Vue comparée du dos d'une patiente saine par rapport à une patiente scoliotique.

On remarque sur l'image de droite le mauvais alignement du tronc sur le bassin, le déséquilibre du bassin et la différence de la ligne de taille.

Il est important de noter que les déformations dues à l'AIS, lorsqu'elles sont mineures, n'ont pas d'effets directs sur la santé des patients. Ceux-ci peuvent donc mener une vie normale. Toutefois, dans certains cas de fortes déformations, la compression des organes dans le tronc peut entraîner des problèmes pulmonaires et cardiaques. Il est donc important de traiter rapidement les patients atteints d'AIS, afin de minimiser la progression de la déformation et, conséquemment, de réduire les effets secondaires des déformations sur la santé physique et psychologique du patient.

Comme la déformation reliée à l'AIS est évolutive, les traitements visent généralement à ralentir la progression de la déformation. Les méthodes traditionnelles de traitement de

l'AIS peuvent être classées en deux catégories. Pour les déformations les moins graves, le port du corset, illustré en Figure 2, reste la méthode la plus utilisée, et aide généralement à ralentir la progression de la déformation. Dans les cas plus graves, les médecins ont recours à une chirurgie, qui consiste à se servir de tiges de métal, qui sont vissées directement sur les vertèbres, pour redresser le mieux possible la forme de la colonne vertébrale. Cette méthode est très invasive mais permet généralement un redressement efficace et une nette amélioration de l'aspect visuel du tronc et de la posture. La Figure 3 montre le résultat d'un traitement chirurgical.

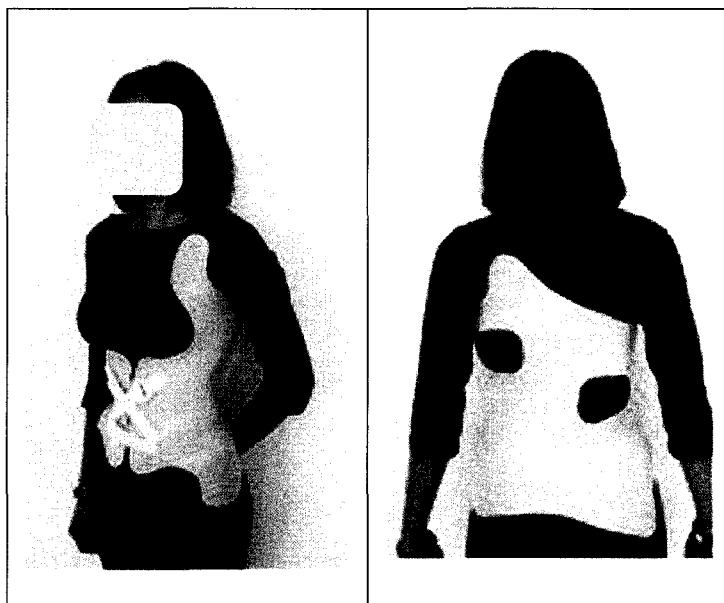


Figure 2: Illustration du port du corset.

Le diagnostic des médecins est basé sur l'analyse de radiographies du tronc, à partir desquelles sont calculés certains indices (distances et angles) qui permettent de mesurer la sévérité de la déformation. Traditionnellement utilisées pour la visualisation du squelette, les radiographies ont cependant le défaut d'exposer les patients à des rayons ionisants. Les normes de santé publique recommandent de réduire l'exposition aux rayons X pour les adolescents à une fois tous les 6 mois. Ces restrictions ont encouragé le développement de méthodes de suivi moins invasives pour la scoliose.

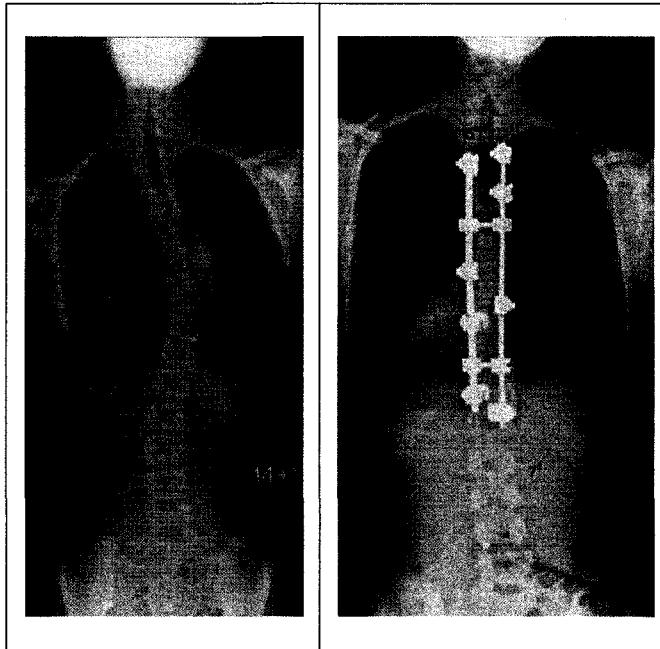


Figure 3: Radiographie montrant le tronc d'un patient atteint de scoliose. On remarque clairement la position des vertèbres et des côtes. A droite, le même patient traité par chirurgie.

Dans le cadre de ce projet, nous suggérons l'utilisation de la topographie de la surface externe du tronc, dont l'acquisition se fait à l'aide d'une caméra 3D, qui utilise une lumière non-ionisante. Nous proposons de caractériser la forme du tronc à l'aide de la courbure de la surface. L'étude de la courbure permet de détecter certains repères anatomiques, à partir desquels des mesures utiles au diagnostic, au traitement ou au suivi de la maladie pourraient être calculées. Les avantages de cette approche sont de:

- permettre des acquisitions plus fréquentes, afin de faciliter l'évaluation de la déformation et de son évolution,
- fournir une information sur l'aspect externe du tronc, qui est au centre des préoccupations des patients,

- fournir une information complémentaire aux radiographies,
- réduire et idéalement éviter l'utilisation des rayons X.

Notre équipe, installée à l'Hôpital Ste-Justine, dispose de la topographie de surface du tronc d'une grande partie des patients recrutés dans la clinique de scoliose. Ces acquisitions servent généralement à ajuster les corsets prescrits chez les patients souffrant de déformations mineures, et sont utilisées dans le cadre des projets de recherche reliés à l'AIS. Nous profitons donc de la disponibilité de ces acquisitions pour valider notre projet.

Puisque le numériseur Inspeck fournit une discrétisation précise de toute la surface du tronc, nous avons choisi de caractériser la surface en étudiant sa courbure. La mesure de la courbure d'une surface est basée sur la valeur de la dérivée seconde de cette surface, et peut être vue comme la vitesse à laquelle le vecteur normal à la surface change de direction. De plus, la courbure est une mesure intrinsèque de la surface. Elle est aussi quasi invariante par rapport aux changements de posture. Ces caractéristiques en font une mesure qui s'applique bien aux études de suivi clinique sur le tronc.

Le projet poursuit certains objectifs de travaux précédemment menés dans notre équipe par Michel Archambault [2], dont les travaux sont centrés sur l'étude de la courbure sur la surface du tronc en exploitant les surfaces paramétriques. Cette approche est plutôt considérée comme une approche globale du calcul de la courbure. Nous avons voulu développer une approche plus locale, qui consiste à calculer la courbure d'une surface en chaque point, en se basant uniquement sur la position du point considéré et de ses voisins.

Ainsi, l'objectif principal de cette recherche est de développer une méthodologie et de valider un outil de détection automatique de repères anatomiques basé sur l'acquisition de la topographie de la surface externe du tronc et l'étude de sa courbure. Cette approche

permettra de fournir de l'information supplémentaire aux médecins, dans le but de fournir des traitements plus optimaux, et de diminuer le nombre de scolioses qui évoluent dans des formes plus graves.

Suite à la présente introduction, le **Chapitre 1** présentera une revue de la littérature traitant des travaux déjà effectués dans le domaine des surfaces discrètes et de la détection de repères anatomiques. Cette revue permettra de définir les objectifs secondaires du projet. Ceux-ci seront présentés à la fin de ce chapitre.

Par la suite, le **Chapitre 2** présentera la méthodologie utilisée afin d'atteindre les objectifs, en particulier les méthodes de calcul de la courbure et les méthodes de détection des repères.

Le **Chapitre 3** présentera le calibrage des méthodes proposées pour le calcul de la courbure.

Le **Chapitre 4** présentera les résultats des expérimentations ainsi qu'une discussion sur la portée de ces résultats.

Finalement, la conclusion permettra de dégager les aspects les plus importants des travaux présentés dans ce mémoire, et contiendra les recommandations qui permettront de mener plus loin ce projet.

Chapitre 1

Revue des connaissances

Dans cette partie, nous exposerons les différentes méthodes d'acquisition de surface, et nous passerons en revue les articles et contributions d'auteurs dans le domaine du calcul de la courbure sur les surfaces discrètes. Nous passerons ensuite en revue les contributions reliées à la détection de repères anatomiques sur la surface du corps humain à partir de la courbure.

1.1 Les méthodes d'acquisition non invasives

Nous présentons les méthodes d'acquisition généralement utilisées pour faire le dépistage, le diagnostic ou le suivi de la scoliose.

1.1.1 *Mesures anthropométriques*

Les mesures anthropométriques sont traditionnellement utilisées par les praticiens pour mesurer la sévérité de la scoliose. Ces mesures sont aussi utilisées comme méthodes de dépistage par les organismes de santé publique. Le dépistage de l'AIS a généralement lieu dans les écoles. Afin de tester rapidement un grand nombre d'élèves, il est nécessaire d'utiliser des méthodes de mesure rapides. La méthode doit aussi être fiable, afin d'éviter les faux-négatifs (atteints de scoliose mais qui ne sont pas détectés) et les faux-positifs (non atteints mais qui sont détectés comme atteints).

Les mesures anthropométriques incluent :

- Test par flexion antérieure: Ce test permet d'analyser la gibbosité. Une scoliose peut être indétectable en position debout. Ce test permet de détecter

la gibbosité tel que montré à la Figure 4. Il peut être exécuté en utilisant deux mesures :

- Angle de la gibbosité : mesuré à l'aide d'un scoliomètre, il s'agit de l'angle entre la droite tangente aux deux bosses et l'horizontale.
- Hauteur de la gibbosité : il s'agit de la différence de hauteur entre les deux bosses qui longent la vallée du dos.

Les tests exécutés en flexion antérieure ne donnent pas d'information sur la déformation lombaire.

- Déviation latérale du thorax : La déviation est mesurée à l'aide d'un fil à plomb. On mesure la distance horizontale entre l'apophyse épineuse de la 7^e vertèbre cervicale et le pli inter fessier, qui correspond à la mesure du déjettement.

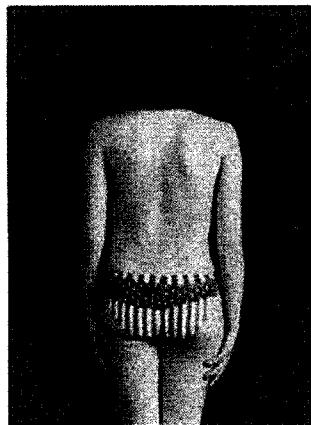


Figure 4: Exemple de détection de la scoliose grâce au test de la flexion antérieure

Les mesures anthropométriques ont l'avantage d'être rapides et faciles à prélever. En revanche, elles offrent un degré de précision variable, et permettent d'évaluer la déformation de la colonne vertébrale seulement de manière approximative ou partielle.

1.1.2 *Topographie de surface*

Les techniques de mesure de topographie de surface ont connu un essor important durant les années 1980. Plusieurs méthodes basées sur la projection de patrons de Moiré sur la surface du dos ont été développées. Ces techniques sont basées sur l'étude des motifs résultant de la projection de patrons de lumière sur la surface du dos, et permet de détecter les variations de la surface dans l'espace, puis d'en inférer la position de certains repères. L'image de gauche sur la Figure 5 montre un exemple de projection de franges de Moiré sur le dos.

D'autres types de projection de lumière sur les surfaces comme la rasterstéréographie [3-5] ont été utilisées. Ces méthodes sont basées sur la projection d'une grille orthogonale et isotrope sur la surface d'intérêt, comme le montre l'image de droite sur la Figure 5. Une étude de la forme de la grille avec une prise de vue en angle permet de déterminer la forme de la surface étudiée.

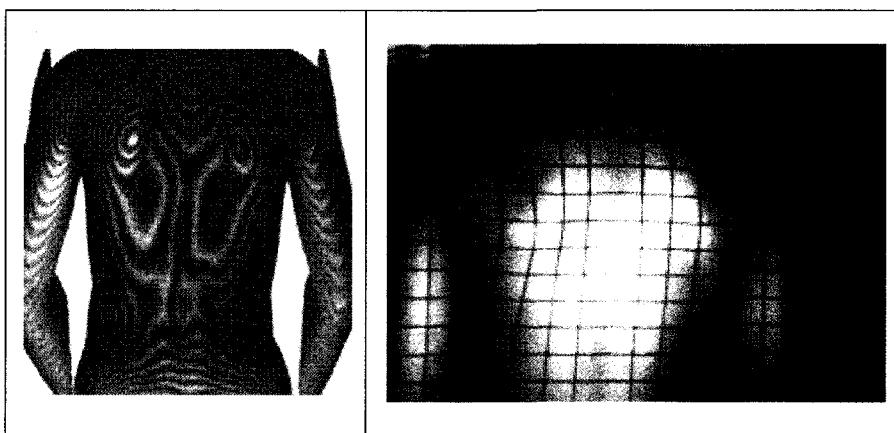


Figure 5: Projection de franges de Moiré (à gauche) et d'une grille orthonormée pour la rasterstéréographie (à droite).

Les contours d'une surface comme le tronc humain peuvent aussi être définis en sections transversales. Le système ISIS (Integrated Surface Imaging System) utilise cette technique d'acquisition, en faisant un balayage vertical de la surface par un rayon de

lumière horizontale. Ce système a été utilisé pendant les années 1980, entre autres pour numériser la surface du dos [6] et a donné des résultats intéressants. L'acquisition peut toutefois durer quelques secondes, ce qui réduit la précision de la détection, en cas de mouvement du patient.

Plus récemment, le système Quantec a été utilisé pour acquérir la topographie de surface du dos [7, 8]. Dans ce système, une caméra vidéo détecte l'image de la projection d'un motif spécialement conçu d'ombre et de lumière. Ce système a l'avantage de permettre l'acquisition d'un grand nombre de points sur une surface. Il ne permet toutefois pas la reconstruction entière du tronc.

C'est l'avantage principal que procure le système Inspeck, celui que notre équipe utilise, et qui permet de numériser des surfaces sur 360° à l'aide d'une technologie d'interférométrie par décalage de phase.

1.1.3 Processus d'acquisition

Le système Inspeck est composé de quatre caméras qui font chacune l'acquisition de la partie de la surface qui leur est visible. L'ensemble des quatre acquisitions prend moins de 5 secondes. Pour chaque caméra, une projection successive du même patron de lumière avec quatre déphasages permet au système de déterminer la position de tous les points de la surface. La résolution des caméras est de 1,2 mm en latéral et de 1 mm en profondeur.

L'étude de la surface du tronc est exécutée sur un maillage issu de l'acquisition du système Inspeck. Ce système est composé de deux logiciels, FAPS et EM, qui permettent de faire l'acquisition et de construire un modèles 3D de la surface acquise. Le système permet l'ajustement de certains paramètres qui influencent la qualité du maillage généré, comme les filtres, qui sont utiles sur des données affectées par le bruit d'acquisition. En effet, l'acquisition implique un certain niveau d'incertitudes, souvent

reliées aux conditions d'acquisition. La technologie Inspeck étant basée sur une mesure de lumière, elle est sensible aux conditions d'éclairage de la surface. Aussi, la texture et couleur de la surface à numériser ont un effet sur la qualité de l'acquisition. Il est possible d'utiliser différents types de filtres sur les données acquises:

- Un filtre de moyennage : l'image acquise est convoluée avec une matrice unitaire constante. Ce filtre permet de lisser la surface.
- Un filtre médian : le pixel traité est remplacé par la valeur médiane des pixels qui l'entourent. Ce filtre permet d'éliminer les pics sur la surface.
- Un filtre gaussien : l'image est convoluée avec une matrice contenant une fonction gaussienne. Ce filtre produit un résultat intermédiaire entre le filtre de moyennage et le filtre médian.
- Un filtre passe haut : ce filtre fait ressortir les détails de l'image.

Le système offre une option de filtre par défaut, qui utilise un algorithme basé sur les filtres moyens, médians et gaussien. Les fabricants ne donnent pas plus de détails sur le filtrage par défaut. Il est à noter que tous les filtres ont été désactivés pour nos essais, mais que les filtres par défaut ont été conservés pour les acquisitions utilisées dans notre étude.

1.2 Étude de la courbure

Les caractéristiques de courbure d'une surface constituent des mesures intrinsèques de la surface. Elles permettent de décrire la surface en chaque sommet. La courbure est une mesure affine-invariante, c'est-à-dire qu'elle n'est pas affectée par les transformations affines, comme les translations et les rotations de la surface. Cela constitue un avantage pour la recherche de repères sur une surface de forme libre.

Nous verrons dans les prochains paragraphes quelques approches utilisées antérieurement pour calculer la courbure et ses caractéristiques sur une surface discrète.

La courbure d'une courbe en un point est définie comme l'inverse du rayon de courbure en ce point. Cette idée peut être illustrée à l'aide du cercle osculatoire, comme le montre la Figure 6. Ce cercle est le plus grand cercle tangent à la courbe qu'il est possible de placer en ce point, et l'inverse de son rayon définit la courbure de la **courbe** en ce point.

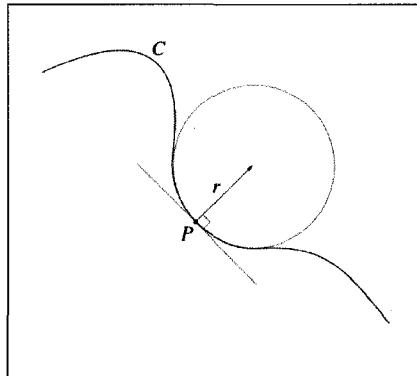


Figure 6: Schéma montrant le cercle osculatoire sur une courbe

La courbure d'une **surface** en un point est toutefois une notion un peu plus complexe. En effet, la courbure en un point peut être différente dépendant de la direction choisie. Ainsi, il existe une infinité de plans normaux à une surface en un point, tel que montré par la Figure 7. La courbe formée par l'intersection de la surface avec chacun de ces plans est distincte. Les caractéristiques de courbures d'un point sur une surface sont:

- Les deux directions de courbures principales, deux vecteurs qui sont toujours orthogonaux;
- Les deux composantes principales de courbure, notées κ_1 et κ_2 .

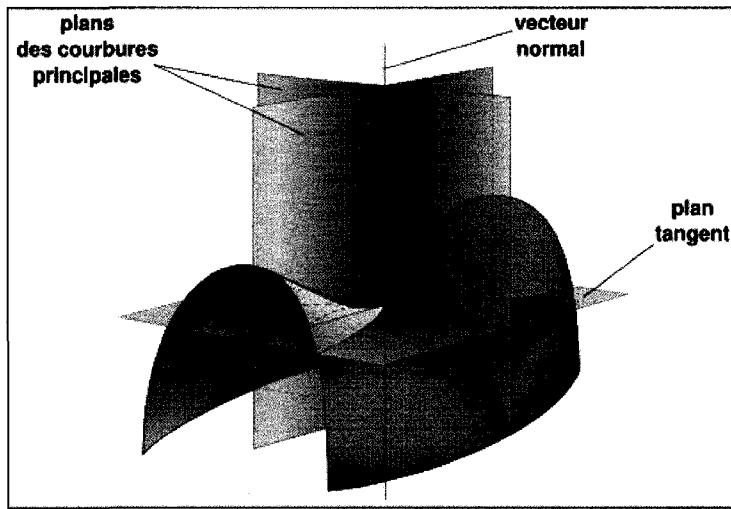


Figure 7: Illustration des courbures principales de la surface en un point.

La Figure 7 montre d'une manière schématique que les courbures principales en un point sont celles des courbes définies par l'intersection entre deux plans normaux orthogonaux et la surface. La matrice hessienne \mathcal{H} d'une fonction est la matrice carrée composée des dérivées secondes partielles de la fonction définissant cette surface en un point.

$$\mathcal{H} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \cdots & \cdots \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \cdots & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{pmatrix}$$

1.2.1 Techniques de calcul de la courbure sur un maillage

L'estimation de la courbure sur des surfaces discrètes constitue un problème non trivial. Le maillage est un mode courant de représentation des surfaces discrètes, utilisé dans le système Inspeck. Un maillage est composé d'un ensemble de points reliés entre eux par une connectivité. Un maillage n'offre donc pas tous les avantages d'une surface définie

par une formule analytique. Cette situation implique de trouver une stratégie pour le calcul de dérivées secondes, à partir desquelles est généralement calculée la courbure.

Dans un article publié en 2006 [9], Gatzke et Grimm présentent une revue très complète des méthodes de calcul de la courbure sur des surfaces maillées, dans laquelle ils évaluent plusieurs techniques d'estimation de la courbure sur des maillages triangulaires. Ils distinguent les méthodes discrètes des méthodes d'ajustement de fonction, ou *fitting methods*.

1.2.1.1 Méthodes discrètes

Les méthodes discrètes ont été développées dans le but d'éviter la charge de calcul reliée à l'ajustement de fonctions analytiques. Pour cette raison, elles sont plus rapides. Ces méthodes sont ici décrites rapidement:

- La méthode basée sur l'image sphérique [10]: méthode basée sur le ratio entre la surface de l'ensemble des faces adjacentes à un point et la surface de la sphère unitaire reliée au point par sa normale.
- La méthode basée sur le déficit d'angle [10], dérivée du théorème de Gauss-Bonnet, permet d'approximer la courbure gaussienne, $K = \frac{2\pi - \sum_i \alpha_i}{A}$, où α_i est l'angle entre deux faces adjacentes au point, et A est l'aire associée au point.
- La méthode basée sur l'excès d'angle [11], similaire à la précédente, permet de calculer la courbure gaussienne, $K = \frac{2\pi - \alpha}{A}$, où α est l'angle total de rotation autour du point considéré, et A est l'aire de la zone enveloppée par le chemin parcouru, par exemple la frontière de la zone fermée par le premier niveau de voisins pour ce point.

- La méthode basée sur l'intégrale de la valeur absolue de la courbure moyenne [12], pour laquelle la courbure moyenne est $H = \frac{\sum \alpha_i * l_i}{4A}$, où α_i est l'angle entre deux faces et l_i est la longueur de l'arête qui joint ces deux faces, et où A est l'aire associée au point.
- La méthode basée sur le théorème de Meusnier et Euler [13, 14]. Le calcul de la courbure normale et des directions principales de courbures sont effectuées en utilisant 3 ajustements circulaires d'un point avec deux de ses voisins.
- La méthode basée sur un opérateur de normale de courbure [15]. Les auteurs calculent la courbure moyenne en utilisant une sommation basée sur l'angle entre les faces adjacentes au point de la surface pour laquelle la courbure est estimée.
- La méthode basée sur le calcul de la dérivée [16] permet de calculer la dérivée seconde en se basant sur le calcul de la normale, qui constitue la première dérivée partielle. Un schéma de substitution est utilisé pour déterminer la dérivée seconde partielle, sur laquelle est basée la courbure.

D'après Gatzke et Grimm [9], les méthodes discrètes ont l'avantage d'être plus rapides, mais ont le défaut d'être très sensibles au bruit ainsi qu'à la régularité et à la valence du maillage. Pour ces raisons, elles ne sont pas le choix optimal dans la plupart des études, où les maillages sont issus d'acquisitions bruitées pour lesquelles la taille des éléments est variable. Elles ne permettent aussi de calculer que certaines caractéristiques de courbures, sans en offrir l'éventail complet. Certaines méthodes ne permettent seulement d'obtenir la valeur de la courbure moyenne, ou la valeur de la courbure gaussienne, ou les amplitudes des composantes principales de courbure. Nous sommes à la recherche de méthodes qui donnent l'information intégrale sur la courbure, c'est-à-dire la direction et l'amplitude des deux composantes principales de courbure. Ces quatre informations de base permettent de caractériser de manière complète la courbure d'une surface en un

point. Ce propos sera développé dans le prochain chapitre. Il est aussi important de noter que certaines de ces méthodes sont basées sur un seul niveau de voisinage. Nous sommes intéressés par des méthodes qui permettent de faire varier le niveau de voisinage dans le calcul de la courbure.

1.2.1.2 Méthodes d'ajustement

Les méthodes d'ajustement, en revanche, permettent de calculer toutes les caractéristiques de courbure pour chaque point. Nous présentons quelques méthodes d'ajustement:

- L'ajustement linéaire (ou *simple linear fitting*) est utilisé dans [17]. Il permet de déterminer les dérivées seconde en faisant deux ajustements linéaires successifs.
- L'ajustement par une quadrique [10, 18]: basé sur la fonction polynomiale du second degré à 6 coefficients $f(x) = ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f$. On peut résoudre par moindres carrés le système constitué par l'application de cette fonction au sommet considéré ainsi qu'à tous les sommets de son voisinage.
- L'ajustement cubique avec normales[19]: méthode basée sur la précédente, mais étendue aux coordonnées et vecteurs normaux des points du voisinage de premier niveau.
- L'ajustement d'une fonction conique implicite[20]: cette méthode fournit une alternative à l'ajustement sans paramétrisation de la surface. Les surfaces coniques, comme l'ellipsoïde, peuvent être décrites par la formulation générale :

$$ax^2 + by^2 + cz^2 + dxy + exz + fyz + gx + hy + iz + j = 0$$

Par rapport aux méthodes discrètes, les méthodes d'ajustement sont plus coûteuses en temps de calcul mais fournissent des résultats plus précis et plus fiables. Gatzke et

Grimm ont soumis plusieurs d'entre elles à un banc de test. Ils ont remarqué la sensibilité de ces méthodes au bruit d'acquisition pour des calculs effectués sur un seul niveau de voisinage. Ils concluent que l'utilisation de deux niveaux de voisinage permet d'obtenir des résultats plus robustes qu'un seul niveau. Aussi, ils mentionnent que la précision gagnée par l'utilisation de trois niveaux de voisinage ne justifie pas le coût associé à la charge supplémentaire de voisins. Ces essais les poussent donc à recommander le calcul des courbures par une méthode d'ajustement d'une fonction analytique du second degré associée à l'utilisation d'un voisinage à deux niveaux.

1.2.1.3 *Les surfaces paramétriques*

Les surfaces paramétriques, comme les surfaces B-splinaires, permettent aussi de calculer les courbures. Cette méthode a été utilisée par Michel Archambault [2], qui a généré une surface B-splinaire à partir de la surface discrète d'un tronc humain. La construction de la surface paramétrique se fait par tranches de sommets sur le tronc. Les tranches peuvent être considérées comme des courbes B-splinaires 2D appartenant à des plans horizontaux parallèles. A l'aide des courbes uniformisées de chaque tranche, il est possible de relier verticalement les nœuds de chaque tranche à l'aide d'autres courbes B-splinaires pour obtenir une surface B-splinaire. Parmi les avantages de l'utilisation de ces surfaces, la possibilité de calculer les dérivées de manière directe est la plus importante. C'est à partir des dérivées partielles de premier et de second ordre qu'est effectué le calcul des courbures, selon un ensemble de formules décrites, entre autres, par Mortenson [21]. L'objectif d'Archambault étant de détecter certains repères anatomiques à l'aide de la courbure, il s'est servi de deux mesures de courbures : la courbure moyenne et la courbure gaussienne. Il est arrivé à des résultats satisfaisants. L'affichage des niveaux de courbure à l'aide de couleurs sur les surfaces étudiées lui ont permis de retracer plusieurs repères anatomiques de manière visuelle. Il n'a toutefois pas fait une extraction automatique de la position des repères anatomiques. En cela, nos travaux visent à trouver une alternative aux méthodes d'Archambault pour reconstruire

la courbure. Nous porterons aussi une attention particulière à la détection automatique de la position des repères, qui constituera d'ailleurs une des cibles de notre recherche.

1.2.2 Mesures de courbure

Les mesures de la courbure d'une surface sont le plus souvent basées sur les valeurs de courbures principales, κ_1 et κ_2 . Les courbures principales sont les deux valeurs extrêmes de la courbure en un point d'une surface, soit la plus faible et la plus forte. Ces notions seront précisées dans le chapitre sur la méthodologie, mais sont néanmoins nécessaires pour comprendre la nature des mesures de courbure que sont la courbure moyenne, la courbure gaussienne et la norme de Frobenius.

1.2.2.1 La courbure moyenne

La courbure moyenne H est la moyenne des courbures principales en un point.

$$H = \frac{\kappa_1 + \kappa_2}{2}$$

Cette mesure permet de discriminer les formes de dôme et de cuvette, pour lesquelles les deux courbures principales sont de même signe. Elle permet aussi de distinguer des zones où une des deux courbures principales est forte, et l'autre proche de zéro, comme pour un cylindre. La courbure moyenne n'est pas bien adaptée à la recherche de point de selle ou de plans, qui donnent toutes les deux des valeurs proches de zéro.

1.2.2.2 La courbure gaussienne

La courbure gaussienne K est le produit des deux courbures principales en un point.

$$K = \kappa_1 \kappa_2$$

Si les deux courbures principales ont le même signe, la courbure gaussienne est positive. Si les courbures sont de signe différent, alors la courbure gaussienne est négative. La courbure gaussienne est particulièrement adaptée à la recherche de formes de dôme ou de cuvette (courbure gaussienne positive), ou de point de selle (courbure gaussienne négative). Les zones de courbure gaussienne proches de zéro doivent être inspectées à l'aide d'autres indices. En effet, la courbure gaussienne ne permet pas de déterminer laquelle des deux directions principales se rapproche de zéro. Par exemple dans le cas du cylindre, une seule direction a une courbure nulle. Dans le cas d'une surface plane, toutes les directions ont une courbure nulle.

1.2.2.3 *La norme de Frobenius*

La norme de Frobenius F est la racine de la somme des carrés des deux courbures principales en un point.

$$F = \sqrt{\kappa_1^2 + \kappa_2^2}$$

La norme de Frobenius est toujours positive, ou nulle pour une surface plane. Elle augmente aussitôt que la courbure augmente dans une des directions sur la surface, peu importe le sens de la courbure. En ce sens, on peut considérer cette mesure comme une mesure de courbure absolue. Elle est intéressante pour déceler des parties courbées d'une surface, mais ne permet pas de distinguer une zone convexe d'une zone concave.

1.2.2.4 *Mesures généralement utilisées*

En général, deux types de calculs de la courbure sont utilisés dans le domaine de la topologie de surface du corps humain, soit la courbure moyenne et la courbure gaussienne. Surazhsky et al. [18] comparent ces deux mesures. Ils ont étudié le comportement de plusieurs méthodes de calcul de ces deux normes sur des maillages triangulaires issus de NURBS. L'avantage d'utiliser les NURBS est de pouvoir connaître

exactement la courbure en tout point de la surface pour fins de validation de la méthode utilisée sur le maillage. En diminuant progressivement la taille des mailles, la mesure de la courbure doit se rapprocher de la mesure réelle, issue de la NURBS. Leurs résultats montrent que l'ajustement d'un paraboloïde est la méthode la plus précise pour la courbure moyenne et la deuxième meilleure pour la courbure gaussienne. La meilleure méthode pour calculer la courbure gaussienne est la méthode discrète du déficit d'angle et elle est sensible au bruit d'acquisition. Or leurs expérimentations étaient exemptes de bruit. Leur étude nous pousse à croire que le calcul de la courbure moyenne et gaussienne par l'ajustement d'un paraboloïde est la solution à envisager sur un maillage bruité.

1.2.3 Indices de courbure

Plusieurs auteurs ont tenté d'exploiter plus en profondeur l'information associée à la courbure (courbure gaussienne, moyenne, direction et dimension des vecteurs de courbures principales) en créant des indices. C'est le cas de Koenderink et van Doorn [22], qui proposent l'utilisation d'une mesure qu'ils appellent « *curvedness* ». Elle est décrite par la formule suivante :

$$C = \sqrt{\frac{\kappa_1^2 + \kappa_2^2}{2}}$$

Cette mesure, toujours positive, est nulle pour un plan et augmente aussitôt qu'il y a augmentation de la courbure dans une direction pour un point. Le terme « *curvedness* » fait référence à l'idée de mesure de la courbure totale en un point. Il est à noter que cette mesure est identique, à un facteur $\frac{1}{\sqrt{2}}$ près, à la norme de Frobenius du tenseur de courbure.

Les auteurs proposent l'utilisation d'un autre indice, appelé *shape index*, basé sur les dimensions des deux directions principales de courbure, et qui permet de classer toute zone de la surface sous une des formes géométriques suivantes: le dôme, la cuvette, la vallée, l'arête et la selle. Ces formes correspondent chacune à une quantité du *shape index*.

On peut considérer la *curvedness* comme une norme de courbure, au même titre que les courbures gaussienne et moyenne. Étant donné qu'elle est très semblable à la norme de Frobenius, nous assimilerons ces deux mesures. Quant au *shape index*, il est plus proche d'un descripteur basé sur la courbure, qui donne une idée de la forme de la surface autour du point considéré. L'avantage de ces deux indices est d'avoir une norme de courbure supplémentaire, et un indice sur la forme de la surface qui peut permettre de différencier certaines parties de la surface en fonction de la forme.

Les approches basées sur la courbure permettent de connaître l'information ponctuelle d'une surface. La courbure en un point ne donne pas d'information sur la courbure des points voisins. Bien que l'étude des signes des courbures gaussiennes et moyennes en un point peut nous permettre de déterminer sur quel type de relief se situe un point, ces mesures ne nous renseignent que sommairement sur la forme de la surface. Pour ces raisons, lorsque l'on considère l'identification de caractéristiques de surfaces, il devient très intéressant de connaître non seulement la courbure d'un point, mais aussi d'avoir un indice de la courbure de ses voisins. Pour ce faire, Gatzke et al. [23] ont déterminé une mesure appelée « carte de courbure », qui leur permet de reconnaître un point par sa courbure et par un indice de la courbure de ses voisins. Le nombre de voisins utilisé dépend du niveau de voisinage désiré. La méthode est basée sur l'ensemble des courbures des voisins du niveau déterminé. Leurs essais ont permis de déterminer que deux niveaux de voisinage permettent d'obtenir des résultats acceptables. A l'aide de la carte de courbure, il devient possible de faire la recherche de points ayant une certaine

amplitude de courbure et dont le voisinage d'un certain niveau a une autre amplitude de courbure.

Le développement de ces techniques de discrimination de zones associées à des courbures particulières nous permet maintenant de poser un regard sur les travaux d'auteurs qui se sont attardés à trouver, à l'aide des différentes mesures et indices de courbures, des repères anatomiques sur la surface du corps humain, à partir de l'acquisition d'une surface discrétisée. Nous passerons en revue la littérature autour de ce sujet dans la prochaine partie.

1.3 Recherche de repères anatomiques

1.3.1 *Les repères*

L'étude de la courbure de la surface permet de détecter certaines zones où la courbure est plus forte dans une ou plusieurs directions. Nous appelons « détection de repères anatomiques » la recherche de zones du tronc humain ayant certaines particularités de courbures.

Les repères anatomiques visés par la détection dans les travaux d'Archambault [2] et illustrés en Figure 8, incluent:

- la vallée dorsale: région concave au centre du dos, qui s'allonge généralement du haut au bas du dos du patient, et qui correspond à la position approximative de la colonne vertébrale.
- la proéminence vertébrale: région convexe située sur la nuque, qui correspond à la saillie de l'apophyse épineuse de la septième vertèbre cervicale.

- les gibbosités: zones saillantes, situées de part et d'autre de la vallée dorsale et qui s'allongent aussi du milieu au haut du dos. Les gibbosités sont généralement situées à l'endroit de saillie des omoplates.
- la fourchette sternale: région concave située au-dessus du sternum, entre les deux clavicules.
- les mamelons: régions convexes situées à l'extrémité des seins.
- le nombril: région concave située sur le bas de la face ventrale du tronc.
- les épines iliaques: régions convexes situées au bas du tronc et légèrement en avant du plan coronal médian.

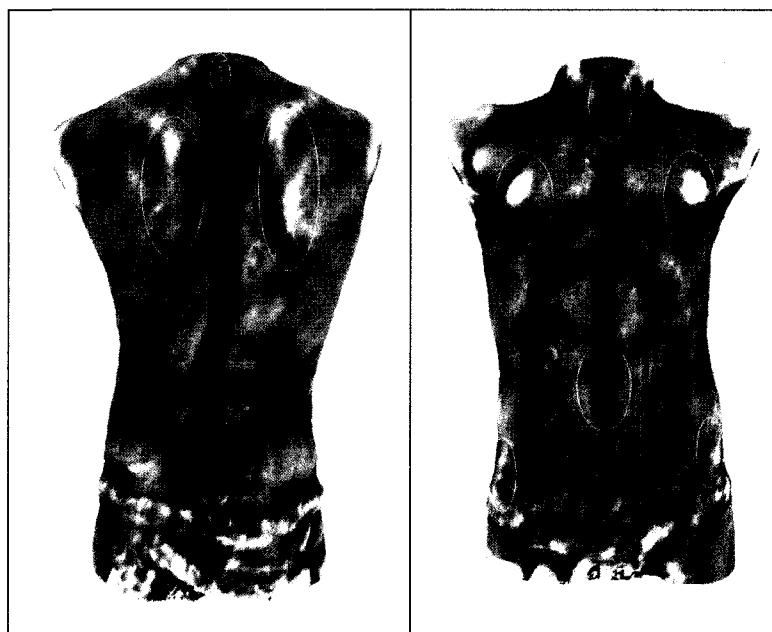


Figure 8: Illustration des repères visés par la détection : à gauche, la proéminence vertébrale en haut, les deux omoplates, et la vallée dorsale au centre. A droite, la fourchette sternale, les mamelons, le nombril et les épines iliaques. Les tons de gris indiquent le niveau de convexité (blanc : convexe, noir : concave).

Ces repères ont été choisis parce qu'ils représentaient les régions les plus facilement identifiables sur le tronc. La position et la forme de ces repères est une source importante d'information sur la phisyonomie du patient. Certains de ces repères auront toutefois une plus grande importance dans notre étude, en particulier les repères de la partie dorsale du tronc, dont la déformation pourrait être mise en relation avec celle de la colonne vertébrale.

1.3.2 Détection de repères à partir de la courbure

Les pionniers de l'analyse de la surface du tronc sur des patients scoliotiques sont Frobin et Hierholzer, qui ont lancé l'idée de l'étude de la surface à l'aide de la courbure en 1982 [3]. Ils justifient l'utilisation des caractéristiques de courbures par le fait que le calcul de la courbure ne dépend pas du système de coordonnées, mais est plutôt une mesure locale. Ils posent les bases de la méthode en se servant des directions principales de courbure, et en utilisant deux mesures de courbure, la courbure gaussienne, et la courbure moyenne. Leur calcul de la courbure est basé sur l'ajustement d'un paraboloïde qui leur permet de faire le calcul des dérivées secondes. Ils suggèrent de déterminer la position tridimensionnelle des points d'une surface en appliquant une grille orthogonale de lumière sur la surface, tel que décrit plus tôt et montré en Figure 5. Il s'agit de la technique de rasterstéréographie. La grille orthogonale permet d'imposer une certaine régularité au maillage. Il faut mentionner que ces premiers travaux ne tiennent compte que de la surface du dos. Les techniques d'acquisition utilisées ne permettent pas de fournir une topographie complète de la surface du tronc.

Dans une étude qui complète la première, Drerup et Hierholzer [4] étudient la détection de la proéminence vertébrale à l'aide des mesures de courbures développées antérieurement. Ils utilisent deux méthodes d'acquisition: la topographie basée sur les franges de Moiré et la rasterstéréographie. Ces deux techniques sont basées sur l'application de sources de lumière structurée sur la surface à étudier. L'analyse des

patrons de lumière qui s'affichent sur la surface leur permet de déterminer la position d'une série de points sur la surface. A l'aide de ces techniques, ils arrivent à déterminer la position de la proéminence vertébrale à quelques millimètres près de la position déterminée par palpation par des experts.

Les auteurs mentionnent entre autres que la forme d'un corps en 3 dimensions peut être décrite à partir de la distribution de la courbure. Ainsi, certains points associés à des courbures élevées revêtent un intérêt particulier pour la recherche de repères. D'autre part, les auteurs tiennent compte de la distribution de la courbure des points voisins pour déterminer la position de la proéminence vertébrale, en associant ce repère à un point de courbure gaussienne positive entouré d'une zone de courbure gaussienne négative. Afin de valider leur méthode, ils ont comparé les résultats tirés de leurs calculs à la position réelle de la proéminence telle que détectée par un expert. Leur protocole a mené à des résultats qui se rapprochent de manière surprenante de la position réelle, à une distance de l'ordre du millimètre. Il reste que la précision de la position du repère est beaucoup plus redéivable à la qualité de l'acquisition qu'à la qualité de l'algorithme de recherche des repères. Il serait plus juste de déterminer si la proéminence est réellement détectée ou pas sur les patients.

Quelques années plus tard, Drerup et Hierholzer [24] ont étendu leur recherche à d'autres repères, les fossettes des épines iliaques postéro-supérieures (FCIPS) et un point associé au sacrum. Leur recherche est basée sur une combinaison de l'étude de la courbure et des niveaux d'asymétrie de chaque côté de la ligne médiane du dos. La construction de cette ligne est faite à partir d'un calcul d'asymétrie basé sur les caractéristiques de courbure. La ligne médiane se situe au point où l'asymétrie est la plus faible pour chaque section horizontale de l'acquisition du dos. La recherche des FCIPS est dépendante de la ligne médiane. Leur étude montre des résultats qui leur permettent d'envisager une détection complètement automatique de repères anatomiques sur le tronc humain, aspect qu'ils mettent d'ailleurs en valeur en suggérant une détection sans aucune supervision. Les

auteurs atteignent leurs objectifs de détecter automatiquement les repères recherchés sur un seul patient. Le résultat de leur travail est une première et constitue un avancement important, étant donné l'équipement utilisé pour l'acquisition et le niveau de puissance de calcul des ordinateurs de l'époque. Évidemment, ils ont obtenu ces résultats dans des conditions idéales avec un seul modèle, et non dans des conditions cliniques, où les performances de la détection doivent être reproductibles. Il n'en reste pas moins que les travaux de cette équipe constituent une base importante pour nos travaux.

Les travaux menés sur la surface du dos durant les années 80 ont apporté une base substantielle de connaissances. Plusieurs facteurs ont favorisé ces avancées. Premièrement, les nouvelles techniques permettaient de faire l'acquisition de la surface du tronc sans aucun contact physique. Ensuite, l'utilisation de la courbure comme caractéristique de la surface rendait la mesure indépendante de la position du corps dans l'espace. La position du patient devant la caméra ne revêtait donc plus autant d'importance, et il devenait possible de comparer les cartes de courbures d'une acquisition à l'autre, comme on le ferait pour un suivi, par exemple.

Après un léger ralentissement durant les années 1990, les recherches basées sur la topographie du tronc humain ont repris, encouragées par la mise au point de systèmes d'acquisition plus performants et l'avancée des techniques de visualisation du tronc humain. Il est apparu que l'utilisation de la topographie de surface du tronc pouvait être mise en correspondance avec la configuration interne du tronc, et en particulier du squelette. En ce sens, la topographie de surface pouvait devenir un outil complémentaire pour les spécialistes de la scoliose.

Très récemment, Twumasi et al. [25] ont aussi développé une méthode de détection de repères anatomiques basée sur la courbure de la surface. Ils utilisent les courbures gaussienne et moyenne, ainsi que les indices du *shape index* et du *curvedness* de Koenderink. Les auteurs ont eu le souci de tenir compte du bruit de l'acquisition. Ils ont

modélisé le bruit en analysant l'acquisition de la surface d'un objet de forme connue. Ils ont ensuite appliqué un filtre gaussien, basé sur cette modélisation, sur les données acquises. Ils ont aussi optimisé l'écart-type de leur filtre gaussien, en tenant compte de la capacité de l'algorithme à détecter certains repères. Ils utilisent une méthode d'ajustement par une quadrique, telle un paraboloïde, et recherchent des régions de forte courbure qu'ils isolent. Ces régions sont ensuite inspectées pour trouver les minimums et maximums locaux en cherchant les points pour lesquels la première dérivée du paraboloïde s'annule. Ces points seront éventuellement les centres des repères recherchés. Cette méthode leur a permis de déterminer avec une bonne précision la position de la proéminence vertébrale et des épines iliaques postéro-supérieures, des repères recherchés précédemment par Drerup et Hierholzer, avec une précision légèrement améliorée. Il est à noter que cette équipe s'est intéressée à la détection de repères en forme de dôme, qui sont détectables à l'aide de la courbure gaussienne, et qu'il est relativement aisé d'isoler à l'aide d'un seuillage. Les auteurs n'ont pas mentionné de quelle manière ils ont associé les zones détectées au repère approprié, ni comment ils ont distingué les apophyses épineuses entre elles, ni comment ils les ont distinguées de la proéminence vertébrale. Aussi, il est surprenant que les auteurs aient choisi la proximité de la détection avec la position réelle des repères, pour justifier l'amélioration de la technique. La proximité de la détection par rapport au repère était déjà de l'ordre du millimètre.

1.3.3 Utilisation d'indices composés

Gatzke et al. [23] ont utilisé une mesure appelée « carte de courbure ». Après avoir calculé les valeurs de courbure sur le maillage, ils se servent des caractéristiques de courbure des voisins pour chaque point afin de dresser une carte de la courbure du voisinage. Cette mesure permet d'associer un point à une forme non seulement par sa courbure, mais aussi par la courbure de ses voisins. Ils ont développé deux niveaux de cartes de courbure. La carte de dimension 1 contient l'information de courbure du

voisinage selon une seule direction, et la carte de dimension 2 contient l'information de courbure du voisinage selon plusieurs directions, chacune associée à un angle. Étant donné la charge de calcul importante associée à l'utilisation de la carte 2D, les auteurs recommandent l'utilisation de la carte 1D dans un premier temps, suivie d'une éventuelle deuxième étape à l'aide de la carte 2D, qui permet de préciser les résultats sur des zones plus petites.

L'utilisation d'une carte de courbure pour le voisinage de chaque point est une approche nouvelle qui se distingue des approches précédentes. Les mesures précédentes étaient basées sur une utilisation plus ou moins large du voisinage pour trouver la courbure, ou sur une manière d'interpréter les caractéristiques de courbure pour un point. La carte de courbure intègre les données de courbure pour le point ainsi que les données de courbure pour les voisins. La carte permet par exemple d'identifier un point dont la courbure gaussienne est élevée et dont le voisinage de troisième niveau a une courbure négative : ce point serait le sommet d'une zone en forme de dôme dont le rayon est trois fois la longueur moyenne des arêtes du maillage.

1.3.4 Détection avec coupe de graphe

Gatzke et Grimm [26] ont par la suite développé une détection de repères basée sur la courbure, et ont utilisé une technique de coupe de graphes pour segmenter les différentes régions de la surface. Ils ont construit une carte de courbure de la surface. La courbure utilisée tient compte de la courbure du voisinage du sommet considéré. Une approche multi-échelle a aussi été développée dans leur étude pour tenir compte de la taille variable des repères à détecter. Ils utilisent l'algorithme de coupe de graphes de Boykov et Kolmogorov pour séparer les régions ayant des caractéristiques de courbure particulières de celles qui n'en ont pas. Quelques essais préliminaires utilisant les coupes de graphes nous ont donné des résultats intéressants, mais l'ajustement de ces techniques

pour nos besoins nous a paru peu évident. Face à des résultats semblables à nos expérimentations précédentes, nous avons donc mis de côté les coupes de graphe.

1.4 Objectifs de recherche

La revue de littérature nous a permis de comprendre que la détection automatique de repères anatomiques est un domaine encore en développement actuellement. Nous abordons le problème en suggérant une généralisation de la méthode, de manière détecter automatiquement plusieurs types de repères. Cela permet de définir l'**objectif principal** de ce projet comme le développement d'une méthode de détection automatique de repères anatomiques du tronc humain basée sur la courbure de la surface du tronc, afin d'assurer un suivi non-invasif des déformations scoliotiques. Plusieurs objectifs spécifiques permettront d'atteindre l'objectif principal du projet.

Nous avons vu que plusieurs méthodes de reconstruction de la courbure ont été utilisées, mais aucune étude n'a établi de standard pour le calcul de la courbure sur le tronc. Le **premier objectif spécifique** consistera donc à proposer et valider une méthode robuste et fiable de reconstruction de la courbure de la surface du tronc à partir de la topographie de surface.

D'autre part, peu d'études ont mis l'emphase sur la détection automatique des repères. Cet aspect importe pour les praticiens. Cela nous a permis de déterminer le **second objectif spécifique** de notre recherche: proposer une méthode de détection automatique de repères anatomiques, basée sur les caractéristiques de courbure.

La lecture des études précédentes nous montre que certains repères sont plus recherchés que d'autres. Nous visons la détection automatique de plusieurs repères anatomiques. Ainsi, le **troisième objectif spécifique** vise à valider la méthode de détection sur plusieurs repères anatomiques.

Chapitre 2

Méthodologie

Cette partie décrit de façon détaillée les méthodes utilisées pour effectuer la détection automatique de repères sur le tronc en étudiant la courbure de sa surface. D'abord, nous décrirons les méthodes utilisées pour calculer la courbure sur le maillage, puis nous décrirons les méthodes de détection de repères. Nous terminerons par les méthodes de corrélation et de validation.

2.1 Calcul de la courbure

Afin de trouver une méthode de calcul de la courbure pour chaque sommet du maillage, nous avons utilisé des approches locales de reconstruction de la courbure, basées sur le voisinage de chaque sommet. Pour avoir une estimation de la courbure en tout point de la surface, nous passons par les étapes suivantes. Ces étapes sont exécutées pour chaque sommet du maillage:

1. Trouver le voisinage;
2. Calculer la normale à la surface à partir du voisinage;
3. Construire un référentiel local basé sur le sommet considéré, et dont l'axe des z est aligné sur la normale à la surface en ce sommet;
4. Transformer les coordonnées de tous les voisins du sommet considéré dans le nouveau repère;
5. Calculer les dérivées seconde de la fonction dont le graphe est la surface triangulée dans le nouveau référentiel;

6. Déterminer les vecteurs propres et valeurs propres du tenseur du second degré.

Nous porterons une attention particulière aux étapes de recherche du voisinage (Étape 1), de détermination de la normale (Étape 2) et de calcul de la courbure (Étape 5 et 6) de cet algorithme. Nous présenterons deux approches de recherche du voisinage, deux méthodes de calcul de la normale, et finalement, différentes méthodes de calcul pour la courbure. Nous cherchons donc une méthode fiable et robuste pour le calcul de la courbure du tronc pour chacun des sommets du maillage.

2.1.1 Recherche des voisins

Le système Inspeck fournit la description de la surface numérisée sous la forme d'une liste des sommets et d'une table de connectivité. La liste des sommets contient tous les points 3D numérisés et la table de connectivité contient une liste de polygones, chaque polygone étant décrit à l'aide de l'index des sommets dont il est composé. A partir de cette information, il est possible de construire un graphe sous la forme $G = (S, A)$, où G représente le graphe, S l'ensemble des sommets de ce graphe, et A l'ensemble des arcs de ce graphe. Les arcs sont aussi appelés arêtes.

2.1.1.1 Voisinage immédiat

Tout sommet d'un maillage est considéré voisin immédiat d'un autre s'il fait partie du même polygone. Dans un maillage triangulaire régulier, un sommet possède généralement 6 voisins immédiats. Dans un maillage quadrangulaire, un sommet possède 8 voisins immédiats. Ces deux configurations sont montrées à la Figure 9.

Nous définirons R comme l'ensemble des n polygones du maillage :

$$R = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$$

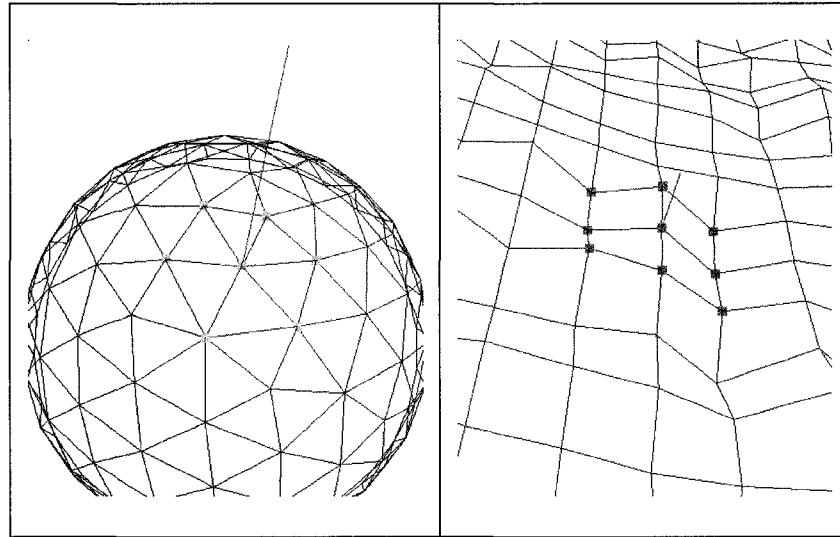


Figure 9: Illustration du voisinage immédiat pour un maillage triangulaire et un maillage quadrangulaire.

Chaque ensemble P_i contient 3 ou 4 sommets appartenant à l'ensemble S . C'est à partir de l'ensemble R que l'ensemble A des arêtes est construit:

$$A = \{(u, v) | u, v \in P, \forall P \in R\}$$

A est donc l'ensemble des couples de sommets appartenant au même polygone.

L'ensemble V_s^1 des sommets voisins immédiats pour le sommet s peut être construit à partir de A . Il est décrit comme suit. Pour tout sommet s :

$$V_s^1 = \{t | (s, t) \in A\}$$

Nos méthodes de calcul des normales nous contraignent aussi à disposer de l'ensemble des polygones voisins immédiats de chaque sommet. Pour chaque sommet, cet ensemble inclut tous les polygones adjacents à ce sommet. L'ensemble des polygones voisins immédiats du sommet s est décrit par la relation suivante :

$$P_s^1 = \{P | s \in P, P \in R\}$$

2.1.1.2 Niveau de voisinage

L'utilisation du voisinage dans nos méthodes ne se limite pas au voisinage immédiat. Certaines méthodes linéaires utilisées nécessitent que chaque sommet ait un nombre minimum de voisins, qui n'est pas toujours atteint avec le voisinage immédiat, en particulier près des bords du maillage. De plus, il nous a paru intéressant d'avoir la possibilité d'utiliser des zones plus ou moins larges pour évaluer la courbure de la surface. Cela équivaut à utiliser un nombre variable de voisins dans nos calculs.

Nous introduisons donc la notion de niveau de voisinage. Nous avons vu plus haut la description du premier niveau de voisinage. Le niveau de voisinage n pour un sommet s correspond à l'ensemble des sommets situés à une distance de n arêtes de s . Le niveau de voisinage n pour le sommet s est :

$$V_s^n = \{u | (t, u) \in A, t \in V_s^{n-1}, u \notin V_s^{n-1}, u \notin V_s^{n-2}\}$$

De même, nous définissons pour chaque sommet un niveau de voisinage de polygones. Le voisinage de polygone de niveau n pour le sommet s est défini comme :

$$P_s^n = \{P | t \in V_s^{n-1}, u \in V_s^n, t \in P, u \in P, P \in R\}$$

Pour chaque sommet, cet ensemble est constitué des polygones qui incluent un sommet voisin de niveau $n-1$ et un sommet voisin de niveau n .

2.1.1.3 Voisinage entier

Le voisinage entier de niveau n pour un sommet s est l'ensemble de tous les niveaux de voisinage inférieurs à n pour ce sommet. Ce voisinage, illustré à la Figure 10, est décrit comme suit :

$$W_s^n = V_s^1 \cup V_s^2 \cup \dots \cup V_s^n$$

W_s^n est l'ensemble des sommets situés à une distance inférieure ou égale à n arêtes de ce point.

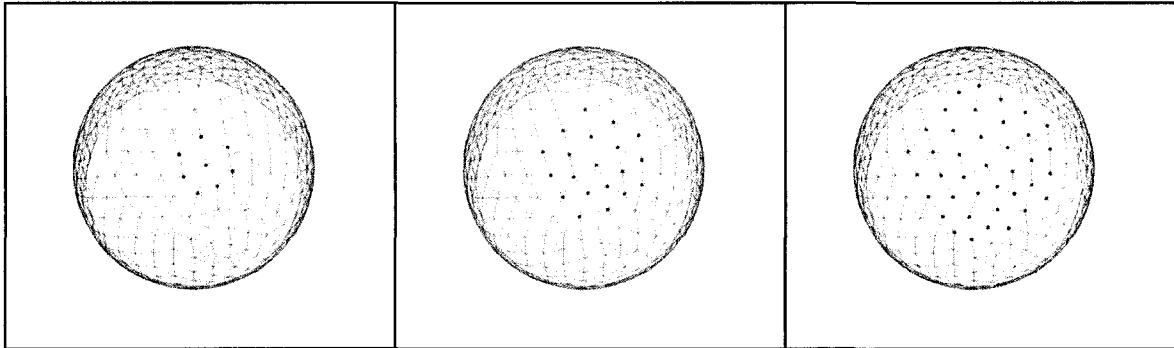


Figure 10: Illustration du voisinage entier. De gauche à droite, 1, 2, et 3 niveaux de voisinage.

De même, le voisinage entier de polygones de niveau n pour un sommet s est l'ensemble de tous les niveaux de voisinage inférieurs à n pour ce sommet.

$$Q_s^n = P_s^1 \cup P_s^2 \cup \dots \cup P_s^n$$

2.1.1.4 Simplification du voisinage

Le voisinage entier est l'ensemble le plus fiable pour décrire le comportement de la surface aux environs d'un sommet. Mais comme le montre la Figure 10, le nombre de sommets impliqués dans le voisinage entier augmente rapidement avec le niveau de voisinage. La recherche et l'enregistrement en mémoire des ensembles de voisins sur plusieurs niveaux pour tous les sommets d'un maillage deviennent de ce fait des opérations coûteuses, particulièrement pour les maillages contenant un grand nombre de sommets, ou pour le calcul de grands voisinages.

Nous avons donc tenté de simplifier le voisinage, de manière à réduire le nombre de voisins pour chaque sommet et ainsi réduire le temps de recherche et la quantité de mémoire utilisée. Au lieu d'utiliser tous les sommets qui sont à une distance inférieure à

n arêtes (voisinage entier), nous utiliserons seulement les sommets qui sont exactement à une distance de n arêtes du point considéré, tel qu'illustré à la Figure 11. Cela revient à remplacer W_s^n par l'ensemble V_s^n pour le voisinage de chaque sommet s . Dans le cas du voisinage de polygones, le principe de simplification est le même. Au lieu d'utiliser l'ensemble Q_s^n , nous utiliserons l'ensemble P_s^n .

Évidemment, l'utilisation du voisinage simplifié pour la détermination de la normale et de la courbure ne garantit pas des résultats valables. Il s'agira de vérifier, lors de nos essais, si l'utilisation du voisinage simplifié entraîne des différences significatives dans les résultats de courbure. Les résultats de ces essais sont présentés à la section 3.4.

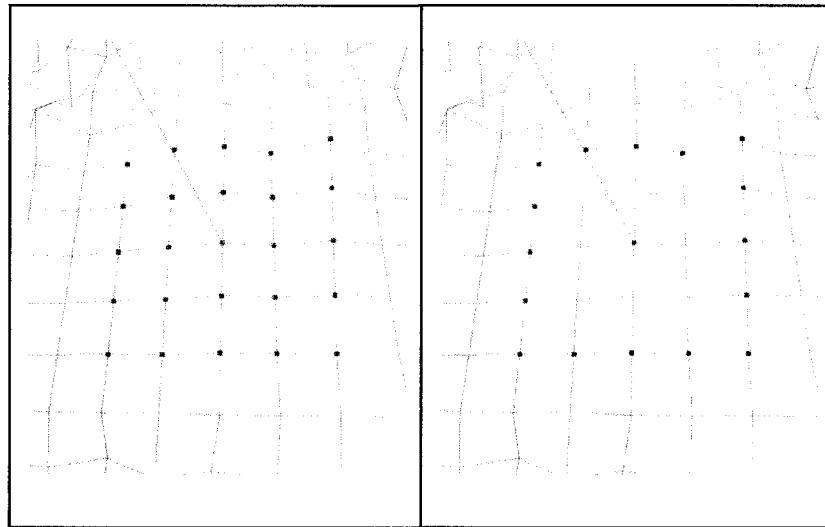


Figure 11: Illustration du voisinage de niveau 2 : voisinage entier (gauche), voisinage simplifié (droite).

2.1.2 *Détermination des normales*

Dans le cadre de l'étude des surfaces, les normales servent de vecteur de base pour l'établissement de repères locaux. Il est donc nécessaire de porter une attention particulière à leur détermination. Le calcul des normales en chaque sommet du maillage

est basé sur le voisinage. Nous avons déterminé quelques considérations importantes pour le calcul de la normale :

- La présence de bruit d'acquisition dans la surface : les coordonnées des points constituant les surfaces acquises sont en général affectées par un bruit qui pourra influencer la normale calculée.
- Le nombre de voisins utilisés pour le calcul des normales : une normale déterminée à partir d'une surface plus large donnera moins d'information sur le relief à petite échelle.

Sur un maillage, il est possible de calculer la normale pour chaque polygone. Nous utiliserons aussi le concept de normale en un sommet, ou normale équivalente, pour établir un plan de référence en chaque sommet, lors du calcul des courbures.

Les prochaines sections présentent les méthodes de détermination de normales.

2.1.2.1 *Méthode par moyennage des normales de polygones*

Cette méthode consiste à calculer, pour chaque sommet, une moyenne pondérée des normales des polygones voisins :

$$\vec{N} = \frac{\sum_i^k A_i \vec{n}_i}{\|\sum_i^k A_i \vec{n}_i\|}$$

\vec{N} est la normale équivalente pour le sommet considéré, \vec{n}_i est le vecteur normal pour chaque polygone voisin du sommet, A_i est l'aire de chaque polygone, et k est le nombre de polygones. \vec{N} est donc la moyenne des normales des polygones voisins du sommet considéré, pondérée par l'aire de chaque polygone. Nous tentons, de cette manière, d'associer à un sommet la valeur de normale de tous les polygones qui l'entourent, en fonction de l'importance de l'aire de chacun d'eux. La Figure 12 montre les 6 polygones

voisins d'un sommet ainsi que leurs normales respectives. Ces normales serviront à calculer la normale par moyennage du sommet central.

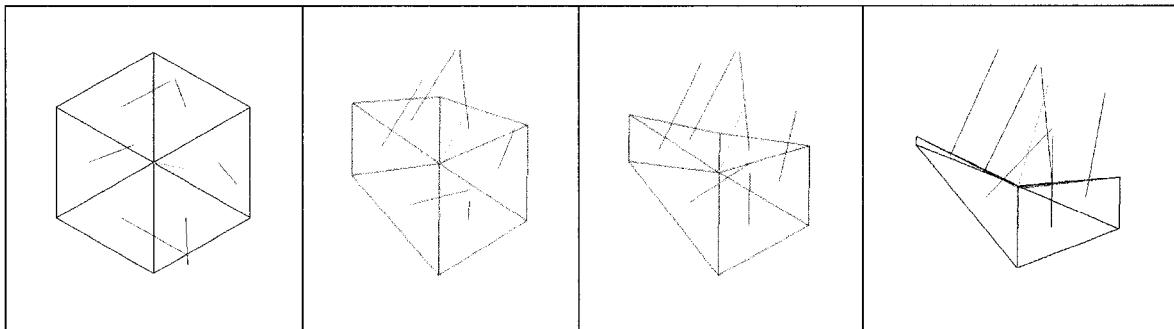


Figure 12: Illustration de la méthode de détermination de la normale par moyennage. Les 4 images montrent le même ensemble, vu sous différents angles.

Lors de l'utilisation de cette méthode, il est nécessaire de calculer les normales pour chaque polygone constituant le maillage. Les polygones sont conservés sous la forme d'une liste ordonnée de nœuds, de manière à ce qu'un observateur debout sur la surface qui parcourt les points de cette liste voie toujours le polygone sur sa gauche. Les points sont ainsi parcourus dans le sens contraire des aiguilles d'une montre. En utilisant toujours les points dans le même ordre, on s'assure que toutes les normales aux polygones pointent dans la même direction. Rappelons que les normales aux polygones sont des vecteurs unitaires.

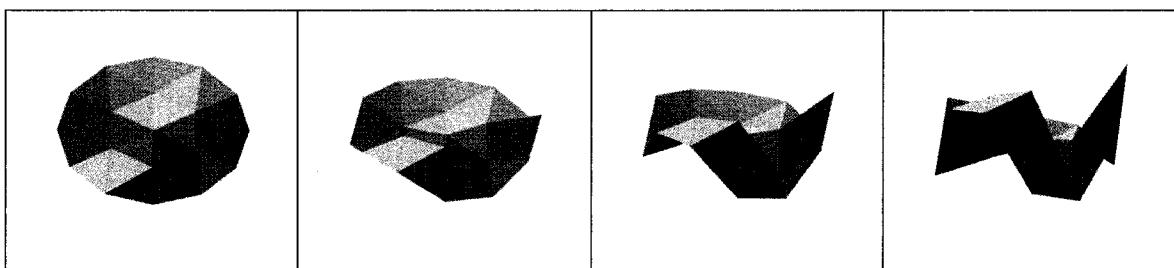


Figure 13: Illustration de l'incohérence des aires en présence de bruit

Le calcul de la normale pour un élément triangulaire de maillage est le résultat du produit vectoriel entre deux vecteurs constitués par deux arêtes de ce triangle. Pour un maillage quadrangulaire, les quatre sommets d'un élément ne sont pas nécessairement situés sur un même plan. Il est donc nécessaire de tenir compte de chaque coin du polygone. Nous avons choisi de faire la moyenne des normales des triangles constitués par les quatre coins et de considérer le vecteur résultant comme la normale au quadrangle considéré.

La méthode par moyennage permet de donner plus d'importance aux grands éléments, ce qui paraît logique de manière générale. Par contre, la pondération peut avoir certains inconvénients, par exemple en présence de bruit. Tel que montré à la Figure 13, un élément du maillage peut être fortement allongé par le fait que deux de ses sommets sont affectés de manière opposée par le bruit. Le coefficient de pondération associé à l'aire de ce polygone sera plus grand que son importance réelle et la normale équivalente du sommet considéré sera moins représentative de la surface acquise

Une solution à ce problème est de considérer simplement les normales unitaires des polygones dans le moyennage, en utilisant l'expression suivante :

$$\vec{N} = \frac{1}{k} \sum_t^k \vec{n}_t$$

De cette manière, l'influence des polygones anormalement agrandis par la distorsion due au bruit n'ont plus une aussi grande influence sur la normale par moyennage. Par contre, il reste à régler l'aspect du bruit. Pour contrer l'aspect chaotique des normales en présence de bruit, nous avons évalué la possibilité d'élargir la zone de voisinage utilisée pour déterminer les normales. Il apparaît que l'inclusion d'un plus grand nombre de polygones dans la moyenne des normales diminue l'imprécision due au bruit dans la normale résultante. Il est toutefois délicat de trop augmenter le niveau de voisinage :

l'utilisation d'un grand voisinage permet de diminuer l'effet du bruit, mais empêche aussi la caractérisation de détails plus fins du relief, noyés dans l'étendue de la surface de voisinage utilisée. Nous avons tenu compte de ces considérations dans l'élaboration de nos essais. Ainsi, nous avons tenté de trouver un compromis entre le choix d'une surface plus grande pour diminuer l'effet du bruit, et d'une surface plus petite pour conserver les détails.

2.1.2.2 Méthode par régression linéaire

La seconde méthode de détermination des normales consiste à trouver un plan qui représente le mieux un sommet et ses voisins, tel qu'illustré à la Figure 14. La normale de ce plan de régression est ensuite considérée comme la normale à la surface en ce point. Pour trouver ce plan, nous avons choisi d'utiliser une méthode linéaire basée sur la minimisation de la distance orthogonale entre le plan et les sommets impliqués.

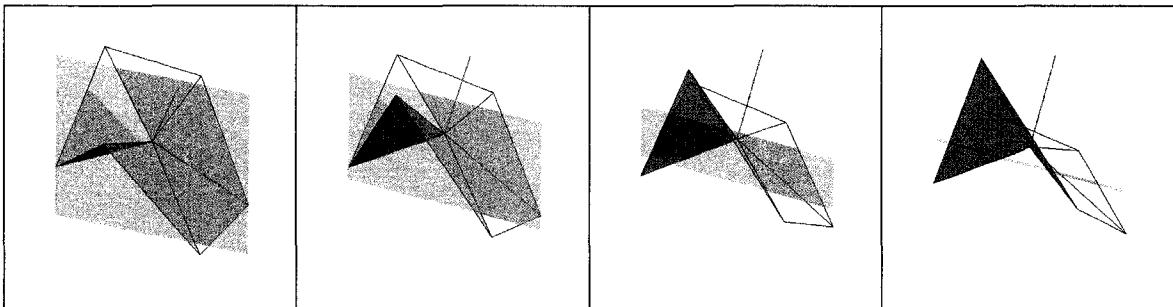


Figure 14: Illustration de la méthode de détermination de la normale par régression linéaire.

Pour arriver à nos fins, nous avons utilisé la décomposition par valeurs singulières (SVD, *Singular Value Decomposition*). Cette décomposition permet de trouver le plan qui minimise la distance entre les sommets et leur projection orthogonale sur ce plan. Le vecteur orthogonal à ce plan constitue une approximation de la normale de la surface en ce sommet. On considère la matrice

$$M = \begin{pmatrix} x_1 - x_0 & y_1 - y_0 & z_1 - z_0 \\ x_2 - x_0 & y_2 - y_0 & z_2 - z_0 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n - x_0 & y_n - y_0 & z_n - z_0 \end{pmatrix},$$

dans laquelle (x_0, y_0, z_0) représente le sommet autour duquel le repère est centré, et (x_i, y_i, z_i) , avec $i = 1, \dots, n$, représente l'ensemble de ses voisins. On cherche à trouver le vecteur X , solution non-triviale du système $M \cdot X = 0$. Les vecteurs normaux appartiennent au noyau de M , c'est-à-dire à l'ensemble des vecteurs qui annulent l'application. La matrice M caractérise une application linéaire de \mathbf{R}^3 dans \mathbf{R}^n . A l'aide de la décomposition par valeurs singulières (SVD), nous choisissons le vecteur propre, appartenant au noyau, qui correspond à la plus petite valeur singulière de la matrice M . Ce vecteur est choisi comme vecteur normal. Il est toutefois nécessaire d'appliquer un traitement qui permet d'uniformiser l'orientation des normales par la suite, de manière à ce qu'elles pointent toutes dans la même direction.

Les deux méthodes proposées seront comparées et les résultats sont présentés à la section 3.2.

2.1.3 *Calcul de la courbure*

Cette partie présente les méthodes utilisées pour calculer les directions principales de la courbure et connaître l'amplitude de ces deux composantes de la courbure. La connaissance du voisinage et des normales est nécessaire pour toutes les méthodes de calcul de la courbure.

À partir de la surface représentée par le maillage issu de l'acquisition par le système Inspeck, nous cherchons à déterminer les courbures principales en chaque point. Les techniques utilisées sont inspirées des méthodes de reconstruction de la dérivée seconde de fonctions à deux variables, sous la forme $z = f(x, y)$. L'axe z est normal à la surface.

Soit \mathcal{H} le tenseur hessien de la fonction f :

$$\mathcal{H} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{pmatrix}$$

La diagonalisation de \mathcal{H} permet de trouver les courbures principales pour chaque sommet [27] :

$$\mathcal{H} = PDP^{-1} = P \begin{pmatrix} \kappa_1 & 0 \\ 0 & \kappa_2 \end{pmatrix} P^{-1}$$

Les directions de courbures principales sont les vecteurs propres de \mathcal{H} , contenus dans la matrice P . Les courbures principales sont les valeurs propres de \mathcal{H} , représentées par la trace de D . Nous appellerons ces courbures κ_1 et κ_2 .

L'obtention des directions et des normes de courbure principales permet par la suite de calculer les mesures de courbure utilisées dans ce projet.

2.1.3.1 *Calcul des dérivées secondes*

Une fois la normale déterminée pour chaque point, il est possible de passer à l'étape du calcul des dérivées secondes. Pour les deux méthodes de calcul des dérivées présentées, les étapes suivantes doivent être préalablement suivies.

1. Construire un référentiel local basé sur le point considéré et dont l'axe des z est aligné sur la normale à la surface en ce point.
2. Transformer les coordonnées de tous les voisins du point considéré dans le nouveau repère.
3. Calculer les dérivées secondes de la fonction dont le graphe est la surface triangulée dans le nouveau référentiel.

Les méthodes de calcul utilisées pour trouver les courbures principales sont basées sur la recherche des dérivées secondes de la surface en chaque point. La recherche des dérivées sur des surfaces discrètes est un problème qui a été résolu de différentes manières. Nous avons évalué plusieurs méthodes parmi lesquelles deux ont été retenues: une méthode d'ajustement linéaire et une méthode d'ajustement quadratique.

2.1.3.1.1 Méthode par double approximation linéaire

Cette méthode a été utilisée précédemment [17] sous le nom de *simple linear fitting*, ou ajustement linéaire simple. Elle permet de trouver une approximation du gradient de f en utilisant des plans de régression basés sur les points du voisinage. En dérivant ces plans en x et en y , nous obtenons des approximations des dérivées secondes, ce qui permet de fournir les éléments de la matrice hessienne et de calculer les directions principales de courbure.

Voyons maintenant le raisonnement de manière plus détaillée. Dans le repère local, la fonction est dérivée partiellement selon x et y . Ces deux fonctions peuvent être approximées localement par deux fonctions linéaires, qui prennent la forme de deux plans de régression. Les plans $z_x = a_x x + b_x y + c_x$ et $z_y = a_y x + b_y y + c_y$ sont calculés en utilisant le barycentre de chaque élément comme site d'évaluation de la dérivée. Sous forme matricielle, ce raisonnement peut être noté sous la forme suivante : trouver $X_x = (a_x, b_x, c_x)^T$ de manière à ce que $A^T A X_x = A^T B_x$, respectivement $X_y = (a_y, b_y, c_y)^T$ de manière à ce que $A^T A X_y = A^T B_y$ avec :

$$A = \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ x_n & y_n & 1 \end{pmatrix}, \quad B_x = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_n \end{pmatrix}, \quad B_y = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_n \end{pmatrix}$$

Étant donné que le plan $z_x = a_x x + b_x y + c_x$, respectivement $z_y = a_y x + b_y y + c_y$, est une approximation linéaire de la dérivée partielle $\partial f / \partial x$, respectivement $\partial f / \partial y$, ses dérivées selon x et y sont des approximations linéaires des dérivées secondes de f. Les relations sont résumées dans le Tableau 1.

Ce qui permet de déterminer la matrice hessienne, comme suit :

$$\mathcal{H} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_x & \frac{b_x + a_y}{2} \\ \frac{b_x + a_y}{2} & b_y \end{pmatrix}$$

Les courbures principales sont les vecteurs propres de la matrice H ; l'amplitude des courbures principales sont ses valeurs propres.

Tableau 1: Récapitulation des dérivées partielles pour la méthode linéaire.

Dérivées d'ordre un	Dérivées d'ordre deux	Dérivées d'ordre deux
$\frac{\partial f_x}{\partial x} = a_x x + b_x y + c_x$	$\frac{\partial^2 f_x}{\partial x^2} = a_x$	$\frac{\partial^2 f_x}{\partial x \partial y} = b_x$
$\frac{\partial f_y}{\partial y} = a_y x + b_y y + c_y$	$\frac{\partial^2 f_y}{\partial y^2} = b_y$	$\frac{\partial^2 f_y}{\partial x \partial y} = a_y$

2.1.3.1.2 Ajustement par un paraboloïde

La méthode d'ajustement quadratique, ou *quadratic fitting*, est illustrée à la Figure 15. Elle permet de faire l'approximation locale de la surface par un paraboloïde, exprimé sous la forme :

$$z = ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey + f$$

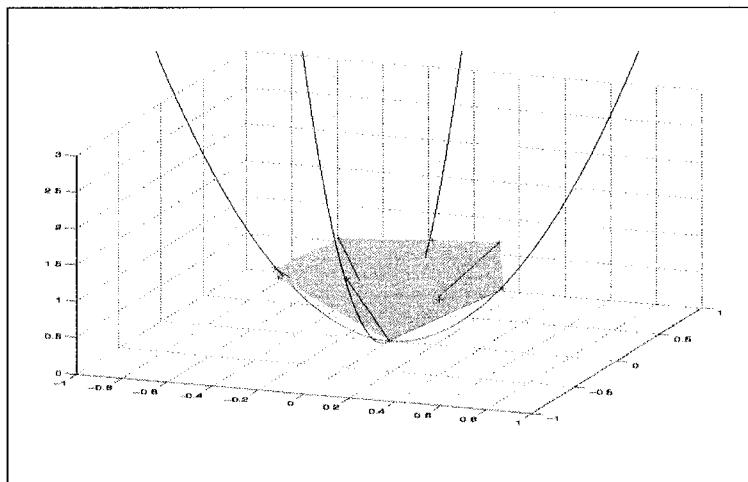


Figure 15: Illustration de l'ajustement d'une surface discrète par un paraboloïde.

Nous obtenons les coefficients a, b, c, d, e, f par régression. Nous considérons :

$$A = \begin{pmatrix} x_1^2 & x_1y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 & 1 \\ x_2^2 & x_2y_2 & y_2^2 & x_2 & y_2 & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_n^2 & x_ny_n & y_n^2 & x_n & y_n & 1 \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \\ f \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \dots \\ z_n \end{pmatrix}$$

Nous résolvons le système surdéterminé $AX = B$ au sens des moindres carrés, ce qui consiste à trouver une solution X au système $A^TAX = A^TB$. Ce système possède 6 inconnues et peut être résolu en utilisant une décomposition LU. Un nombre suffisant de voisins doit être utilisé, de manière à ce que les coefficients soient déterminés de

manière unique. Étant donné qu'il y a 6 inconnues au problème, il est nécessaire de considérer au moins 6 voisins pour chaque point. Une fois le système résolu, il ne reste qu'à remplir la matrice hessienne, de la manière suivante :

$$\mathcal{H} = \begin{pmatrix} 2a & b \\ b & 2c \end{pmatrix}$$

Les courbures principales sont les vecteurs propres de la matrice H ; l'amplitude des courbures principales sont ses valeurs propres.

Afin de réduire le temps de calcul des courbures, l'approximation de la surface peut aussi être faite en utilisant un ensemble réduit de coefficients. Par exemple, il est possible de représenter un paraboloïde à l'aide de 5 coefficients, en se servant de l'expression simplifiée $z = ax^2 + bxy + cy^2 + dx + ey$. Ce paraboloïde passe par l'origine. Il ne faut donc pas tenir compte du point lui-même dans l'ensemble des voisins dans ce cas, car ce point serait inutile dans le système et l'algorithme, assumant qu'il a le nombre suffisant de voisins, risquerait de générer un système sous-déterminé. Il est aussi possible d'utiliser seulement 3 coefficients avec l'expression $z = ax^2 + bxy + cy^2$. Cette expression décrit un paraboloïde symétrique passant par le point considéré.

Quelques essais préliminaires ont orienté notre choix vers la méthode à 5 coefficients, qui donne des résultats similaires à la méthode à 6 coefficients, et qui permet de réduire la taille des matrices dans le calcul des courbures. Cette méthode apparaît donc comme un bon compromis entre la qualité du résultat et le coût de calcul. Les résultats de nos essais sont présentés à la section 3.3.

2.2 Recherche et détection des repères

Afin d'atteindre l'objectif principal de ce projet, nous tenterons, à l'aide des caractéristiques de courbure calculées, de détecter certaines régions de la surface qui

correspondent à des repères anatomiques. Nous ferons d'abord une description sommaire de l'approche, puis ferons une revue des repères anatomiques considérés.

2.2.1 *Description de l'approche*

La détection des repères est généralement basée sur les caractéristiques de courbure des points du maillage. L'idée est de regrouper les points adjacents qui ont des courbures semblables. Ces groupements forment des zones qui peuvent ou non correspondre aux repères recherchés. Pour associer ces groupements à des repères, il faut restreindre les groupes acceptés à l'aide de contraintes spatiales. L'objectif pour chaque repère est de trouver le groupement qui répond le mieux aux contraintes soumises. Ce groupement optimal sera alors le groupement choisi pour représenter le repère dans le cadre de la détection automatique de repères.

Étant donné la forme particulière du tronc humain, et afin de faciliter la détection de repères, nous avons considéré une translation de l'origine du repère, que nous avons placée au barycentre des points du maillage, tel que montré à la Figure 16. Le déplacement de l'origine du repère en ce point permet de mieux évaluer la position relative d'un sommet du maillage, à savoir s'il est situé à l'avant ou à l'arrière du tronc, sur le côté gauche ou le côté droit, ou s'il est dans la partie supérieure ou inférieure du tronc. Dans ce repère :

- L'avant du tronc est séparé de l'arrière par le plan d'équation $z = 0$, qui correspond au plan coronal.
- La gauche est séparée de la droite par le plan d'équation $x = 0$, qui correspond au plan sagittal.
- Le haut est séparé du bas par le plan d'équation $y = 0$, qui correspond au plan transverse.

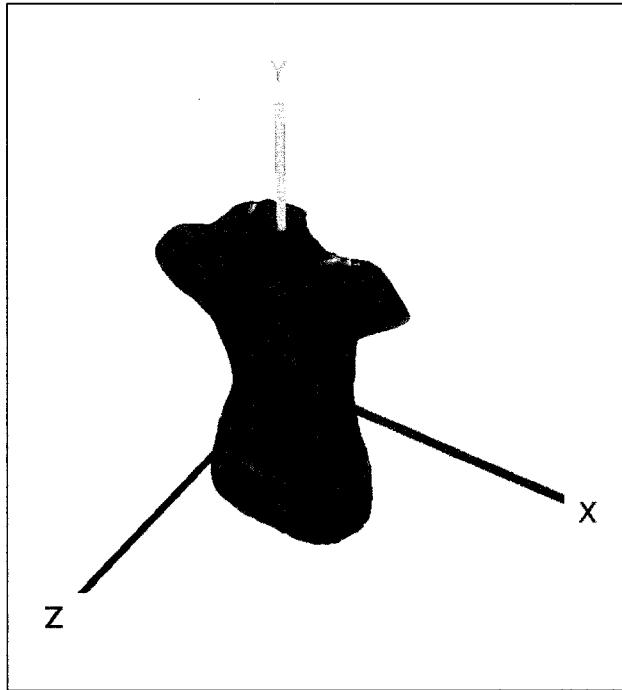


Figure 16: Illustration des axes utilisés pour la détection de repères.

2.2.2 Mesures utilisées

Plusieurs mesures de courbure peuvent être choisies pour la détection de repères:

- Les mesures de base : courbure moyenne, courbure gaussienne, norme de Frobenius.
- Les mesures moyennes : mesures intégrant la courbure du sommet et de celle de ses voisins.
- Les mesures composées : mesures combinant les mesures précédentes, selon les besoins.

2.2.2.1 Les mesures de base

Ces mesures sont décrites à la section 1.2.2.

2.2.2.2 Les mesures moyennes

Le principe de mesure moyenne est utilisé pour la détection de la vallée dorsale. Une mesure moyenne est calculée en faisant la moyenne de la courbure moyenne du sommet considéré, ainsi que de celle de son voisinage. Cette mesure assure un renforcement de la valeur de courbure moyenne, en assurant qu'une courbure élevée en un point ne soit pas attribuable uniquement au bruit d'acquisition. Cette méthode introduit un lissage supplémentaire: en plus d'utiliser le voisinage pour évaluer les dérivées, la courbure du voisinage est utilisée pour évaluer la courbure d'un point.

2.2.2.3 Les mesures composées

Les mesures composées ont été développées en fonction des besoins spécifiques de l'application de détection des repères anatomiques. En effet, les mesures de courbure de base n'offrent pas toujours toute l'information nécessaire pour la détection de chaque type de repère. La combinaison de ces mesures offre plus de fiabilité dans la détection de certains repères.

La mesure composée utilisée pour la détection de la proéminence vertébrale est une combinaison des courbures moyenne et gaussienne, que nous calculons en faisant la somme des deux courbures pour chaque point. La proéminence vertébrale est en effet une zone pour laquelle ces deux courbures sont positives, et relativement élevées dépendamment de l'acuité du relief. La combinaison des deux mesures permet de renforcer la courbure des zones de dôme, tout en diminuant celle des zones de cuvette, et d'autres zones où les courbures principales sont de signes différents. Il est nécessaire de rendre les distributions compatibles avant de les combiner.

2.2.3 *Les repères visés*

Nous avons concentré notre attention sur les repères les plus évidents du tronc humain. Une grande partie de ces repères sont ceux sur lesquels Archambault a porté son attention. Certains d'entre eux ont une importance plus grande pour les cliniciens, en particulier les repères situés sur la partie arrière du tronc, comme la vallée du dos, la saillie des omoplates et la proéminence vertébrale. Les repères situés sur la face ventrale du tronc ont une moins grande importance pour ce projet, mais leur détection pourrait éventuellement servir à mesurer l'asymétrie du tronc, lors d'une évaluation avant/après traitement.

Le Tableau 2 résume, pour chaque repère, l'intérêt de la détection, les caractéristiques géométriques qui permettent de le détecter, et la mesure utilisée pour la détection.

Tableau 2 : Description des repères visés par la détection automatique

Repère	Intérêt de la détection	Description anatomique	Caractéristiques spatiales	Mesure utilisée
Vallée Dorsale	Correspond à la position approximative de la colonne vertébrale.	Région concave qui s'allonge du haut au bas du dos, au centre.	Coordonnées en x proche de zéro, et en z positif. Zone beaucoup plus allongée en y. Grand nombre de point.	Courbure moyenne négative.
Proéminence vertébrale	Seul témoin externe de la colonne vertébrale dans la partie haute du tronc.	Bosse qui correspond à l'apophyse épineuse de la septième vertèbre cervicale.	Est la seule bosse dans cette zone située en z positif, y élevé et x proche de zéro.	Combinaison de courbures gaussienne et moyenne positives.
Omoplates	Encadrent la position de la vallée dorsale.	Encadrent la vallée dorsale, du milieu du dos vers le haut.	L'omoplate gauche est en x négatif et la droite en x positif. Les deux en z positif.	Courbure moyenne fortement positive.
Fourchette Sternale	Donne la position du haut du sternum.	Région concave située au-dessus du sternum, entre les deux clavicules.	Positionnée en y élevé, en x près de 0 et en z négatif.	Courbure moyenne négative.
Mamelons	Asymétrie fréquente chez les filles. Utile pour l'évaluation externe.	Zone convexe située à l'extrémité des seins.	Mamelon droit en x positif et le gauche en x négatif. Les deux sont en z négatif. Leur hauteur est proche de zéro.	Courbure moyenne et gaussienne positives.
Nombril	Peut devenir un repère utile pour une évaluation externe.	Région concave située sur le bas de la face ventrale du tronc.	Position centrale en x, en y négatif et en z négatif. Inférieur à la position des mamelons en y.	Courbure moyenne fortement négative.
Épines Iliques	Donne un indice de la position du bassin.	Régions convexes situées au bas du tronc et légèrement en avant.	Épines éloignées de l'origine en x, négatif en y et en z. Proche de la position du nombril en y.	Courbure moyenne positive.

2.2.4 *Détection par croissance de région*

La détection par croissance de région est le moyen par lequel nous avons utilisé les caractéristiques de courbure pour trouver les repères anatomiques sur la surface du tronc. Cette méthode est basée sur la constitution de groupements de sommets adjacents ayant des courbures semblables. Elle utilise deux niveaux de seuillage. L'algorithme est le suivant :

1. Identifier les sommets dont la mesure dépasse un seuil d'initiation. Ce sont les sommets initiaux.
2. A partir de chaque sommet initial, parcourir le voisinage de manière récursive à la recherche de sommets dont la mesure dépasse un seuil d'association. Les sommets choisis feront partie du groupement.
3. Lorsqu'un sommet est accepté dans un groupe alors qu'il fait déjà partie d'un autre groupe, les deux groupes sont fusionnés.

De cette manière, on crée des groupements qui ont la possibilité de représenter les repères anatomiques recherchés. Nous présentons maintenant les différents paramètres qui peuvent varier dans la détection des repères.

2.2.4.1 *Mesures de courbure utilisées*

La détection peut être basée sur n'importe quelle mesure de courbure, tel que vu dans le Tableau 2. Les mesures choisies dépendent de la forme tridimensionnelle du repère recherché, et des caractéristiques de courbures entourant ce repère sur le tronc.

2.2.4.2 *Tolérance d'initiation*

On considère que la distribution des valeurs de la mesure utilisée sur tous les sommets du maillage est normale. Afin de détecter les repères sur la surface, on voudrait isoler

certains sommets qui ont une mesure de courbure supérieure à la moyenne. Ces sommets sont susceptibles d'initier des groupes. Nous choisirons seulement les sommets dont la mesure de courbure s'écarte d'un certain nombre de fois l'écart-type des mesures de courbure par rapport à la moyenne. Rappelons qu'environ 15,8% des valeurs d'une distribution normale sont situées au-delà d'un écart-type au-dessus de la moyenne, 2,2% s'éloignent de deux écarts-types au-dessus, et 0,1% dépassent trois écarts-types. Nous appellerons tolérance initiale le nombre d'écarts-types dont la mesure doit s'écartez au-dessus de la moyenne pour qu'un sommet soit considéré comme un sommet initial de groupement.

La tolérance d'initiation permet de déterminer le nombre de groupements initiaux. En augmentant cette tolérance, on accepte plus de sommets comme des sommets initiaux. De cette manière, plus de foyers de groupements sont créés. Il faut accepter plus de sommets initiaux si la zone recherchée ne contient pas automatiquement des sommets de courbure forte. Mais la prolifération de groupes initiaux rend plus difficile le choix d'un groupe optimal. Il faut donc éviter de tolérer trop de sommets initiaux.

2.2.4.3 *Tolérance d'association*

Sur un principe semblable, la tolérance d'association est une valeur de seuil sur la mesure utilisée qui permet de déterminer si un sommet voisin fait partie du même groupe. La tolérance d'association est aussi un nombre d'écarts-type dont la mesure de courbure doit s'écartez par rapport à la moyenne.

Au fil des expérimentations, nous avons pu remarquer que cette tolérance permettait de déterminer à quel point il était facile pour un groupement de prendre de l'expansion. Une tolérance élevée permet d'accepter plus de sommets dans les groupements, ce qui permet la formation de gros groupements, malgré le fait que la mesure de courbure pour les sommets acceptés soit plutôt basse. Une tolérance d'association élevée est

recommandée pour les cas où les groupements recherchés sont constitués de sommets dont la mesure n'est pas nécessairement très élevée, mais dont les zones voisines ont des mesures opposées, qui empêchent la région de s'étendre dans cette direction.

Les valeurs de tolérance d'initiation et d'association utilisées pour les expérimentations sont présentées dans le Tableau 3.

2.2.5 *Choix des groupes optimaux*

La méthode par croissance de région permet de former des groupes de sommets. Parmi ces groupes se trouve le « groupe optimal », qui répond le mieux aux spécifications pour le type de repère recherché. Le groupe optimal est choisi en fonction de quelques caractéristiques géométriques, selon le cas:

- Nombre de sommets dans le groupe : les groupements trouvés sont conservés seulement s'ils contiennent un nombre assez important de sommets, distinct pour chaque repère.
- Taille selon une direction : pour certains repères, le groupement optimal doit avoir une longueur minimale, qui peut être calculée selon une direction en particulier. Le groupement peut aussi avoir une taille maximale.
- Position du barycentre du groupe : certains repères sont toujours positionnés dans un des huit quadrants du système d'axes. Il est possible d'éliminer les groupements qui ne sont pas dans la zone privilégiée. La position de certains repères est définie par rapport à la position d'autres repères. Dans ces cas, il est important de détecter certains repères avant les autres.
- Circularité : certains repères, comme le nombril, ont la caractéristique d'avoir une forme plutôt circulaire. On peut calculer une mesure de circularité en calculant la distance moyenne des sommets du groupe avec leur barycentre et en

comparant l'écart-type. Cette mesure peut ensuite servir pour faire le choix du groupe optimal.

2.2.6 *Algorithme complémentaire : recherche du fond de la vallée*

Les repères anatomiques sur lesquels nous avons concentré notre attention sont la vallée dorsale, la proéminence vertébrale, et les gibbosités/omoplates. La proéminence vertébrale est le relief provoqué par la saillie de l'apophyse épineuse de la vertèbre C7, ce qui en fait un bon indice externe de la position de la colonne. La position de la vallée dorsale étant, d'une manière plus ou moins évidente, reliée à la position de la colonne vertébrale, nous avons tout de même tenté de relier les deux repères pour simuler la continuité de la colonne dans la zone directement sous la proéminence. Nous n'avons cependant pas trouvé de caractéristiques de courbure dans cette zone qui nous permette de discriminer la colonne. C'est pourquoi nous avons tenté de relier les repères par un autre moyen que la courbure, en particulier en détectant les points les plus profonds entre les omoplates.

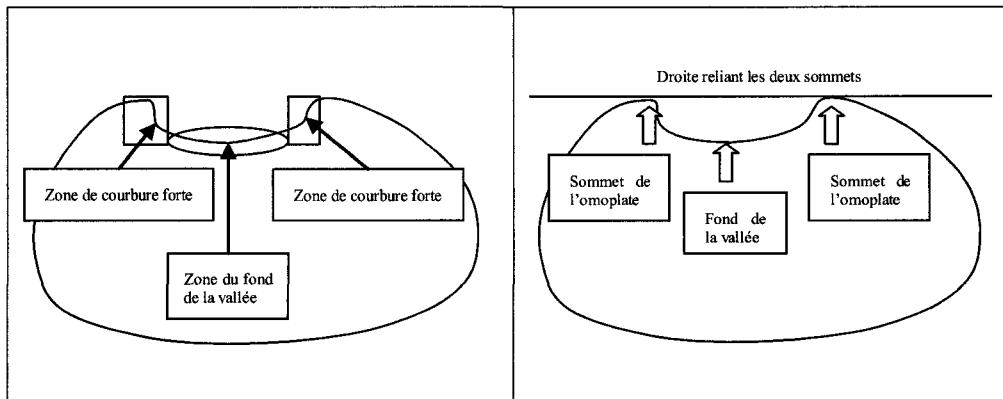


Figure 17: Schéma illustrant le principe du fond de la vallée sur une tranche du tronc humain.

L'importance des gibbosités apparaît lorsque la courbure ne permet plus de détecter la vallée du dos, ou même que la vallée disparaît. En effet, il n'est pas évident que la

courbure soit le meilleur indice de la position du fond de la vallée dorsale. De plus, une consultation auprès des orthopédistes nous a montré qu'ils considèrent plutôt le fond de la vallée inter-gibbosité comme lieu de passage de la colonne. Or les caractéristiques de courbures sont les plus fortes lorsqu'une surface change rapidement de direction, ce qui ne correspond pas automatiquement au fond de la vallée, tel qu'illustré à la Figure 17. Imaginons par exemple une vallée cylindrique pour laquelle la courbure moyenne est égale partout : il devient impossible d'en déterminer le fond à l'aide de la courbure. Ainsi, la courbure la plus forte n'est pas nécessairement le fond de la vallée.

Le schéma de la Figure 17 permet de comprendre le principe de la recherche. Sur ce schéma, les zones encadrées ont la plus forte courbure, alors que le fond de la vallée est quelque part dans l'ellipse. Pour trouver ce dernier, nous récupérons les sommets associés à chaque tranche horizontale du tronc. Nous trouvons premièrement les deux points sommets des bosses qui encadrent la vallée dorsale. Nous trouvons ensuite le point le plus éloigné de la droite qui relie ces deux sommets, à l'intérieur de l'intervalle des deux sommets. Ce point constitue le fond de la vallée pour cette tranche.

2.2.7 *Calibrage des seuils*

2.2.7.1 *Tolérances utilisées pour la croissance de région*

Les valeurs de tolérance d'initiation et d'association recommandées pour chaque repère sont affichées dans le Tableau 3. Ces tolérances ont été déterminées par expérimentation. Ces valeurs de tolérance sont celles qui ont été utilisées dans le cadre de la validation.

Tableau 3: Valeur de tolérances recommandées pour chaque type de repère.

Repère	Tolérance d'initiation	Tolérance d'association
Vallée dorsale	2.0	2.0

Proéminence	1.0	1,0
Omoplates	1.0	1.0
Fourchette sternale	1.5	1.5
Mamelons	2.5	2.0
Nombril	2.0	2.0
Épines iliaques	1.0	1.0

2.2.7.2 *Seuils de taille de groupement*

Lors de la recherche des groupements, plusieurs groupements de petite taille sont générés. Les groupements de moins de 10 sommets sont en général inutiles. Ils représentent une structure de moins de 3 sommets de largeur, ce qui n'est pas suffisant pour constituer un repère. Le Tableau 4 présente les valeurs déterminées empiriquement.

Tableau 4: Taille minimale des groupements en fonction du repère recherché.

Repère	Taille minimale
Vallée dorsale	75
Proéminence	10
Omoplates	25
Fourchette sternale	15
Mamelons	15
Nombril	30
Épines iliaques	30

2.2.7.3 *Critères de décision pour le choix des groupes optimaux*

Une fois que les groupements ont été trouvés à l'aide de la mesure de courbure, le groupement optimal est choisi en fonction de sa position sur le tronc. Le Tableau 5 montre les critères utilisés pour l'étape de validation. Le groupe optimal pour la vallée dorsale est déterminé à l'aide d'une longueur, alors que pour les autres repères, le

groupe optimal est déterminé par la position du barycentre des sommets inclus dans le groupement.

Tableau 5: Critères spatiaux utilisés dans la détermination du groupe optimal.

Repère	Critère spatial pour groupement optimal
Vallée dorsale	Le plus long en y
Proéminence	Combinaison : le plus haut en y et le plus près de zéro en x
Omoplates	Le plus haut en z
Fourchette sternale	Le plus près de zéro en x avec y positif
Mamelons	Le plus bas en z
Nombril	Le plus près de zéro en x avec y négatif
Épines iliaques	Les plus éloignés de zéro en x avec y négatif

2.3 Méthodes de validation

Chaque technique élaborée dans le cadre de ce projet a été validée d'une manière distincte. Nous présentons maintenant les méthodes utilisées pour valider le calcul de la courbure, le type de mesure de courbure choisie, la détection de repères, et la corrélation de la déformation externe avec celle de la colonne vertébrale.

2.3.1 *Calcul de la courbure*

La première validation a pour but de vérifier la convergence des méthodes de calcul de la courbure. En appliquant nos méthodes sur des maillages de plus en plus fins, nous vérifions que la précision augmente. Nous avons donc généré des maillages de la même forme géométrique, trois formes idéales, non bruitées, dont les caractéristiques de courbure sont connues : le cylindre, le cône et la sphère. Pour chacune de ces formes, dix maillages de plus en plus fins ont été générés. La Figure 18 illustre la forme de ces maillages idéaux.

La validation a aussi été appliquée à des maillages réels, montrés à la Figure 19. Ces maillages sont issus d'acquisitions, et sont affectés par le bruit. Dans ce cas-ci, la validation des méthodes de calcul de la normale et de la courbure a pour but de trouver le meilleur compromis entre la précision et le temps de calcul. La validation permet de déterminer si des méthodes plus rapides offrent des résultats raisonnablement précis, malgré la présence du bruit.

Les résultats de ces validations sont présentés à la section 3.3.

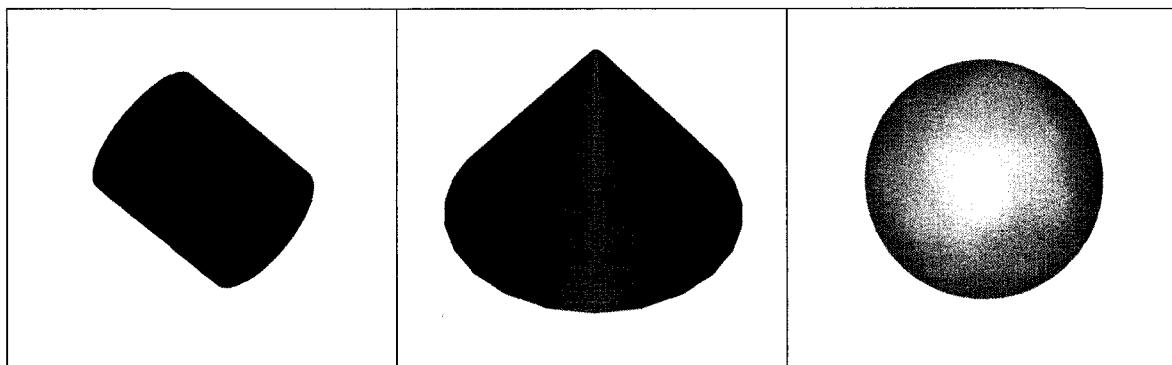


Figure 18: Maillages utilisés pour les formes idéales : le cylindre, le cône et la sphère.

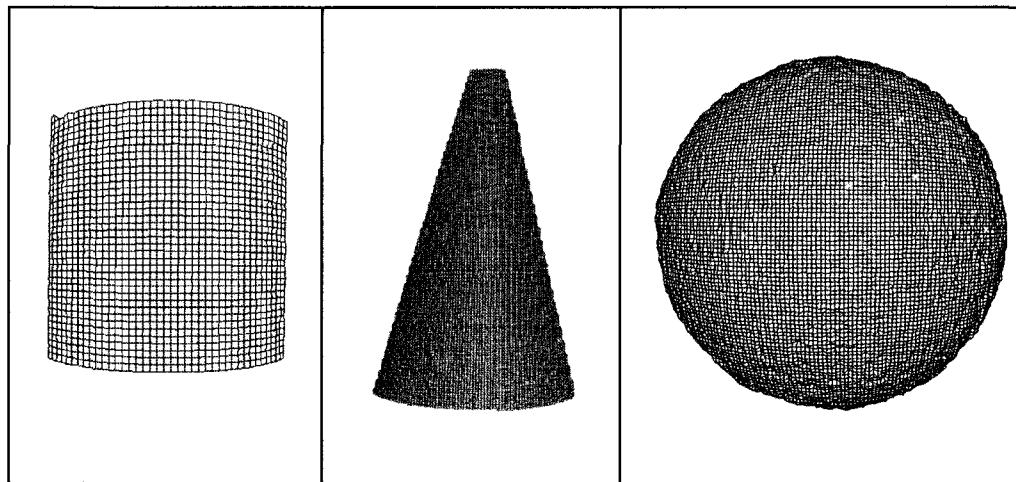


Figure 19: Maillages utilisés pour les formes acquises : le cylindre, le cône et la sphère.

2.3.2 Mesure de courbures

Afin de trouver les meilleures mesures de courbure à utiliser pour détecter chaque type de repère, nous avons fait un examen visuel des images montrant la discrimination fournie par différentes mesures, construites à partir de différents niveaux de voisinage sur des troncs scoliotiques. L'examen et la comparaison de ces images nous a permis de confirmer les mesures les mieux adaptées à la détection de chaque repère. Les résultats de cette validation sont montrés à la section 4.2.

2.3.3 Détection de repères

La méthode de validation habituelle pour la détection de repères anatomiques consiste à comparer la position des repères détectés avec celle des marqueurs collés sur la peau du patient par un spécialiste, par palpation. La position des groupements optimaux trouvés par la détection est comparée à la position des marqueurs. Pour ce type de validation, la qualité du résultat obtenu est mesurée en fonction de la distance entre la position du marqueur et la position du repère trouvé. Il aurait été possible d'utiliser ce type de validation pour nos travaux. Mais nous considérons que la précision de la détection, qui était déjà de l'ordre du millimètre dans les premières recherches dans ce domaine, n'est plus une préoccupation aussi importante. En effet, nos essais préliminaires nous ont montré que les repères sont le plus souvent détectés au bon endroit. Mais la frontière de la zone choisie dépend des caractéristiques de courbures, et non de la forme attendue du repère. Cela rend hasardeux la détermination du centre du repère. Aussi, lorsque le repère est détecté au mauvais endroit, cette position est généralement visuellement éloignée de la position attendue.

C'est pourquoi nous avons plutôt opté pour une méthode de validation basée sur la fréquence de détection des repères à leur position attendue. Nous avons choisi de déterminer visuellement si le repère était détecté, d'une part, et au bon endroit d'autre

part. Notre objectif a été de déterminer la capacité de nos méthodes à trouver un groupement qui représente bien le repère recherché. Pour cela, nous avons appliqué nos algorithmes de détection à un échantillon de troncs affectés par la scoliose. L'échantillon choisi est composé de patients traités par corset, ce qui implique des déformations de sévérité moyenne.

2.3.4 Corrélation entre les déformations du tronc et celles de la colonne vertébrale

Afin de mesurer une corrélation entre la déformation de la géométrie externe et la déformation de la colonne, nous avons voulu comparer la forme des deux structures. Pour ce faire, nous avons approximé les structures réelles par des splines cubiques représentant chacune des structures.

2.3.4.1 Construction des splines

L'information sur la forme de la colonne a été extraite de fichiers de données qui avaient été générés dans le cadre d'un autre projet de la clinique de scoliose. Ce projet avait permis de faire la reconstruction 3D de la colonne vertébrale à partir des radiographies. Les données incluent la position tridimensionnelle de plusieurs repères anatomiques de certaines vertèbres. Les vertèbres incluses dans ces données sont les vertèbres thoraciques (T1 à T12), et les vertèbres lombaires (L1 à L5). Nous avons pu faire une approximation de la position du centroïde du corps vertébral de chacune des vertèbres en calculant le point milieu entre les centroïdes des plateaux supérieur et inférieur de chaque vertèbre. Nous avons utilisé ces centroïdes comme points de contrôle de la spline représentant la colonne vertébrale. Cette spline constitue la ligne centrale de la colonne.

La spline représentant la vallée a été construite à partir de la vallée dorsale, telle que détectée sur la topographie de surface par nos outils. Nous avons généré les points de contrôle de la spline en faisant la moyenne des sommets de la vallée inclus dans des

intervalles fixes de l'axe vertical. La spline représentant la vallée longe la surface du dos, au centre de la vallée dorsale.

En vue de la mise en relation de la spline de la vallée avec celle de la colonne, nous avons aligné la spline de la colonne sur la surface du tronc en se basant sur la position de la proéminence vertébrale. La spline de la vallée est ensuite reconstruite de manière à ce que chaque point de contrôle soit à la hauteur d'un des niveaux vertébraux. Pour y arriver, nous avons choisi les points de la spline de la vallée qui sont exactement situés à la hauteur des centroïdes des vertèbres. Ces points deviendront les points de contrôle de la reconstruction. De cette manière, il est possible d'associer des niveaux vertébraux à la vallée dorsale, pour les hauteurs où les deux splines existent. L'alignement des deux structures permet à l'utilisateur de comparer visuellement les déformations des deux structures.

2.3.4.2 Mise en corrélation

Par la suite, nous avons mis en correspondance les deux splines décrites. Comme première approche de corrélation, nous avons choisi de trouver des corrélations simples. Les mesures de corrélation choisies sont :

- Le niveau vertébral des apex communs aux deux splines,
- Le niveau vertébral des points d'infexion communs aux deux splines,
- L'angle de déformation pour les courbures communes aux deux splines.

2.3.4.3 Construction des mesures

La première mesure corrélée est le niveau vertébral des apex. Les apex sont les points extrêmes, les plus à gauche et les plus à droite, de la projection de la spline sur le plan coronal. Nous considérons donc comme vertèbres apicales les vertèbres les plus proches de ces points.

La seconde mesure corrélée est le niveau vertébral des points d'infexion. Les points d'infexion d'une courbe sont les points où la dérivée seconde change de signe, qui sont aussi les points où la direction de la tangente passe de l'autre côté de la courbe. Les points d'infexion sont mesurés sur la projection de la spline sur le plan coronal. Les niveaux de points d'infexions sont ensuite associés au point de contrôle le plus proche sur la spline. Cela permet d'associer les points d'infexion à des niveaux vertébraux.

La troisième mesure corrélée est l'angle de déformation, qui permet de mesurer l'importance des courbes de la colonne et de la vallée. Il est calculé à partir de la projection de la courbe sur un plan de régression. Pour construire ce plan de régression, nous considérons seulement la partie de la courbe incluse entre les deux points d'infexion. Le plan de régression est le plan pour lequel la distance orthogonale avec les points de la courbe est minimisée. Notre angle de déformation est calculé sur la projection de la courbe sur ce plan. L'angle de déformation est l'angle entre les perpendiculaires aux vecteurs tangents au premier et au second point d'infexion, ce qui est équivalent à l'angle de Cobb calculé, précédemment décrit par Jaremko[28].

La séquence de construction des mesures pour la corrélation est la suivante :

1. Construction des splines d'interpolation pour les deux structures;
2. Détection des apex et des points d'infexion dans le plan coronal;
3. Association des apex et des points d'infexion à des niveaux vertébraux;

La séquence est terminée pour les premières mesures. La suite de la séquence permet de calculer l'angle de déformation :

4. Calcul du plan de régression pour le morceau de courbe inclus entre les deux points d'infexion;
5. Projection des splines sur le plan de régression;
6. Calcul de l'angle entre les tangentes aux points d'infexion sur la projection.

Les résultats de la corrélation sont exposés à la section 4.4.

2.4 Aspects d'implémentation

Toutes les méthodes mentionnées dans la méthodologie ont été implantées sous la forme d'un logiciel au fil des besoins de ce projet. Nous exposons ici plusieurs considérations qui ont un lien avec l'implantation du code. L'application résultante a pour nom *scolioRepere*. Elle a été programmée en C++.

2.4.1 Performance de l'application

2.4.1.1 Structures utilisées pour stocker les voisins

Afin d'optimiser les fonctions qui servent à rechercher le voisinage dans l'application, nous avons choisi d'utiliser un conteneur trié, dans lequel l'ordre d'entrée n'importe pas, et qui n'accepte pas les doublons. La structure qui répond à ces exigences est l'ensemble, qui correspond au *set* de la STL¹.

Le voisinage d'un sommet est donc inséré dans un ensemble pour le traitement. Cet ensemble contient l'index des sommets qui font partie du voisinage du sommet considéré. Étant donné que l'ensemble n'accepte pas les doublons, au moment d'augmenter le niveau de voisinage, l'algorithme peut tenter d'y insérer tous les voisins immédiats des sommets du voisinage. Le résultat de cette opération sera un ensemble contenant le même voisinage, augmenté du voisinage de niveau supérieur.

¹ Standard template library de C++.

Dans le cas des voisinages simplifiés, l'utilisation des ensembles a permis d'exploiter les algorithmes d'union, de différence et d'intersection fournis par la STL.

2.4.1.2 Structures utilisées pour gérer les arêtes

L'information sur la connectivité permet de construire l'ensemble des arêtes du maillage. Pour obtenir toutes les arêtes, il faut faire une itération sur la liste des polygones, et pour chacun des polygones, il faut itérer sur la liste des nœuds du polygone. On crée une arête pour chaque intervalle de deux sommets, y compris l'intervalle entre le dernier et le premier sommet de la liste des nœuds du polygone.

Ces arêtes sont conservées dans un tableau de correspondance. On utilise le contenant de type *map* de la STL. Ce contenant n'accepte pas les doublons. De toutes manières, il ne devrait apparaître aucun doublon dans les arêtes avec cette méthode. Par contre, chaque arête sera mentionnée deux fois, pour les deux sens dans lesquels elle sera parcourue dans les deux polygones adjacents à l'arête. Ces deux occurrences de la même arête sont par la suite utiles, lors de la recherche des arêtes à partir de l'index d'un sommet. La clé de recherche étant l'indice du premier sommet de l'arête, il devient possible de faire la recherche des voisins immédiats d'un sommet à partir des arêtes.

2.4.1.3 Stockage du voisinage

Il a été envisagé de stocker les voisins dans un seul tableau. Cette méthode aurait permis de stocker, pour chaque sommet, la proximité de tout autre sommet du maillage à celui-ci. Cependant, la taille d'un tel tableau, pour 100000 points et un maximum de 16 niveaux de voisinage, aurait été de 2,5 Go, ce qui est supérieur à la mémoire vive disponible sur la plupart des ordinateurs utilisés actuellement. Nous avons donc abandonné cette idée. Une méthode inspirée de celle-ci, avec un tableau réduit aux correspondances limitées à 16 niveaux de voisinage pourrait toutefois constituer une solution viable.

2.4.1.4 Conservation du voisinage dans des fichiers

Le temps alloué à la recherche du voisinage peut être réduit en conservant dans un fichier les ensembles de voisins pour chaque point. De cette manière, lors du chargement du maillage du tronc en mémoire, l'application n'a plus à faire la recherche des voisins, mais bien seulement de charger les ensembles de voisins à partir du fichier. Les opérations de recherche de voisins pourraient être faites préalablement, de manière automatique, à l'aide de scripts.

Ce chapitre a présenté les différentes méthodes proposées pour atteindre les objectifs spécifiques de ce projet, soit le calcul de la courbure, la détection des repères anatomiques, et la corrélation. Le prochain chapitre permettra de déterminer les méthodes les plus efficaces pour calculer la courbure.

Chapitre 3

Calibrage du calcul de courbure

Les prochaines sections présentent les résultats de l'évaluation des méthodes de recherche du voisinage, de détermination de la normale et de calcul de la courbure dans le but de déterminer les méthodes optimales pour arriver à des résultats de courbure satisfaisants.

3.1 Voisinage

Le voisinage est une manière d'associer les sommets du maillage entre eux. En cela, sa détermination n'implique aucun calcul algébrique. Pour cette raison, l'évaluation de l'effet de la simplification et du changement du niveau de voisinage doit se faire par une comparaison des résultats de calcul de la normale et de la courbure. Il n'est donc possible de valider le choix de voisinage idéal qu'une fois les autres méthodes validées. Ainsi, pour éviter d'induire des erreurs dans la validation des méthodes de normales et de courbure, nous conserverons un voisinage non simplifié et des niveaux de voisinage stables. Lorsque les méthodes les plus efficaces seront déterminées, il sera possible de vérifier les effets de la simplification du voisinage, ou du changement de niveau de voisinage utilisé. Il sera aussi possible de mesurer les temps d'exécution reliés au niveau et à la simplification du voisinage.

3.2 Détermination de la normale

Dans le but de trouver une manière fiable de déterminer une normale sur un maillage, les méthodes ont été testées sur des géométries idéales à normales connues. Cette étape a servi de validation pour les méthodes de calcul choisies. Les calculs ont été effectués sur des maillages de plus en plus fins, de manière à en déterminer la convergence.

La Figure 20 montre l'erreur de la normale calculée sur un maillage idéal par rapport à la normale théorique. L'erreur de normale a été calculée à partir du produit scalaire entre la normale théorique, n_t , et la normale calculée, n_c . Les normales étant de norme unitaire, ce produit donne la valeur du cosinus de l'angle entre les deux normales. Pour une normale parfaite, ce produit scalaire est de 1. L'expression de l'erreur de normale pour un sommet est donc la suivante :

$$e = 1 - \|\cos(n_t, n_c)\|$$

La valeur de l'erreur globale pour la normale sur le modèle est calculée comme suit :

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i$$

Dans les trois cas de figure, on peut noter qu'il y a très peu de différence entre les résultats de normales. Les deux méthodes donnent des erreurs proches de zéro sur le cylindre. Sur le cône, elles convergent de manière semblable, ainsi que sur la sphère. La taille moyenne des éléments, utilisée dans la Figure 20, est la taille relative des mailles par rapport à la taille de la géométrie. Cette mesure permet de comparer le niveau de raffinement des maillages.

Les courbures sur l'acquisition d'une sphère ont ensuite été calculées en faisant varier la méthode de calcul de la normale. Ces valeurs ont ensuite été comparées aux courbures théoriques de la sphère. La Figure 21 montre que les deux méthodes de détermination de la normale ont le même effet sur le calcul de la courbure. Il semblerait donc que l'utilisation de l'une ou l'autre des méthodes n'ait pas d'influence sur la précision. La figure nous indique aussi que trois niveaux de voisins permettent de s'approcher raisonnablement de la valeur de courbure et que la recherche de niveaux supplémentaires n'offre pas de précision supplémentaire importante.

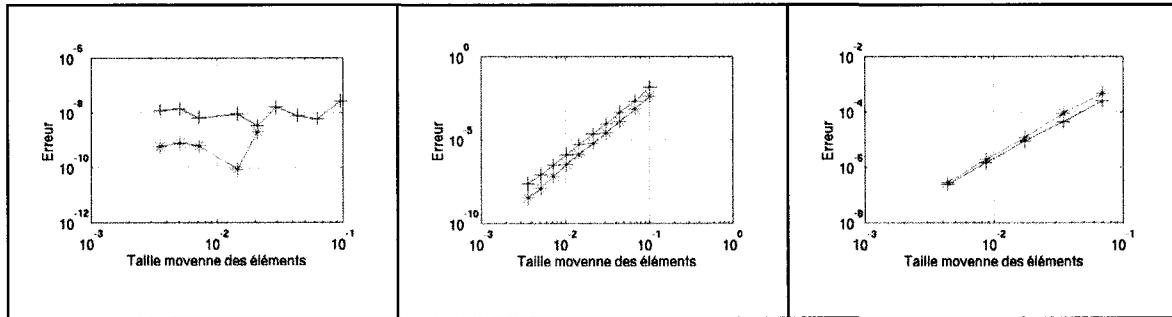


Figure 20: Erreur de calcul de la normale à l'aide de la méthode de régression linéaire (+) et de la méthode par moyennage polygonal (*) sur le cylindre (gauche), le cône (centre) et la sphère (droite) idéales en fonction de la taille moyenne des éléments du maillage.

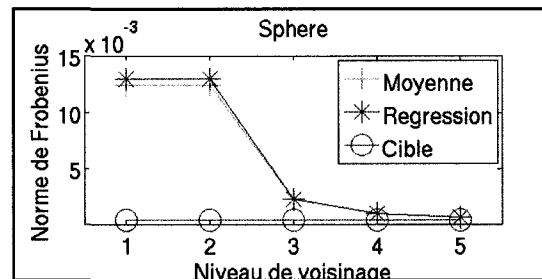


Figure 21: Influence de la méthode de calcul des normales sur la courbure de la sphère bruitée, en fonction du niveau de voisinage.

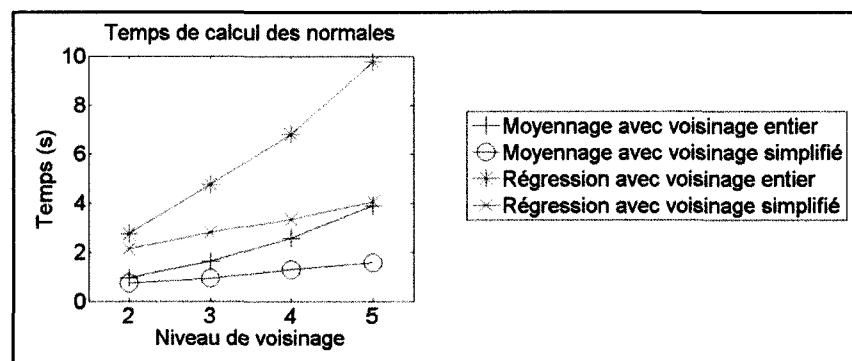


Figure 22: Influence du type de voisinage sur le temps de calcul des normales, en fonction de la méthode de calcul des normales. La progression montre comment le niveau de voisinage fait évoluer le temps de calcul.

Nous avons conçu la méthode par moyennage pour sauver du temps de calcul, ce qui est confirmé par la Figure 22. Cette figure montre en outre que quelque soit le type de voisinage utilisé, la méthode par moyennage est plus rapide, à fortiori lorsqu'elle est utilisée avec le voisinage simplifié. Quoi qu'il en soit, les conclusions principales à tirer de ces résultats est que la méthode par moyennage est moins exigeante en temps de calcul. De plus, l'utilisation de l'une ou de l'autre des méthodes de calcul de la normale n'affecte pas la précision des résultats de manière significative.

3.3 Calcul de la courbure

Pour l'évaluation des méthodes de calcul de la courbure, nous avons utilisé un voisinage non-simplifié à deux niveaux, et la normale a été calculée à l'aide de la méthode par moyennage. Ces méthodes ont été testées sur des surfaces idéales pour en évaluer la validité. L'erreur de courbure est calculée à partir de la valeur des courbures principales théoriques, κ_1 et κ_2 , et des courbures principales calculées, $\tilde{\kappa}_1$ et $\tilde{\kappa}_2$. Elle a été évaluée de manière différente sur chacune des géométries. Le cylindre et le cône étant des surfaces réglées, une des courbures principales pour tout sommet est toujours nulle. L'erreur e^2 pour chaque sommet est calculée de la manière suivante :

$$e^2 = \tilde{\kappa}_1^2 + (\tilde{\kappa}_2 - \kappa_2)^2$$

L'erreur sur la sphère est calculée de la manière suivante :

$$e^2 = (\tilde{\kappa}_1 - \kappa_1)^2 + (\tilde{\kappa}_2 - \kappa_2)^2$$

L'erreur globale e sur les géométries idéales est :

$$e = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2}$$

La Figure 23 nous montre la convergence des méthodes de calcul de la courbure. Les méthodes quadratiques et linéaires convergent sur le cylindre et le cône. Mais le graphique de droite montre que la méthode linéaire n'a pas une convergence aussi forte sur la sphère. Ces essais nous suggèrent que la méthode quadratique est plus appropriée que la méthode linéaire sur les surfaces complexes.

Nous avons par la suite tenté de connaître le comportement des deux méthodes sur des maillages bruités, comme celui de la sphère, utilisé précédemment. La Figure 24 montre les résultats de ces essais, qui nous suggèrent que la méthode linéaire, malgré un petit défaut de précision, donne des valeurs de courbure qui se rapprochent de celles fournies par la méthode quadratique. La figure montre aussi que 3 niveaux de voisinage semblent offrir une précision qui n'est pas beaucoup améliorée par l'ajout de niveaux supplémentaires.

Outre le choix de la méthode de calcul de la courbure, nous avons voulu savoir si la simplification des coefficients utilisés pour faire l'approximation du paraboloïde dans la méthode quadratique avait un effet sur la précision de la courbure. La Figure 25 montre les résultats de ces essais et nous confirme que pour des formes simples comme le cylindre ou le cône, l'utilisation de 6, 5 ou 3 coefficients n'a pas beaucoup d'effets sur le calcul de la courbure. Par contre, sur la sphère, il semble que la méthode à 3 coefficients ne converge pas autant que les deux autres. Ces résultats montrent une grande similarité des résultats pour cinq et six coefficients et encouragent l'utilisation de la méthode à cinq coefficients. Celle-ci est plus rapide, et n'engendre aucune perte de précision.

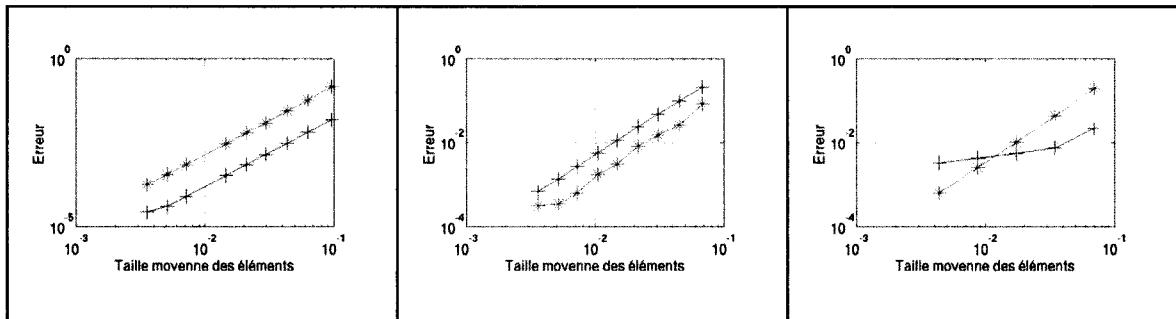


Figure 23: Convergence de l'erreur de courbure pour les méthodes quadratique (*) et linéaires(+) lorsque le maillage se raffine sur le cylindre (gauche), le cône (centre) et la sphère (droite) idéales.

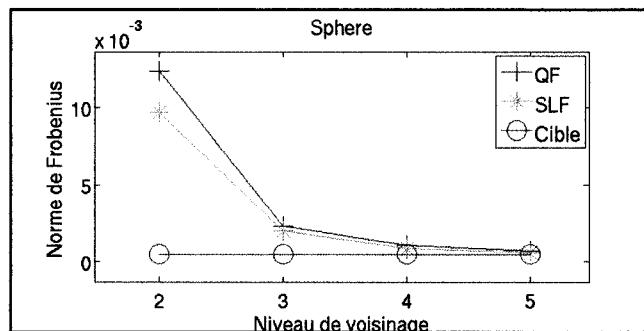


Figure 24: Influence de la méthode de courbure sur la précision de la courbure sur la sphère bruitée, en fonction du nombre de niveau de voisinage.

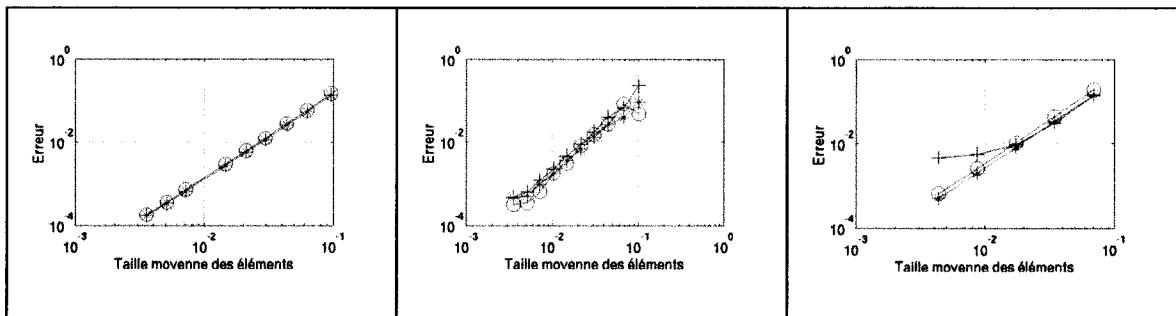


Figure 25: Convergence de la courbure pour la méthode quadratique pour 6 (*), 5 (o) et 3 (+) coefficients sur le cylindre (gauche), le cône (centre) et la sphère (droite) idéales. Deux niveaux de voisinage sont utilisés.

3.4 Influence du voisinage

L'utilisation de différents niveaux de voisinage a pour but de faire ressortir des caractéristiques de courbure de différentes tailles. Lorsque le niveau de voisinage augmente, les caractéristiques de courbure sont reliées à des caractéristiques plus larges de la surface, et certaines caractéristiques plus fines sont perdues. Un niveau de voisinage plus grand permet ainsi de minimiser les effets du bruit d'acquisition sur les calculs. Par contre, la recherche et l'utilisation de niveaux de voisinage élevés augmentent le temps de calcul et l'utilisation de la mémoire. Le but des essais sur les niveaux de voisinage est de trouver le niveau offrant le meilleur compromis entre la qualité des résultats et l'utilisation des ressources.

Tableau 6: Nombre de voisins par sommet, en fonction du niveau de voisinage

Niveau de voisinage	1	2	3	4	5
Voisins totaux	6	18	36	50	80
Voisins simplifiés	6	12	18	24	30

Nous avons aussi voulu connaître l'effet de la simplification du voisinage. Le voisinage simplifié est destiné à diminuer l'utilisation des ressources lors de la recherche et l'utilisation des voisins. Dans un maillage triangulaire régulier idéal, le nombre total de voisins de niveau i pour un sommet peut être calculé de la manière suivante :

$$N_i = N_{i-1} + 6i$$

Tandis que le nombre de voisins simplifié est calculé comme suit :

$$N_i = 6i$$

Le Tableau 6 montre la diminution du nombre de voisins par sommet lors de l'utilisation d'un voisinage simplifié, aussi appelé « ceinture de voisins », pour un maillage triangulaire régulier. La Figure 26 montre en outre qu'à partir de trois niveaux de voisins, le nombre moyen de voisins par point est réduit de moitié avec l'utilisation du voisinage simplifié. Étant donné que les maillages utilisés pour la modélisation des troncs sont des maillages triangulaires réguliers, il est clair que l'utilisation du voisinage simplifié permet de diminuer la charge de calcul et l'utilisation de la mémoire lors de la détermination des normales et des courbures.

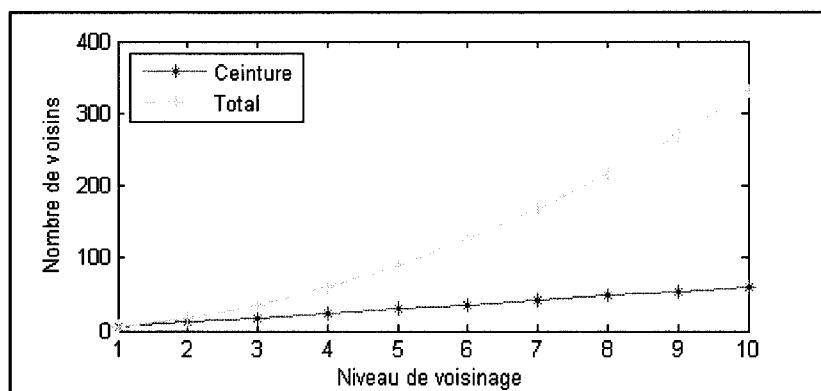


Figure 26: Nombre de voisins en fonction du niveau de voisinage et du type de voisinage.

Le voisinage simplifié permet aussi des économies de mémoire. Comme le montre le Tableau 7, l'utilisation du voisinage simplifié diminue l'utilisation de la mémoire de moitié pour 3 niveaux de voisins, et presque de deux tiers pour 5 niveaux.

Tableau 7: Mémoire nécessaire pour le voisinage d'un maillage de 100000 nœuds (en Mo)

Niveau de voisinage	1	2	3	4	5
Voisins totaux	2,4	7,2	14,4	20	32
Voisins simplifiés	2,4	4,8	7,2	9,6	12

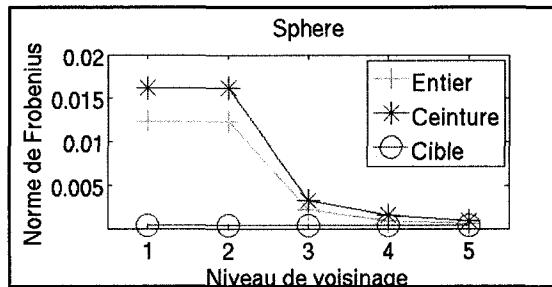


Figure 27: Influence du type de voisinage sur la mesure de la courbure sur la sphère bruitée, en fonction du niveau de voisinage.

Nous avons ensuite tenté d'estimer la perte de précision engendrée par la simplification du voisinage. Nous avons finalement voulu connaître l'effet de l'utilisation du voisinage simplifié sur la précision de la courbure. Nous avons fait nos essais sur la sphère bruitée. Les résultats sont montrés à la Figure 27. Ces essais nous montrent que le voisinage entier offre plus de précision que le voisinage simplifié (ou « ceinture de voisins ») sur la sphère. Il semblerait que la simplification de voisinage diminue la précision des calculs de la courbure. La Figure 27 montre aussi que l'ajout de niveaux de voisinage diminue l'erreur entraînée par l'utilisation du voisinage simplifié. Le voisinage simplifié reste toutefois un substitut intéressant au voisinage entier pour la détection de repères.

Nous avons aussi mesuré les temps de calcul pour évaluer l'utilisation de ressources de nos méthodes. La Figure 28 montre les temps comparatifs des étapes de calcul et met en évidence le fait que la recherche du voisinage est l'étape qui nécessite le plus de temps dans le calcul de la courbure. Le temps de calcul des voisins fait référence au temps de recherche du voisinage entier. Le temps accéléré fait référence à une méthode d'enregistrement que nous avons développée de manière à conserver les voisinages déjà calculés. Ces voisinages sont inscrits dans des fichiers et sont disponibles à l'ouverture d'une surface. Ces résultats montrent l'efficacité de cette méthode d'enregistrement.

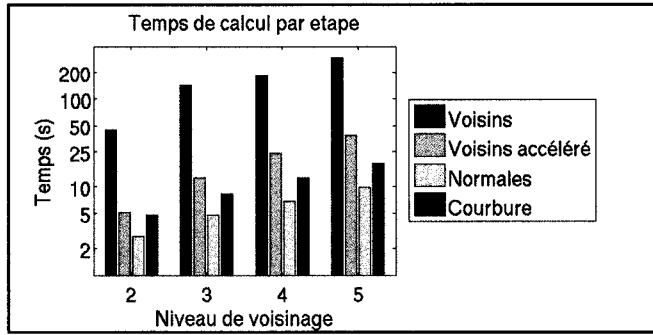


Figure 28: Temps (en secondes, échelle logarithmique) nécessaire pour les étapes de calcul d'un maillage de 75000 nœuds en fonction du niveau de voisinage utilisé.

3.5 Choix des méthodes

La validation des méthodes de détermination du voisinage, ainsi que des méthodes de calcul de la normale et de la courbure ont permis de déterminer des méthodes appropriées pour la détection de repères.

Il apparaît d'abord que les méthodes de calcul de normales suggérées présentent des résultats très semblables. Nous avons donc choisi d'utiliser la méthode la plus rapide, soit la méthode par moyennage des normales de polygones voisins.

Les méthodes de calcul de courbure donnent des résultats plus variés. Il semble toutefois que l'ajustement quadratique soit la méthode la plus précise, en particulier pour les surfaces complexes. L'utilisation de la forme quadratique à cinq coefficients donne des résultats identiques à la forme originale, contrairement à la forme à trois coefficients, qui diminue la précision des calculs. Nous utiliserons donc la méthode quadratique à cinq coefficients pour nos essais.

Le niveau de voisinage idéal se situe à trois niveaux. Ce voisinage permet de limiter les effets du bruit, sans diminuer la capacité des algorithmes à détecter les plus petits repères. Les niveaux supplémentaires sont coûteux en temps de calcul, et n'apportent

pas de précision supplémentaire appréciable. Le voisinage simplifié peut être utilisé pour diminuer les temps de calcul, sans effet marqué sur la précision des calculs.

La prochaine partie présente les résultats de nos expérimentations sur le tronc des patients.

Chapitre 4

Résultats et discussion

Nous présentons maintenant les résultats les plus importants du projet, reliés à la détection automatique des repères sur le tronc humain. D'abord, nous présenterons l'application développée pendant le projet. Ensuite, nous montrerons les essais menés pour déterminer les mesures de courbure les mieux adaptées pour la recherche de repères. Nous ferons ensuite une estimation de l'efficacité de notre détection de repères en mesurant les taux de réussite lorsque la méthode est appliquée à un échantillon. Nous présentons par la suite des résultats d'essais de corrélation entre la déformation de la vallée dorsale et celle de la colonne vertébrale. Nous terminerons avec une discussion générale, qui permettra de mettre en relief ces résultats.

4.1 L'application *scolioRepere*

Toutes les expérimentations de ce projet ont été menées grâce à l'application *scolioRepere*. Cette application a été construite progressivement au fil des besoins du projet. L'interface graphique de *scolioRepere*, montrée à la Figure 29, est constituée de deux parties. Le panneau de gauche contient une fenêtre de visualisation qui permet d'inspecter la surface du tronc en trois dimensions. Sur ce panneau, les contrôles offerts par la souris permettent de faire pivoter le modèle à l'aide du bouton de gauche, de déplacer le modèle à l'aide du bouton central, et de se rapprocher ou de s'éloigner à l'aide du bouton de droite. Le panneau de droite offre des contrôles sur le type d'information à afficher dans la fenêtre de visualisation, en particulier :

- Les groupement affichés par repère, soit le groupement optimal, un des groupements, tous les groupements, ou aucun groupement;
- Les tolérances utilisées par repère;

- Le type et le niveau de voisinage utilisé ;
- La méthode de calcul des normales;
- L'affichage ou non des repères, des voisins et des normales, de la surface, du mode filaire ou rempli...;
- Un bouton pour placer le modèle de la colonne par rapport au sommet sélectionné ;
- Un bouton pour ajouter le sommet sélectionné à la spline de la vallée.

Chacun de ces contrôles a eu une utilité à un moment ou à un autre du projet. Ils ont été développés en fonction de la recherche de résultats.

L'application fournit aussi une interface par ligne de commande (mode *batch*), qui permet de lancer des ensembles de tâches par lot. Ce mode de fonctionnement exclut l'interface graphique et ne permet que le calcul des courbures. Il ne permet pas de faire fonctionner la détection automatique de repères. Le mode *batch* a permis de lancer un très grand nombre d'essais, grâce auxquels nous avons pu déterminer l'efficacité des méthodes en fonction des paramètres fournis en entrée. L'appel par ligne de commande permet de fournir à l'application :

- Le type de courbure à utiliser : courbure moyenne, courbure gaussienne ou norme de Frobenius,
- Le nombre de niveaux de voisins à utiliser pour les normales et l'ajustement de fonctions,
- Le type de voisinage utilisé ,
- Le type de normales utilisé,
- Le type d'ajustement utilisé,
- Le nom du fichier de données à utiliser.

Lors de l'utilisation du mode *batch*, les résultats pour chaque exécution sont enregistrés dans un fichier dont le nom est construit à partir des options fournies à l'appel.

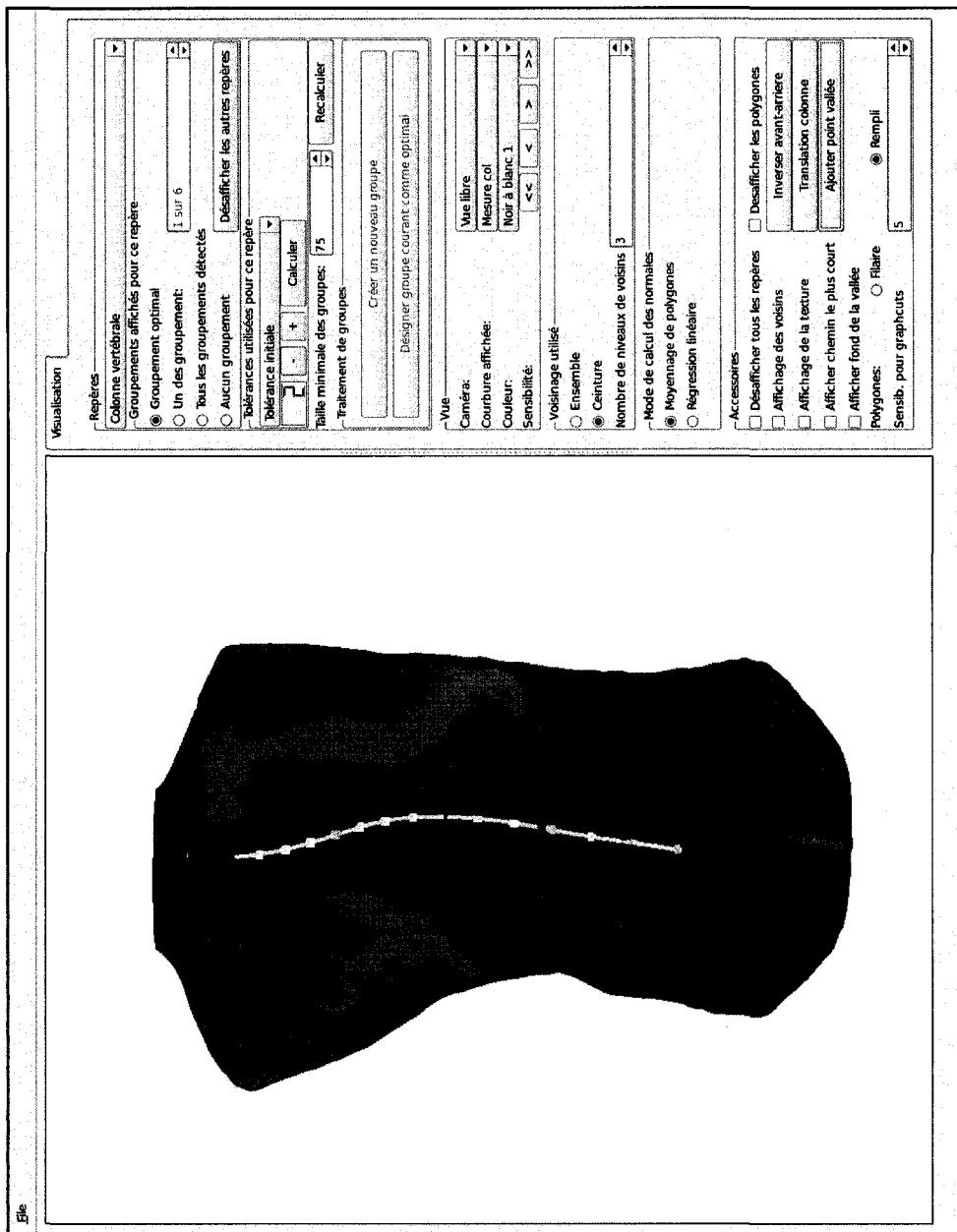


Figure 29: Interface graphique de l'application scolioRePere.

4.2 Évaluation des mesures de courbure pour la détection de repères

Nous évaluons dans cette section la qualité de discrimination offerte par les différentes mesures de courbures à partir de l'analyse visuelle des images prises dans *scolioRepere*. Nous comparons les mesures traditionnelles de la courbure aux mesures moyennes et composées, en se basant sur différents niveaux de voisinage.

4.2.1 Mesures de base de la courbure

Les mesures de base de la courbure sont la courbure gaussienne, la courbure moyenne et la norme de Frobenius. La Figure 30 montre une carte de la courbure sur un tronc pour ces trois mesures. Les trois images du haut de la figure nous permettent de distinguer les qualités de chaque mesure. Ces images montrent que la norme de Frobenius et la courbure moyenne ont un bon potentiel pour la recherche de repères. L'avantage de la courbure moyenne par rapport à la norme de Frobenius est qu'elle a un signe. La détection de la vallée (concave) se distingue donc de la détection des omoplates (convexe) par le signe de la courbure moyenne. La courbure gaussienne paraît difficile à maîtriser et moins intuitive. Elle peut toutefois servir à complémenter une des deux autres mesures, comme nous le verrons plus loin.

La comparaison des figures du haut avec celles du bas dans la Figure 30 permet de comprendre l'effet de lissage de la courbure lors de l'utilisation de deux niveaux de voisinage supplémentaires pour le calcul de la courbure. Le lissage provoque toutefois une diffusion des frontières des zones de repères. Dans le cadre de la détection automatique des repères, cette diffusion doit être évitée, de manière à conserver des frontières nettes entre chaque zone de courbure. Ces résultats encouragent l'utilisation de la courbure moyenne pour la vallée dorsale. La courbure gaussienne semble plus intéressante pour la proéminence vertébrale.

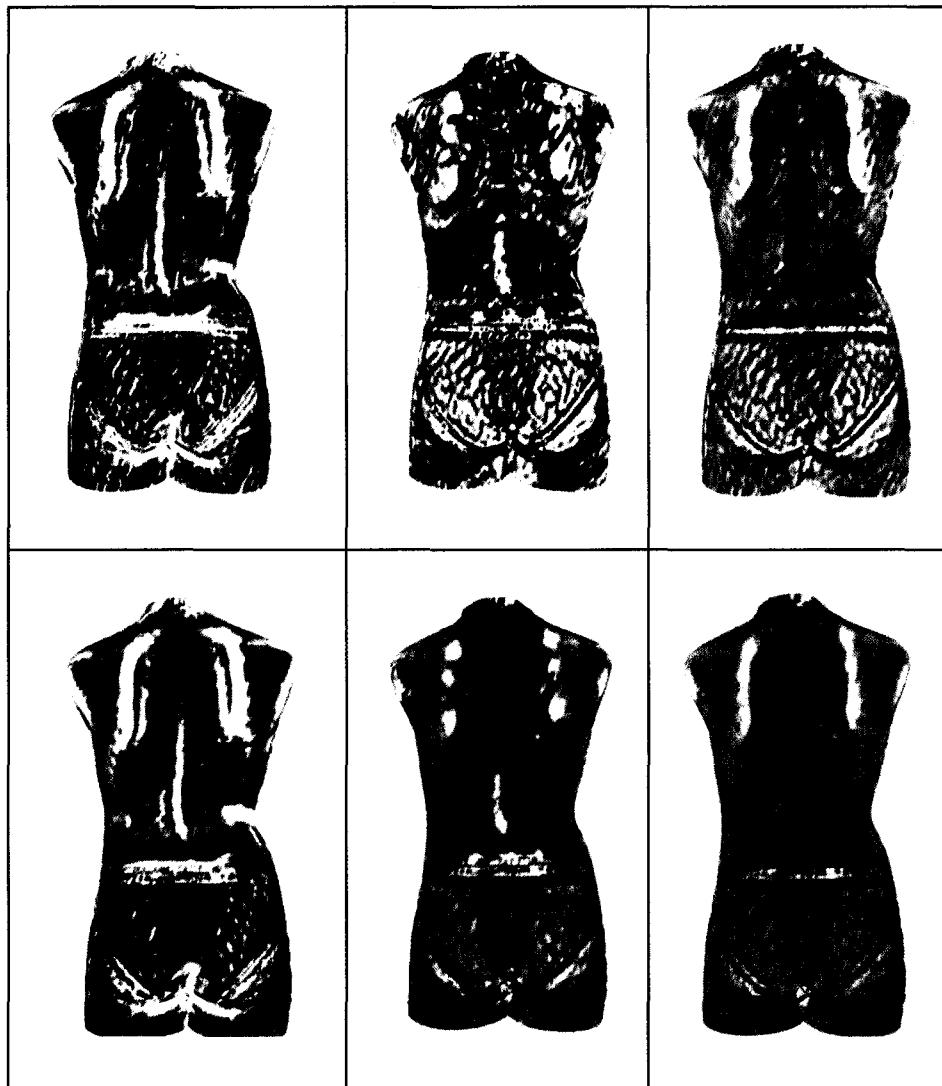


Figure 30: Illustration de la norme de Frobenius (à gauche), de la courbure gaussienne (au centre) et de la courbure moyenne (à droite) pour 3 (en haut) et 5 (en bas) niveaux de voisins.

4.2.2 *Mesures moyennes*

La courbure moyenne apparaissant comme la plus appropriée pour trouver la vallée dorsale, nous avons conçu une mesure moyenne basée sur la courbure moyenne. Cette mesure tient compte de la courbure d'un point et de ses voisins, ce qui la distingue de la

mesure de base, qui ne tient compte que de la courbure du point. La Figure 31 permet de comparer l'image de la courbure moyenne (gauche) et la mesure dédiée à la vallée (droite) à trois niveaux de voisins. On comprend que la mesure dédiée permet une meilleure détection de la vallée dorsale. L'image centrale de la figure montre que l'utilisation de cinq niveaux de voisinage pour le calcul de la courbure ne permet pas une aussi bonne détection. On peut donc supposer que la largeur de la vallée limite le nombre de niveaux de voisinage utiles à trois dans le cas de la vallée.

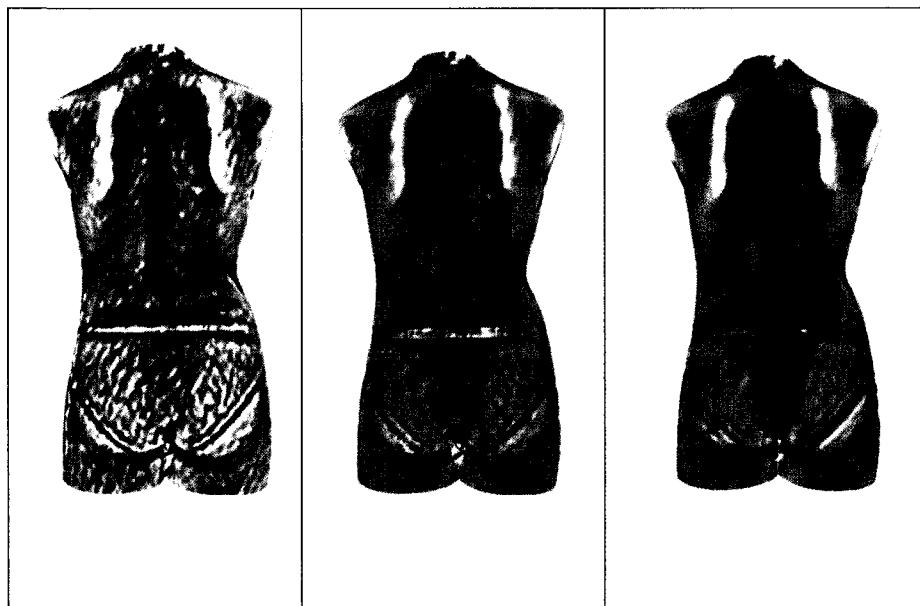


Figure 31: Comparaison de la courbure moyenne pour 3 niveaux de voisinage (gauche), pour 5 niveaux de voisinage (centre) et de la mesure dédiée à la vallée dorsale pour 3 niveaux de voisinage (droite).

Il est très intéressant de noter que la mesure moyenne a pour effet de lisser la courbure. La comparaison des images du centre et de droite sur la Figure 31 montre que l'atténuation du bruit d'acquisition est meilleure avec la mesure moyenne. Il apparaît donc que le moyennage des courbures a posteriori a un effet plus intéressant que l'utilisation d'un voisinage plus élevé pour le calcul des courbures. Étant donné que

cette dernière option exige un temps de calcul considérable, l'utilisation de la mesure moyenne offre une alternative très avantageuse au calcul de niveaux de voisins supplémentaires.

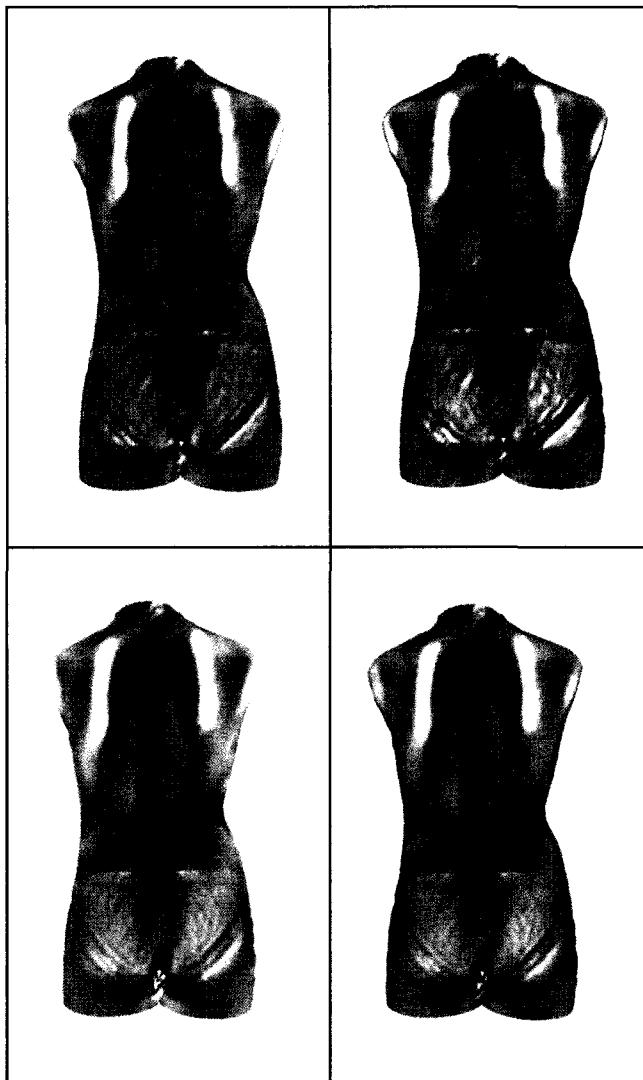


Figure 32: Illustration des mesures composée utilisées pour la vallée dorsale (à gauche), et la proéminence (à droite), avec 3 (en haut) et 5 (en bas) niveaux de voisinage.

4.2.3 Mesures composées

La mesure composée dédiée à la proéminence a été créée afin de mettre en évidence un petit repère en forme de dôme. En observant les résultats de courbure dans la Figure 30 pour les courbures moyenne et gaussienne, nous remarquons qu'une zone blanche est détectée à la base de la nuque. Les deux courbures permettent de la distinguer. L'image associée à la détection de la proéminence à la Figure 32 montre que la mesure associée à la proéminence permet de renforcer légèrement cette zone. De plus, cette mesure a la qualité de diminuer rapidement à la sortie du dôme, ce qui facilite la détection de la frontière de la zone. Cette mesure composée a donné les meilleurs résultats pour la détection de la proéminence. Les images associées aux mesures composées pour un voisinage de niveau 5 dans la Figure 32 montrent que ce voisinage est trop étendu et provoque une diffusion des courbures, ce qui rend les frontières des zones recherchées plus floues, et complique la détection.

4.3 Détection de repères

4.3.1 Échantillon de patients

Les modèles utilisés pour nos essais de détection ont été acquis à l'aide du système Inspeck à la clinique de scoliose de l'Hôpital Ste-Justine. Les patients choisis présentent des déformations scoliotiques suffisamment importantes pour nécessiter un traitement par corset. De l'échantillon original, nous avons éliminé toutes les acquisitions prises avec des vêtements sur le tronc. Les vêtements ont le désavantage de masquer les reliefs, en particulier les reliefs concaves, comme la vallée du dos et le nombril. De plus, les vêtements provoquent souvent des plis sur la surface. Les vêtements blancs ont le défaut supplémentaire de tromper la détection de la surface par le système d'acquisition. Ces conditions ne permettent pas de faire une détection efficace des repères. Des 32

échantillons dont nous disposions à l'origine, 11 ont été rejetés à cause des vêtements. Il reste donc 21 échantillons, sur lesquels nous avons testé la détection.

4.3.2 Résultats de la détection sur l'échantillon

Tous les échantillons retenus ont été soumis à la détection automatique des repères à travers l'application programmée pour ce projet, *scolioRepere*. Pour chaque repère, nous avons vérifié que le groupement choisi correspondait à l'emplacement habituel sur le tronc du patient. Dans ce cas, nous avons compté une réussite. Si le repère n'était pas trouvé, ou s'il était localisé au mauvais endroit, nous avons compté un échec.

Le Tableau 8 montre les résultats de la détection des repères sur chacun des troncs. Ce tableau permet de comparer les taux de détection par patients et aussi par repères. Les prochaines sections font une analyse détaillée de ces résultats.

4.3.3 Analyse des résultats par type de repère

4.3.3.1 Évaluation du taux de réussite par repère

L'étude des résultats présentés dans le Tableau 8 nous montre que, pour la grande majorité des repères, le taux de réussite est satisfaisant, se situant toujours au-dessus de 70% (15/21) de réussite, sauf pour l'épine iliaque droite. Les repères les plus facilement détectés sont les omoplates/gibbosités, le mamelon gauche et le nombril. La vallée dorsale, la proéminence vertébrale, la fourchette sternale, le mamelon droit et l'épine iliaque gauche sont tous détectés avec succès dans environ trois quarts des cas. L'épine iliaque droite est le repère le moins bien détecté avec un taux de détection anormalement bas de 38%.

Les repères pour lesquels la détection est la plus cruciale sont la vallée dorsale, la proéminence vertébrale et les gibbosités. Ces repères sont ceux pour lesquels les orthopédistes ont montré le plus d'intérêt et autour desquels la détection a été fortement

orientée. Il est intéressant de voir que les gibbosités ont un taux de détection presque parfait, et que la vallée dorsale et la proéminence sont détectées dans environ trois quarts des cas.

Nous verrons plus bas les raisons qui ont provoqué les échecs de détection pour chaque repère et tenterons de donner des pistes de solution en vue de diminuer le nombre de ces échecs.

Tableau 8: Résultats de la détection sur 21 échantillons (Réussite : 1, Échec : 0).

Numéro de cas	Vallée dorsale	Proéminence vertébrale	Gibbosité droite	Gibbosité gauche	Fourchette sternale	Mamelon droit	Mamelon gauche	Nombril	Crête iliaque droite	Épine iliaque gauche	Taux de réussite par patient
ID000000	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	7/10
ID000001	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	8/10
ID000003	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	9/10
ID000006	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	9/10
ID000007	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	8/10
ID000011	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	7/10
ID000015	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	9/10
ID000018	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	7/10
ID000021_1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	9/10
ID000025	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10/10
ID000030	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	3/10
ID000033	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	8/10
ID000034	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	9/10
ID000037	1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	8/10
ID000038	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	9/10
ID000038_1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	9/10
ID000039	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	9/10
ID000041	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	7/10
ID000042	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10/10
ID000043	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	5/10
ID000045	1	0	0	1	0	0	1	1	0	1	5/10
Taux de réussite par repère	16/21	15/21	20/21	21/21	15/21	16/21	19/21	19/21	8/21	16/21	

4.3.3.2 *Évaluation des échecs par repère*

Nous évaluons maintenant les échecs par repères. L'analyse des causes d'échecs pourrait servir à améliorer la détection.

4.3.3.2.1 *La vallée dorsale*

La détection de la vallée dorsale a fortement retenu notre attention, étant donné le lien intuitif de ce repère avec la colonne vertébrale. Les résultats montrent que la détection automatique de ce repère n'est pas aussi évidente que prévu. Il est tout d'abord important de mentionner que la vallée est rarement détectée en entier. Elle est plus souvent détectée de manière partielle en deux ou trois groupes distincts. Cela tient au fait que la courbure de certaines parties de la vallée n'est pas suffisamment forte pour que les différents groupements de la vallée soient fusionnés. Pour régler ce problème, la tolérance d'association pourrait être ajustée à la hausse. Cependant dans ces cas, les groupements incluent alors des zones non-désirées. La difficulté vient du fait que la région concave de la vallée est souvent liée avec la région concave du creux de la taille, creux qui est accentué chez certains patients scoliotiques. Cette particularité nous empêche d'augmenter la tolérance d'association pour les groupements de la vallée dorsale. Il a donc été décidé de garder la tolérance basse et de ne détecter qu'une partie de la vallée dorsale.

Les échecs de détection de la vallée dorsale sont parfois dus à l'absence de vallée sur le tronc. Cette absence se distingue aisément à l'œil, et l'étude de la courbure ne permet pas de la détecter mieux. Dans d'autres cas, le relief est très irrégulier, ou atypique, avec la présence de plusieurs vallées entremêlées de multiples bosses. Ces cas ne permettent pas de détecter la vallée de manière fiable.

4.3.3.2.2 La proéminence vertébrale

La détection de la proéminence se fait à l'aide d'une combinaison de la courbure gaussienne et de courbure moyenne. Cette combinaison permet de mettre en évidence les formes de dôme. Mais la variation de courbure dans la zone de la proéminence n'est pas toujours forte. De plus, la zone de courbure plus forte n'est souvent pas une zone très étendue. Il est donc plutôt difficile de distinguer la proéminence des irrégularités dues au bruit d'acquisition. De plus, chez certains patients, aucune zone de dôme n'est détectée dans le haut du dos. Un examen visuel de ces cas permet d'ailleurs de confirmer que l'application ne se « trompe » pas : la courbure ne permet pas de distinguer la proéminence. Il est aussi possible qu'un groupement voisin soit choisi comme groupement optimal, à cause de sa position dans l'espace. Ces échecs sont difficiles à éviter, étant donné la variabilité gauche/droite de la position de la nuque par rapport à l'origine du repère.

4.3.3.2.3 Les omoplates/gibbosités

Les omoplates sont les repères les mieux détectés dans nos essais. Nous avons répertorié un seul cas où l'omoplate n'est pas détectée correctement. Il s'agit d'un cas où la saillie de l'omoplate n'est pas aussi forte que dans les autres cas, ce qui cause un léger effacement en z de la bosse de l'omoplate par rapport au bout de l'épaule, qui a été choisi à la place. D'autres critères pourraient être utilisés pour améliorer la détection des omoplates, comme la longueur en y. Aussi, il serait possible de comparer les extrema des groupements en z, au lieu des barycentres.

4.3.3.2.4 La fourchette sternale

La zone concave de la fourchette sternale est presque toujours détectée. Par contre, il est difficile de fixer le choix sur un groupe optimal. Ce choix doit en effet se faire sur la base de la position des groupements dans l'espace. Une des caractéristiques de la

fourchette sternale est d'être proche du centre en x et très élevée en y. Or d'autres groupements sont plus hauts en y dans certains cas, et l'origine de l'axe des x n'est pas toujours au centre du tronc, surtout vers le haut du maillage, où une inclinaison du tronc peut affecter la mesure en x. On peut donc dire que la fourchette sternale est facile à détecter, mais difficile à distinguer des autres cavités environnantes.

4.3.3.2.5 Les mamelons

Les mamelons ont généré des taux de réussite élevés. Les échecs sont dus à deux causes en particulier. La première est que sur certains patients, il y a trop peu de différence de courbure dans la zone du mamelon pour qu'il soit possible de le détecter. Ce cas est fréquent chez les garçons maigres. La seconde cause est due à la tolérance d'association utilisée, qui permet l'inclusion de zones non-désirées le long du sein. Cet élargissement de la zone fait que le barycentre du groupe recule, et peut se placer derrière celui d'autres groupes plus petits situés sur le bord du sein. Dans ces cas, le groupement optimal peut être mal choisi. Il serait possible de changer le paramètre pour le choix du groupe optimal, et d'utiliser plutôt l'extremum en z de chaque groupement, plutôt que la moyenne.

Dans les cas où il n'y a pas de relief, il serait peut-être judicieux d'utiliser la texture de l'image, plutôt que la courbure, pour détecter les mamelons.

4.3.3.2.6 Le nombril

La zone concave du nombril est généralement détectée. Il est toutefois plus difficile de déterminer le groupement optimal, le nombril se situant souvent dans une zone de concavité verticale, où plusieurs groupements peuvent être détectés. Le choix du bon groupe doit être fait à l'aide d'une mesure basée sur la morphologie, comme les mamelons. Mais cette mesure n'est pas toujours précise. Nous avons donc dû augmenter la tolérance d'association utilisée pour permettre aux différents groupements détectés

dans la zone du nombril de fusionner. Cette méthode est apparue comme le meilleur compromis entre la précision de la détection et la qualité du choix optimal.

Les échecs de détection du nombril sont aussi dus à l'absence de courbure dans cette zone chez certains patients, comme les garçons maigres. Une méthode basée sur la symétrie gauche/droite de la surface pourrait améliorer la détection.

4.3.3.2.7 Les épines iliaques

Les épines iliaques sont les repères les plus difficiles à détecter. Cela tient à deux raisons. Dans certains cas, elles sont invisibles, dans d'autres cas, le choix du groupement optimal est imprécis. Les courbures faibles qui caractérisent généralement ce repère nous obligent à augmenter la tolérance d'initiation pour obtenir un nombre raisonnable de groupes. Il n'a par ailleurs pas été possible de trouver une méthode fiable pour localiser le groupement optimal parmi les groupes détectés.

4.3.4 Analyse des résultats par patient

4.3.4.1 Évaluation du taux de réussite par patient

Le Tableau 8 montre des taux de réussite élevés par patient. En effet, le taux de détection est supérieur à 80% pour 15 des 21 patients, et il est supérieur à 70% pour 18 d'entre eux. Le taux de détection est inférieur à 50% pour les trois autres patients.

Ces résultats très encourageants nous permettent d'affirmer que nos méthodes sont adéquates pour plus de trois quarts de patients. Nous évaluerons plus bas les causes d'échec dans le but de donner un classement des patients pour lesquels les méthodes ne sont pas adéquates.

4.3.4.2 *Évaluation des échecs par patient*

Pour donner une idée des problèmes rencontrés par la détection de repères, nous porterons une attention particulière aux échantillons qui ont engendré des taux de détection inférieurs à 50%.

4.3.4.2.1 L'échantillon ID000030

Cet échantillon, illustré en Figure 33, est celui d'un patient masculin de faible corpulence. Contrairement à ce que nous avons pu croire, cette morphologie n'offre pas beaucoup de possibilité de détection de repères, les reliefs étant presque inexistant. Pourtant, à l'origine, nous avons cru que les patients de faible corpulence offraient une meilleure chance de détection des repères, à cause de la saillie du squelette. En effet, pour cet échantillon, seules les omoplates et l'épine iliaque droite sont détectés. Ces repères correspondent à des structures osseuses. Le relief de la surface n'est toutefois pas suffisant pour détecter la vallée du dos, la proéminence, la fourchette sternale, les mamelons, et le nombril.

4.3.4.2.2 L'échantillon ID000043

L'échantillon ID000043, illustré en Figure 34, est un cas semblable au cas précédent, un patient masculin de faible corpulence. Dans ce cas-ci, la détection est légèrement meilleure : la vallée dorsale est détectée, ainsi qu'un des deux mamelons, en plus des omoplates. Par contre, les épines iliaques sont mal choisies. La fourchette sternale est détectée, mais le groupement optimal est mal choisi.

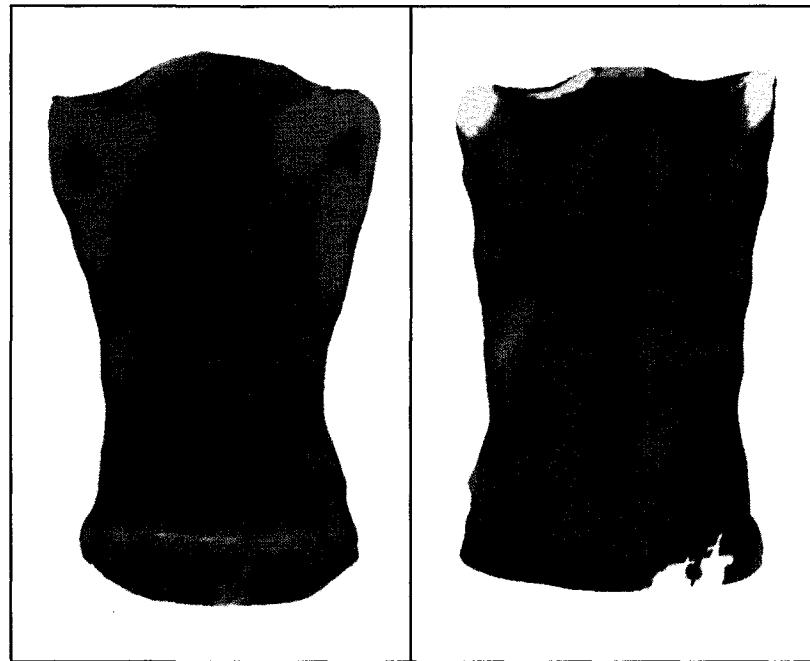


Figure 33: Illustration de la détection sur l'échantillon ID000030.

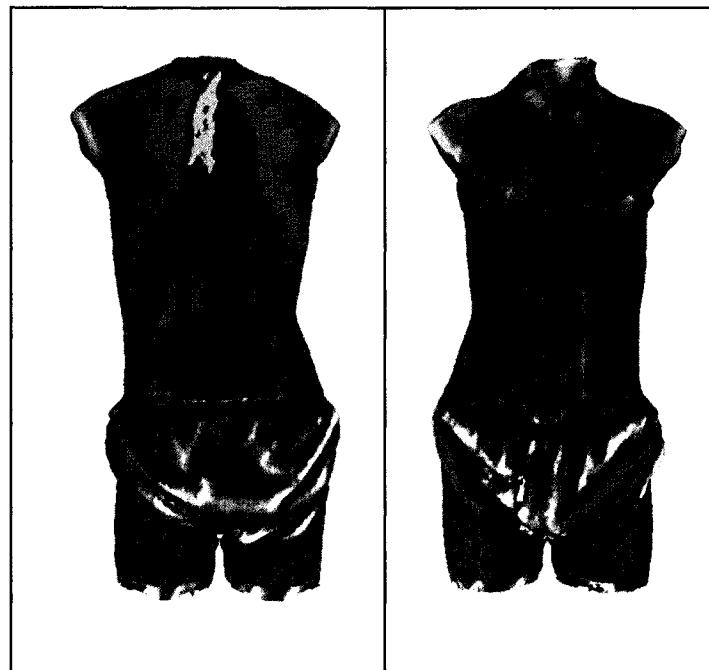


Figure 34: Illustration de la détection sur l'échantillon ID000043

4.3.4.2.3 L'échantillon ID000045

Cet échantillon donne des résultats étonnantes. La vallée dorsale est détectée ainsi qu'une des deux omoplates. Mais l'autre omoplate n'est pas détectée, ce qui constitue le seul échec de détection de l'omoplate parmi les échantillons utilisés. La proéminence n'est pas détectée, faute de relief. Pour la face ventrale, la fourchette sternale est détectée mais mal choisie, le mamelon droit de même, et l'épine iliaque droite n'est pas détectée. Pourtant, l'examen visuel des courbures du tronc laisse présager une bonne détection, puisque les courbures sont bien définies, sauf pour la proéminence. Il semble que l'algorithme qui permet de déterminer le groupement optimal ait été trompé par la configuration spatiale du tronc pour l'omoplate gauche, la fourchette sternale, le mamelon droit, et l'épine iliaque droite. Pour la gibbosité gauche, les courbures de la surface ne sont pas assez élevées pour la fourchette sternale. Le groupement choisi est très proche du groupement idéal, ce qui a pu provoquer l'erreur.

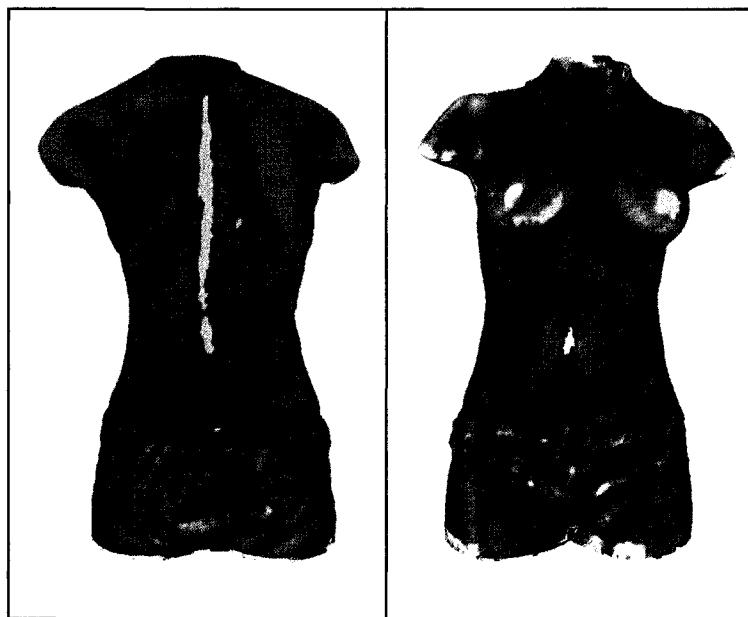


Figure 35: Illustration de la détection sur l'échantillon ID000045

4.3.4.3 *Classement des échecs par patient*

La détection sur les patients de faible corpulence est en général moins bien réussie que sur des patients de corpulence plus forte. Il est à noter que les faibles corpulences sont plus nombreuses chez les garçons, et sont plus problématiques que chez les filles. Des trois échantillons qui ont généré un faible taux de succès, deux d'entre eux sont des troncs de garçons de faible corpulence. Le troisième cas est difficile à classer : il s'agit toutefois d'une fille de faible corpulence, mais de manière moins extrême que chez les deux garçons. Un exemple de tronc maigre chez un garçon montre toutefois de bons résultats (ID000000). Un autre exemple musculairement plus développé montre aussi des résultats satisfaisants (ID000007).

4.4 Corrélation des déformations externes avec celles de la colonne vertébrale

Les outils développés pour ce projet nous ont offert l'opportunité de vérifier à quel point la déformation de la vallée dorsale se rapprochait de celle de la colonne vertébrale. La mise en corrélation des deux structures nous a paru un excellent moyen de montrer l'utilité de la détection de repères à partir de la topographie de surface.

Nous avons choisi de présenter deux exercices de corrélation de la déformation de la vallée avec celle de la colonne. Nous présentons premièrement la corrélation avec la vallée telle que détectée de manière automatique par l'application. Cette corrélation nous permettra de mesurer l'utilité de la détection automatique pour le clinicien.

Nous présentons ensuite une corrélation avec la vallée complétée par l'opérateur à partir de l'information de courbure visuellement disponible dans l'application *scolioRepere*. L'opérateur se base sur le résultat issu de la détection automatique et ajoute des zones qui devraient être incluses dans la vallée, mais qui ne l'ont pas été.

Cette seconde corrélation permet d'exclure les contraintes reliées au fonctionnement de la détection automatique. Elle a pour but de montrer à quel point la déformation de la vallée dorsale se rapproche de celle de la colonne. Le but de l'exercice présent est plus de montrer la corrélation que de valider la détection. Cette détection est d'ailleurs vouée à être améliorée, d'une part par l'amélioration des algorithmes de détection, et d'autre part par l'ajout de fonctionnalités interactives qui permettront au clinicien de corriger les possibles imperfections de la détection automatique.

L'explication des méthodes utilisées pour la corrélation est donnée dans la section 2.3.4.

4.4.1 *Échantillon de patients*

L'échantillon utilisé pour valider la corrélation se distingue de celui utilisé précédemment pour la validation de la détection de repères. Il est constitué d'un ensemble de 15 patients atteints de scoliose de type Lenke 1 dont la sévérité est suffisante pour être traités par chirurgie. Les 15 patients de l'échantillon sont pris avant la chirurgie.

4.4.2 *Résultats sans intervention d'un opérateur*

Cette section montre les résultats de la corrélation entre la colonne et la vallée du dos, telle que détectée automatiquement par l'application. Des corrélations sont mesurées pour le niveau vertébral de l'apex, de la première et de la deuxième vertèbre d'inflexion, ainsi que de l'angle de déformation de la courbe contenue entre les deux points d'inflexion. Les corrélations sont considérées significatives pour des valeurs de p inférieures à 5%.

Le Tableau 9 montre une forte corrélation du niveau vertébral de l'apex pour la vallée détectée automatiquement. Cette corrélation est significative. Le tableau montre aussi que les corrélations pour les vertèbres d'inflexion sont moyennes, et la fiabilité du

résultat est faible dans ces cas. Il aurait fallu plus de cas pour confirmer une corrélation. Quant à la mesure de l'angle, sa corrélation est moyenne et la fiabilité du résultat n'est pas bonne.

Tableau 9: Résultats de corrélation entre la colonne et la vallée dorsale suite à la détection automatique. Les valeurs significatives sont marquées (*).

	Vertèbre apicale	Première vertèbre d'infexion	Deuxième vertèbre d'infexion	Angle de déformation
Corrélation (r)	0,9319*	0,7317	0,625	0,4853
Fiabilité (p)	0,00025	0,0616	0,1334	0,26
N	14	7	7	7

Tableau 10: Résultats de corrélation entre la colonne et la vallée dorsale après ajustement manuel de la spline de la vallée. Les valeurs significatives sont marquées (*).

	Vertèbre apicale	Première vertèbre d'infexion	Deuxième vertèbre d'infexion	Angle de déformation
Corrélation (r)	0,77*	0,85*	0,82*	0,8*
Fiabilité (p)	0,0022	0,0002	0,0005	0,00054
N	17	13	13	13

4.4.3 Résultats après ajustement de la vallée par un opérateur

Les résultats montrés dans le Tableau 10 sont témoins de la corrélation entre la colonne et la vallée dorsale, après l'ajustement manuel de la spline de la vallée du dos par l'opérateur. Dans certains cas, plusieurs vertèbres apicales ont été détectées sur le même

patient, ce qui explique que le nombre de vertèbres apicales est supérieur au nombre d'échantillons utilisés.

Ces résultats montrent une forte corrélation pour chacune des mesures utilisées. De plus, toutes ces corrélations sont significatives. Ces résultats suggèrent l'existence d'une relation entre la forme de la vallée dorsale et celle de la colonne vertébrale.

Les mesures de corrélation sont d'ailleurs confirmées par l'examen visuel des courbes associées aux deux structures. Les Figure 36 et Figure 37 montrent deux séquences progressives des deux mêmes structures en rotation. Ces séquences ont pour but d'illustrer la corrélation en 3D : elles montrent que les déformations sont semblables.

Ainsi, afin de faire une première approche de corrélation, nous avons choisi un nombre réduit de mesures simples. La corrélation entre ces mesures permet de croire qu'il y a corrélation entre les déformations de la vallée et de la colonne. Une étude plus précise pourrait permettre de confirmer certaines intuitions des cliniciens. Une relation directe des mesures basées sur la vallée avec les indices cliniques leur permettrait de se servir de résultats issus de l'acquisition de la topographie de surface pour leur prise de décision.

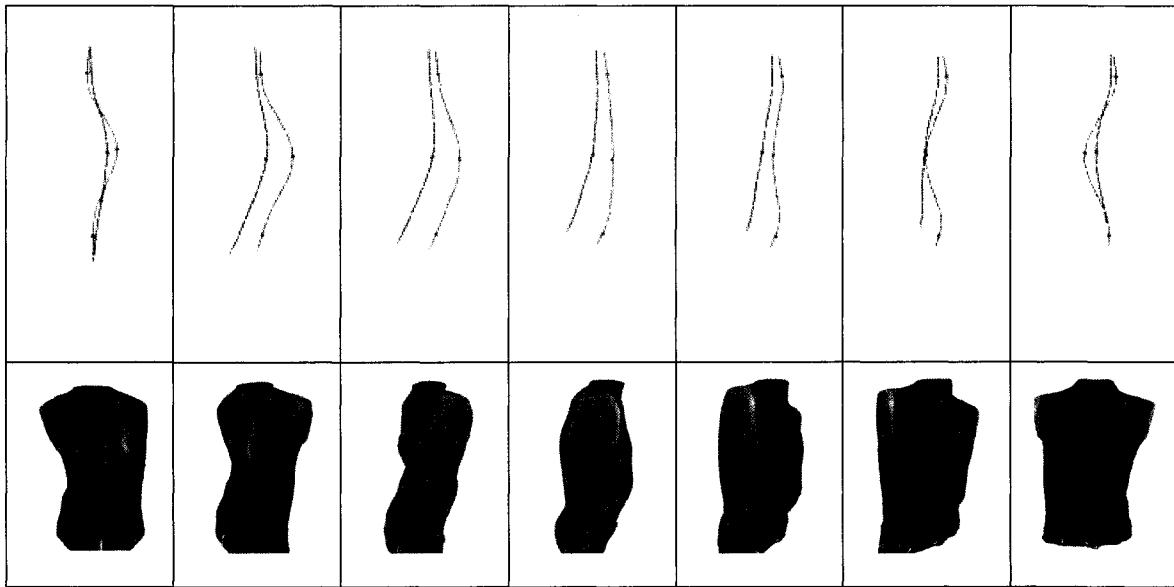


Figure 36: Illustration de la corrélation entre la déformation de la colonne (rouge) et celle de la vallée (bleu) à l'aide d'une progression de la vue postérieure à la vue antérieure.

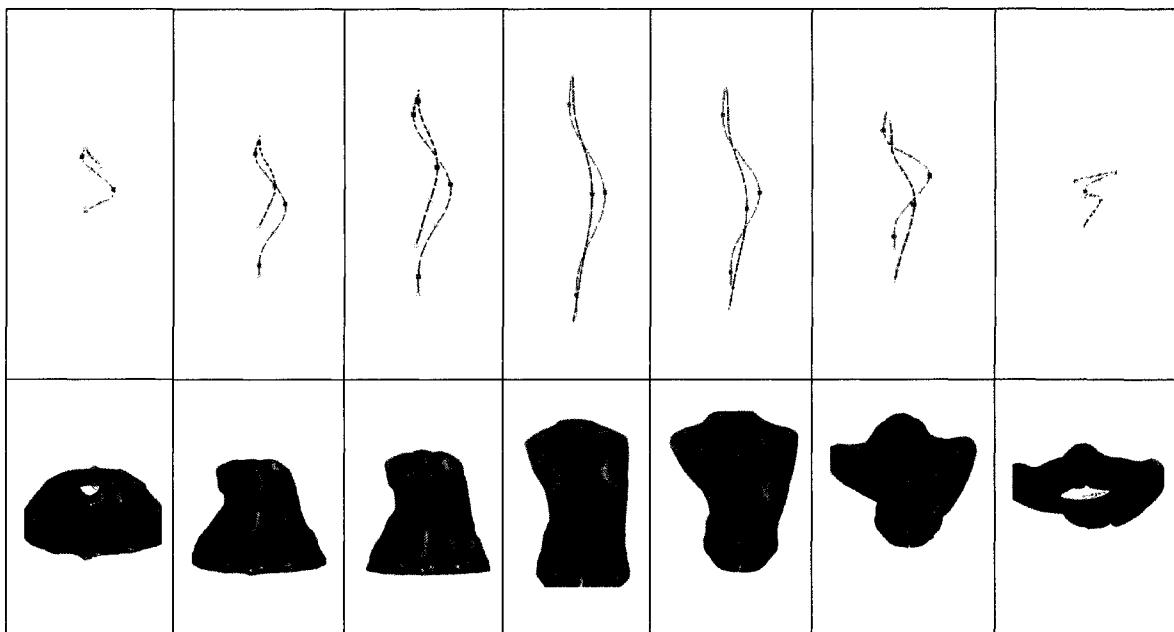


Figure 37: Illustration de la corrélation entre la déformation de la colonne (rouge) et celle de la vallée (bleu) à l'aide d'une rotation autour de la vue postérieure du tronc.

4.5 Discussion générale

4.5.1 *La détection automatique*

La détection automatique de repères anatomiques sur le tronc doit être calibrée, de manière à offrir une détection réussie de manière répétée sur la plus grande proportion des cas. Le calibrage initial a consisté à ajuster les différents seuils qui paramètrent la croissance de région et aussi les seuils qui déterminent le choix du groupe optimal. Ce calibrage a été fait de manière empirique, et a fourni des résultats satisfaisants. Une méthode plus formelle pourrait peut-être permettre une meilleure détection automatique. La notion d'apprentissage pourrait être introduite.

Le calibrage idéal devrait aussi tenir compte du plus grand nombre de cas possibles. En cela, l'échantillon utilisé pour notre calibrage aurait pu contenir un plus grand nombre de patients. Mais l'ajout de patients rend nécessaire l'utilisation de méthodes plus formelles qui permettent de tenir compte de toutes les particularités des patients. Notre calibrage pourrait donc certainement être amélioré.

Certaines conditions connues compliquent la détection de repères sur le tronc, et empêchent d'assurer une détection automatique complètement fiable :

- La position des repères varie d'un patient à l'autre, en fonction de la morphologie;
- Le tronc n'est pas toujours bien aligné avec le repère centré sur le barycentre ;
- La taille des repères est variable d'un patient à l'autre ;
- Certains repères sont invisibles sur le tronc de certains patients :
 - o L'embonpoint dissimule la forme du squelette,
 - o La maigreur peut empêcher la détection des repères qui ne sont pas reliés au squelette, comme les mamelons ou le nombril,

- La morphologie antérieure du tronc change de manière importante en fonction du sexe,
- Certaines morphologies particulières rendent inutilisables les algorithmes généralement valables sur la plupart des troncs.

Afin d'améliorer la détection de repères, il serait très intéressant de développer une mesure de symétrie par tranche, qui permettrait une meilleure détection des repères qui se trouvent sur le plan de symétrie sagittal du tronc, comme la vallée dorsale, la proéminence vertébrale, la fourchette sternale, et le nombril. Cette mesure pourrait être construite à l'aide de la courbure, en trouvant les points des tranches autour desquels les valeurs de courbures sont symétriques.

Un des défis de la recherche des repères consiste à trouver le nombre de niveaux de voisinage optimal pour faire ressortir le relief voulu de la surface. Autant il est nécessaire d'utiliser plus d'un niveau pour réduire les effets du bruit sur les calculs, autant il pourrait être intéressant d'agrandir le voisinage lors de la recherche de zones dont les caractéristiques de courbure sont vues de manière plus vaste. L'augmentation du niveau de voisinage a toutefois tendance à réduire l'influence des reliefs de plus petite taille. Un exemple: la zone entre les omoplates est une zone de courbure moyenne négative, prise à grande échelle. Cela n'empêche pas cette zone d'inclure plusieurs petites zones de courbure positive.

Il serait possible d'adapter le niveau de voisinage à la taille des repères recherchés. Il faudrait comparer la dimension des repères à une distance $D = 2N * L$, où N est le niveau de voisinage utilisé et L la longueur moyenne des arêtes du maillage. Il y aurait alors moyen d'utiliser un niveau de voisinage adapté à la taille des repères.

4.5.2 *La corrélation*

Aucun protocole formel n'a été utilisé pour faire le recalage des structures de la vallée et de la colonne vertébrale. Le patient, lors de l'acquisition des radiographies, n'est pas soumis aux mêmes contraintes de position que lors de l'acquisition de la topographie de surface. Des résultats de corrélation plus poussés nécessiteront que le positionnement du patient soit semblable pour les deux acquisitions. Pour ces raisons, les résultats obtenus pour la corrélation doivent être interprétés avec prudence.

Il est aussi important de mentionner que l'échantillon utilisé pour les essais de corrélation est trop petit. Nous avons choisi le plus grand nombre de patients souffrant de scoliose idiopathique adolescente classée Lenke 1. Certaines des corrélations obtenues ne sont pas significatives. Un échantillon plus grand aurait peut-être permis de rendre les corrélations significatives.

L'angle de déformation utilisé pour la corrélation est mesuré à partir de la projection de la courbe sur le plan de régression. Or cette mesure de déformation n'est pas habituelle. Il aurait peut-être été plus intéressant aux yeux des praticiens d'étudier la corrélation de l'angle de Cobb, mesure généralement utilisée par les orthopédistes pour l'évaluation des déformations. Cette étude aurait pu donner une correspondance directe entre les angles externes et les angles internes, et répondre à un besoin des praticiens. Nous avons plutôt choisi d'utiliser un angle qui mesure la similarité tridimensionnelle des courbes internes et externes. Nous projetons donc les courbes sur des plans de régression qui ne sont soumis à aucune autre contrainte que la position des points de la courbe qu'il sont sensés représenter.

4.5.3 *Avancements par rapport aux travaux précédents*

Notre projet est une suite du projet de Michel Archambault, qui a utilisé les surfaces paramétriques pour évaluer les courbures du tronc, afin de visualiser les repères

anatomiques. Il a été confronté à l'importance du bruit d'acquisition présent sur les modèles de tronc. Ce bruit était présent sur les surfaces générées et les résultats de courbure en ont souffert.

Notre approche a été justifiée par la volonté d'utiliser une approche plus locale pour la reconstruction de la courbure. Au lieu de dépendre d'un certain nombre de points de contrôle sur les surfaces paramétriques, nos méthodes dépendent du voisinage des sommets sur le maillage. Cette méthode permet d'adapter rapidement la recherche de repères, en particulier par rapport à la réduction du bruit.

Le plus grand avancement offert par ce projet, par rapport à celui d'Archambault, a été le développement d'un outil de détection automatique des repères. En cela, ses résultats diffèrent des nôtres. À une détection visuelle, nous avons ajouté une détection automatique. La détection automatique permet de déterminer la position des repères, et éventuellement de faire des mesures qui peuvent servir en clinique. Nous avons concentré notre attention sur la détection de la vallée dorsale et avons détecté une corrélation entre la déformation de la vallée et celle de la colonne vertébrale. Ces derniers résultats ouvrent la porte à une première application clinique de la détection de repères.

4.5.4 Développement de scolioRepere

Un outil logiciel destiné à la détection des repères doit fournir au spécialiste la possibilité d'ajuster les résultats de la détection. Cette possibilité est actuellement offerte, mais d'une manière limitée. L'utilisation de l'outil par les spécialistes dans leurs activités cliniques permettrait le développement de fonctionnalités utiles et adaptées aux activités de la clinique.

Conclusion et recommandations

Nous avons développé une méthode de détection automatique de repères anatomiques à partir de la mesure de la courbure de la géométrie externe du tronc humain. Plusieurs objectifs plus spécifiques étaient visés à l'origine de ce projet.

Le premier objectif spécifique était de proposer et valider une méthode robuste et fiable pour calculer la courbure d'une surface en chaque sommet à partir de la topographie de surface. Nous avons développé une méthode de calcul locale de la courbure pour chaque sommet du maillage, basée sur le voisinage de chaque sommet. Nous avons élaboré une méthode de détermination du voisinage multi-niveau pour chaque sommet du maillage. Nous avons ensuite déterminé la validité de deux méthodes de calcul de la normale équivalente pour chaque sommet à partir du voisinage déterminé précédemment. Nous avons ensuite déterminé deux méthodes distinctes d'ajustement de fonctions analytiques pour déterminer les caractéristiques de courbure. Nous avons décrit les forces et les faiblesses de chacune de ces méthodes et décrit les critères qui permettent de choisir les méthodes les plus appropriées dépendant de la situation. Cet objectif a été atteint.

Le second objectif spécifique du projet visait l'élaboration d'une méthode de détection automatique de repères anatomiques basée sur la courbure de la surface. Pour y arriver, nous avons appliqué une méthode de croissance de région basée sur l'intensité de la courbure sur le maillage du tronc. Cette méthode s'est montrée très efficace pour trouver des groupements de sommets caractérisés par une forme tridimensionnelle distincte. Afin d'arriver à cet objectif, plusieurs mesures de la courbure ont été utilisées. En plus de la courbure moyenne, de la courbure gaussienne, de la norme de Frobenius, des mesures moyennes et des mesures composées ont été conçues dans le but de faciliter la détection de certains repères plus difficiles à détecter. Nous avons aussi déterminé des

paramètres utiles au choix des groupements optimaux. Ces paramètres sont basés sur la position et la forme tridimensionnelles de chaque groupement détecté, et parfois aussi sur la position d'un repère par rapport à un autre. Cet objectif a été atteint.

Le troisième objectif spécifique consistait à valider la méthode de détection automatique sur plusieurs repères anatomiques. Nous avons validé les résultats de la détection sur un échantillon de 21 patients. La méthode de détection s'est montré très efficace, offrant un taux de réussite de 75% des repères. Certains repères sont mieux détectés que d'autres. Aussi, certaines physionomies sont plus propices à l'application d'une méthode de détection automatique. Cet objectif a été atteint avec succès.

Nous avons porté attention particulière sur le repère de la vallée dorsale, qui n'est pas toujours détectée dans sa totalité. Un outil interactif a été développé dans l'application *scolioRepere* pour permettre à un utilisateur d'ajuster la forme de la vallée après la détection automatique.

Un exercice de corrélation des déformations de la vallée dorsale avec celles de la colonne vertébrale a été mené et suggère une corrélation entre les caractéristiques de déformation de la vallée et de la colonne. Ces derniers résultats encouragent le développement de la recherche reliée à la détection automatique de repères sur la géométrie externe du tronc, afin de préciser certaines corrélations déjà trouvées, ou de corrélérer d'autres caractéristiques de déformation.

Nous ferons maintenant quelques recommandations qui pourraient orienter les décisions pour les projets à venir. Pour la détection de repères, la méthode de croissance de région avec double seuillage a montré son efficacité. Mais des essais préliminaires à l'aide de la coupe de graphe ont montré des résultats intéressants aussi. Cependant, nous n'avons pas abordé l'étape de la paramétrisation de cette méthode pour chaque type de repère. Cette

avenue mériterait pourtant une attention spéciale. Aussi, des algorithmes plus robustes doivent être développés pour la détermination des groupes optimaux de certains repères. Les méthodes géométriques utilisées dans ce projet sont efficaces mais ne permettent pas toujours de trouver le groupe optimal de manière fiable.

Les essais de corrélation ont permis de confirmer que certaines caractéristiques de la déformation de la vallée dorsale sont corrélées à celles de la colonne vertébrale. Il est donc fort possible que d'autres indices soient corrélés. Une investigation en ce sens pourrait permettre de trouver de nouvelles corrélations. Aussi, les relations entre les indices corrélés doivent être décrites plus précisément, de manière trouver la relation directe entre les caractéristiques de déformation internes et externes. Aussi, il serait important d'uniformiser le positionnement des patients lors des acquisitions de radiographies et de topographies de surface, dans le but d'offrir des mesures de corrélation plus fiables.

D'autres dispositions devraient être assurées lors des acquisitions de tronc à la clinique de scoliose. Les patients ne devraient porter aucun vêtement sur le tronc. Les patients devraient baisser tout vêtement qui cache le bas du dos, le haut des fesses, et les épines iliaques antérieures. Cela permettrait la détection de repères qui pourraient servir pour la détermination de la position du bassin. Les cheveux devraient être placés de manière à ne pas cacher la surface de la nuque. La tête pourrait être légèrement inclinée vers l'avant de manière à faire ressortir la proéminence vertébrale. Cette position ne doit pas altérer la forme de la colonne vertébrale.

Les dernières recommandations sont reliées à l'application *scolioRepere*, dont l'interface graphique devrait permettre une meilleure interaction avec l'utilisateur. De plus, l'application devrait être assez robuste pour servir dans un cadre clinique. De manière plus technique, les méthodes de détermination et de conservation du voisinage pourraient être simplifiées et accélérées. Il faudrait toutefois trouver un compromis entre

l'utilisation de la mémoire et le temps de calcul. En attendant, l'écriture du voisinage dans un fichier reste une solution acceptable.

Bibliographie

- [1] J. W. Roach, "Adolescent idiopathic scoliosis," *Orthop Clin North Am*, vol. 30, pp. 353-65, vii-viii, 1999.
- [2] M. Archambault, "Modélisation paramétrique de la géométrie externe du tronc pour une analyse automatique des déformations scoliotiques.," in *Génie informatique*, vol. Maîtrise. Montréal: École Polytechnique, 2005.
- [3] W. Frobin and E. Hierholzer, "Analysis of human back shape using surface curvatures," *Journal of Biomechanics*, vol. 15, pp. 379-390, 1982.
- [4] B. Drerup and E. Hierholzer, "Objective determination of anatomical landmarks on the body surface: measurement of the vertebra prominens from surface curvature," *Journal of Biomechanics*, vol. 18, pp. 467-474, 1985.
- [5] E. Hierholzer and B. Drerup, "Shape analysis of the back surface: Automatic localization of anatomical landmarks and assessment of lateral asymmetry," *Stokes/Pekelsky/Moreland: Surface Topography and Spinal deformity IV. Gustav Fischer. Stuttgart, New York*, 1987.
- [6] A. R. Turner-Smith, J. D. Harris, G. R. Houghton, and R. J. Jefferson, "Method for analysis of back shape in scoliosis.," *Journal of Biomechanics*, vol. 21, pp. 497-509, 1988.
- [7] X. Liu, J. Thometz, R. Lyon, and J. Klein, "Functional Classification of Patients With Idiopathic Scoliosis Assessed by the Quantec System: A Discriminant Functional Analysis to Determine Patient Curve Magnitude," *Spine*, vol. 26, pp. 1274-9, 2001.
- [8] C. Goldberg, M. Kaliszer, D. Moore, E. Fogarty, and F. Dowling, "Surface topography, Cobb angles, and cosmetic change in scoliosis.," *Spine*, vol. 26, pp. 55-63, 2001.
- [9] T. D. Gatzke and C. M. Grimm, "Estimating curvature on triangular meshes," *International Journal of Shape Modeling*, vol. 12, pp. 1-28, 2006.
- [10] D. S. Meek and D. J. Walton, "On surface normal and Gaussian curvature approximations given data sampled from a smooth surface," *Computer Aided Geometric Design*, vol. 17, pp. 521-543, 2000.

- [11] E. M. Stokely and S. Y. Wu, "Surface parametrization and curvature measurement of arbitrary 3-D objects: Five practical methods," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, pp. 833-840, 1992.
- [12] N. Dyn, K. Hormann, S.-J. Kim, and D. Levin, "Optimizing 3D triangulations using discrete curvature analysis," in *Mathematical Methods for Curves and Surfaces: Oslo 2000*: Vanderbilt University, 2001, pp. 135-146.
- [13] X. Chen and F. Schmitt, "Intrinsic Surface Properties from Surface Triangulation," in *Proceedings of the Second European Conference on Computer Vision*: Springer-Verlag, 1992.
- [14] E. Hameiri and I. Shimshoni, "Estimating the principal curvatures and the Darboux frame from real 3-D range data," *Systems, Man and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions on*, vol. 33, pp. 626-637, 2003.
- [15] M. Desbrun, M. Meyer, S. P., and A. H. Barr, "Implicit fairing of irregular meshes using diffusion and curvature flow," in *Proceedings of the 26th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*: ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1999.
- [16] P. Csakany and A. M. Wallace, "Computation of Local Differential Parameters on Irregular Meshes," in *Proceedings of the 9th IMA Conference on the Mathematics of Surfaces*: Springer-Verlag, 2000.
- [17] M.-G. Vallet, C. Manole, J. Dompierre, S. Dufour, and F. Guibault, "Numerical comparison of some Hessian recovery techniques," *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 72, pp. 987-1007, 2007.
- [18] T. Surazhsky, E. Magid, O. Soldea, G. Elber, and E. Rivlin, "A comparison of Gaussian and mean curvatures estimation methods on triangular meshes," Taipei, Taiwan, 2003.
- [19] J. Goldfeather and V. Interrante, "A novel cubic-order algorithm for approximating principal direction vectors," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 23, pp. 45-63, 2004.
- [20] I. Douros and B. F. Buxton, "Three-Dimensional Surface Curvature Estimation using Quadric Surface Patches," presented at Scanning 2002 Proceedings, Paris, 2002.
- [21] M. E. Mortenson, *Geometric modeling*. New-York: Wiley, 1985.

- [22] J. Koenderink and A. van Doorn, *Surface shape and curvature scales*, vol. 10: Butterworth-Heinemann, 1992.
- [23] T. Gatzke, C. Grimm, M. Garland, and S. Zelinka, "Curvature maps for local shape comparison," Cambridge, MA, United States, 2005.
- [24] B. Drerup and E. Hierholzer, "Automatic localization of anatomical landmarks on the back surface and construction of a body-fixed coordinate system.," *Journal of Biomechanics*, vol. 20, pp. 961-970, 1987.
- [25] B. O. Twumasi, M. Lefley, D. Claremont, and J. J. Zhang, "Detection of anatomic point landmarks of the surface of the human back using surface curvature," *Medical Image Analysis*, to be published.
- [26] T. Gatzke and C. Grimm, "Feature detection using curvature maps and the min-cut/max-flow algorithm," Pittsburgh, PA, United States, 2006.
- [27] G. Taubin, "Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation," presented at Computer Vision, 1995. Proceedings., Fifth International Conference on, 1995.
- [28] J. L. Jaremko, "Estimation of scoliosis severity from the torso surface by neural networks," in *Department of medical science*, vol. Ph.D. Calgary: University of Calgary, 2001.