

Titre: Détection semi-automatique des contours des côtes à partir de radiographies thoraciques postéro-antérieures de patients scoliotiques
Title:

Auteur: Frédéric Plourde
Author:

Date: 2007

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Plourde, F. (2007). Détection semi-automatique des contours des côtes à partir de radiographies thoraciques postéro-antérieures de patients scoliotiques [Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.
Citation: <https://publications.polymtl.ca/7945/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/7945/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Farida Cheriet, & Jean Dansereau
Advisors:

Programme: Non spécifié
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

DÉTECTION SEMI-AUTOMATIQUE DES CONTOURS
DES CÔTES À PARTIR DE RADIOGRAPHIES THORACIQUES POSTÉRO-
ANTÉRIEURES DE PATIENTS SCOLIOTIQUES

FRÉDÉRIC PLOURDE
INSTITUT DE GÉNIE BIOMÉDICAL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE BIOMÉDICAL)
MARS 2007

© Frédéric Plourde, 2007.



Library and
Archives Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Published Heritage
Branch

Direction du
Patrimoine de l'édition

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file *Votre référence*
ISBN: 978-0-494-29250-1
Our file *Notre référence*
ISBN: 978-0-494-29250-1

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.

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 protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

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

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

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

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


Canada

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

DÉTECTION SEMI-AUTOMATIQUE DES CONTOURS
DES CÔTES À PARTIR DE RADIOGRAPHIES THORACIQUES POSTÉRO-
ANTÉRIEURES DE PATIENTS SCOLIOTIQUES

Présenté par : PLOURDE Frédéric

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. DANSEREAU Jean, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

M. PARENT Stefan, Ph.D., membre

J'aimerais dédicacer cet ouvrage à quatre personnes qui me sont très chères...

À mon amoureuse Cynthia pour l'amour, la patience et la compréhension dont elle a su faire preuve tout au long de ces belles années à travailler sur ce projet.

À ma sœur Geneviève qui a toujours occupé une place spéciale en mon cœur.

À mes parents, Pierre et Yolande, pour leur appui et leur amour inconditionnels. Ils furent et sont encore pour moi une grande source d'inspiration.

REMERCIEMENTS

Je voudrais tout d'abord remercier chaleureusement mes directeurs de recherche, le Dr Farida Cheriet et le Dr Jean Dansereau, tous deux professeurs à l'École Polytechnique de Montréal, pour m'avoir si bien guidé et soutenu lors des différentes étapes de mon projet de recherche. Leurs nombreux commentaires éclairés m'ont plus d'une fois fait réfléchir sur d'importants aspects de ma recherche qui autrement m'auraient échappé. L'heureuse conclusion de ces belles années de travail leur est due en grande partie.

Je tiens également à remercier Philippe Labelle, associé de recherche au Laboratoire Informatique de Scoliose 3D (LIS3D) du centre de recherche du CHU Sainte-Justine à Montréal pour son aide tout au long du processus et pour m'avoir fourni les radiographies thoraciques avec lesquelles j'ai pu peaufiner ma méthode. Il a patiemment tracé ou inspecté les contours de 1056 côtes afin que je puisse procéder à la validation de mes résultats.

Je tiens aussi à remercier l'ensemble des étudiants et associés de recherche du Laboratoire d'Imagerie et de Vision 4D de l'École Polytechnique de Montréal (LIV4D), notamment Jérémie Thériault, Olivier Courchesne, Hervé Lombaert, Philippe Debanné, Jonathan Boisvert, Pascal Fallavollita et Thomas Hurtut pour m'avoir, chacun à leur tour, épaulé, conseillé et diverti.

Je tiens aussi à remercier ma famille immédiate qui m'a toujours poussé à devenir plus libre et plus passionné. Elle fut pour moi une grande source d'inspiration.

Finalement, je tiens à remercier mon amoureuse Cynthia Guérin pour m'avoir accompagné patiemment tout au long de ce beau projet. Que ce soit par son amour inconditionnel, ses encouragements répétés ou ses bons petits plats, Cynthia a su faire en sorte que la charge de travail, parfois titanesque, me paraisse beaucoup moindre.

RÉSUMÉ

La méthode actuelle de reconstruction 3D de la cage thoracique par stéréoradiographie utilisée au centre de recherche du CHU Sainte-Justine effectue l'étape de détection 2D des côtes de façon totalement manuelle par un technicien. Cependant, cette méthode manuelle comporte plusieurs limites qui restreignent ses applications cliniques. Tout d'abord, elle prend un temps considérable (1 à 2 heures avant de passer à l'étape de reconstruction 3D), car elle demande au technicien d'insérer une très grande quantité de points de contrôle. Ensuite, seules les lignes médianes des côtes sont reconstruites en 3D et toute l'information des contours des côtes est perdue. Finalement, la précision de détection 2D des lignes médianes ainsi obtenues est mise en doute, car la technique est dépendante de l'interprétation humaine, alors que la ligne médiane d'une côte est un repère morphologique imaginaire et parfois difficile à tracer *de visu*. Ceci laisse croire que la technique manuelle de détection 2D actuelle ne permet pas de garantir la précision de détection de la ligne médiane en dedans d'une certaine marge d'erreur et ne favorise pas la répétabilité des résultats. L'objectif de ce projet de recherche est donc de concevoir une technique semi-automatique de détection 2D des contours des côtes (et non de la ligne médiane) qui soit précise et robuste, et qui puisse s'appliquer autant à la partie dorsale qu'à la partie ventrale de chacune des 24 côtes de la cage thoracique et ce, dans les deux vues radiographiques postéro-antérieures PA-0° et PA-20°.

On trouve dans la littérature plusieurs méthodes de détection 2D des contours des côtes complètement automatisées, mais elles se limitent toutes à la détection des côtes saines dans des radiographies thoraciques standard 0° (PA-0° ou AP-0°). En plus, la très grande majorité de ces méthodes, pour contraindre leur espace de recherche, se basent sur des *a priori* morphologiques qui supposent les côtes tantôt horizontales au niveau de la zone pulmonaire, tantôt éloignées les unes des autres par une distance intercostale constante, tantôt respectant un modèle morphologique statistique faisant intervenir un très faible nombre de paramètres. Lorsqu'on a affaire à des côtes scoliotiques, cependant,

l'ensemble de ces *a priori* sont invalidés ou deviennent très difficiles à maintenir. C'est la raison pour laquelle une nouvelle méthode de détection à caractère semi-automatique fut développée dans le présent projet. En effet, la très grande variabilité de la morphologie de la cage thoracique d'un patient scoliotique à l'autre laisse croire qu'une approche de détection semi-automatique avec possibilité de correction manuelle en post-traitement s'avère une avenue plus prometteuse qu'une approche complètement automatisée.

La méthode proposée s'appuie sur le fait que l'image 2D radiographique d'une côte, peu importe le degré de déformation scoliotique, aura toujours des bords supérieur et inférieur relativement parallèles entre eux. La méthode utilise une approche de suivi de contours avec branchements multiples. Pour chacune des côtes à détecter, l'utilisateur doit d'abord insérer quatre points de contrôle, qu'il situe aux deux extrémités de la côte, sur les contours inférieur et supérieur. Ensuite, quatre processus de suivi de contours sont initialisés à partir de ces quatre points de départ et pour chacun, un arbre de suivi de contours est obtenu. L'originalité de la technique repose sur le fait que le processus de suivi de contours conçu a la faculté de suivre simultanément plusieurs embranchements de contours significatifs. Le contour final est obtenu en traitant les quatre arbres de suivi de contours de manière à retenir la solution décrivant le couple de contours (contours inférieur et supérieur) le plus parallèle. Par ailleurs, dans l'approche semi-automatique utilisée, on a également conçu une étape *a posteriori* de correction manuelle des côtes. L'utilisateur peut donc délimiter les côtes n'ayant pas pu être détectées ou corriger manuellement celles qui lui semblent avoir été mal détectées.

La méthode fut testée à l'aide de 44 radiographies thoraciques de patients scoliotiques dont l'ensemble des côtes furent marquées *a priori* par un expert en radiologie. Aussi, chacune des radiographies fut préalablement classée en bonne, moyenne ou mauvaise qualité en tenant compte de plusieurs caractéristiques radiographiques. L'analyse des résultats montre que la méthode proposée est bien adaptée à la détection des contours de

côtes scoliotiques. La précision moyenne de détection 2D obtenue est de 2,64 pixels. Comparée à la littérature, la méthode proposée est plus précise tout en étant plus flexible. Aussi, l'un de ses principaux avantages est sa capacité à détecter les parties ventrales des côtes et de pouvoir s'appliquer à l'ensemble des 24 côtes de la cage thoracique. Par ailleurs, lorsque l'on considère les différentes qualités radiographiques séparément, la précision passe de 3,60 pixels, à 2,71 pixels et à 1,97 pixels pour les qualités mauvaise, moyenne et bonne respectivement. Par ailleurs, en ce qui concerne la robustesse générale, 93% des côtes marquées furent efficacement détectées, parmi lesquelles 27% ont nécessité des corrections manuelles mineures et 5%, des corrections majeures. 61% des côtes détectées n'ont nécessité aucune correction, et leur précision moyenne de détection 2D associée est de 1,5 pixels. Le temps usager moyen pour marquer les côtes d'une paire de radiographies est de moins de 12 minutes et celui pour effectuer la correction manuelle est d'environ 17 minutes. La méthode proposée prend donc à l'utilisateur 10 fois moins de temps qu'avec l'ancienne méthode manuelle, ou 4 fois moins de temps qu'avant lorsqu'on considère l'étape de correction manuelle.

La principale contribution des travaux présentés dans ce mémoire est de permettre de détecter précisément le contour même des côtes scoliotiques au lieu de se limiter à leur ligne médiane, et ce en réduisant le travail du technicien. En proposant une amélioration de la précision et de la répétabilité de la détection 2D à l'intérieur de la technique de reconstruction 3D des côtes, ces travaux contribuent directement à l'effort de diminution de la dose de radiation infligée aux patients scoliotiques lors de suivis cliniques et, par le fait même, ouvrent aussi la voie vers une toute nouvelle technique de reconstruction 3D qui s'appliquerait non pas uniquement à reconstruire des modèles filaires, à partir des lignes médianes, mais bien des modèles surfaciques à partir de la détection des contours effectifs des objets à reconstruire.

ABSTRACT

The method for stereoradiographic 3D reconstruction of the rib cage currently used at CHU Sainte-Justine research center implements a completely manual 2D detection step done by a technician. This manual detection method, however, has weaknesses which limit its clinical applications. First of all, it is prohibitively time-consuming for the user, who needs from 1 to 2 hours (before the 3D reconstruction step) to insert all the numerous starting points. Secondly, only rib midlines are reconstructed with the manual method and information from actual rib borders is lost. Finally, the 2D accuracy of the detected rib midlines is questioned by itself, because the method relies on human interpretation of the midlines' locations whereas the rib midline is an imaginary morphological feature and is sometimes very hard to pinpoint bare-eyed. This allows us to believe that the method's 2D detection accuracy cannot be guaranteed within some range, due to its manual nature, nor can we make sure for now that the results are repeatable. The current research project's main objective is to develop and implement a novel semi-automatic method for 2D detection of actual scoliotic rib borders that would be accurate and robust whereas being applicable to both dorsal and ventral portions of all 24 ribs of the rib cage, using both postero-anterior views PA-0° and PA-20°.

Literature on that matter contains a lot of fully automatic methods for detecting actual rib contours, but they limit themselves to detecting normal, non-scoliotic ribs in standard zero-angle thoracic radiographs (PA-0° ou AP-0°). In addition, most of those methods, in order to constrain their search space, rely on shape priors stating that the ribs are oriented horizontally in the lung area or that the intercostal space is constant from one rib to another or even that the rib cage morphology can be predicted by a morphological statistical model with a limited number of parameters. In the scoliosis context, however, all of these priors become invalid or inappropriate. This is the reason why a new 2D rib detection method, that is semi-automatically driven, was developed in the current project. In fact, great variations in ribcage morphologies from one scoliotic patient to

another indicate that a semi-automatic detection approach with manual correction capabilities in a corrective post-processing step would be more suitable than a fully automated approach.

The proposed method is based on the fact that a radiographic rib, no matter how bent it is, will always present relatively parallel upper and lower borders. The method uses an edge-following approach with multiple-path branching. For each rib to detect, the user has to insert four starting points, which are to be located at both rib extremities, on both upper and lower borders. Then, four edge-following processes, initiated from these four starting points, each form an edge-following tree graph by the end of the algorithm. The novelty of the method is its ability to follow multiple promising paths simultaneously. The final rib border solution is obtained by processing the four edge-following trees and by retaining the most parallel pair of borders (upper and lower). Besides, in the semi-automatic context, we also designed manual correction of the ribs as a post-processing step. The user is then able to manually delineate ribs that were missed during edge-following execution, or can manually correct those which seem to have been incorrectly detected.

The method was tested on 44 chest radiographs of scoliotic patients for which all the ribs were *a priori* marked by an expert. Also, each of these radiographs were classified beforehand as good, regular or poor quality, by taking many image characteristics into account. Analysing the results, we note that the method is well suited for actual border detection of scoliotic ribs. The average 2D detection accuracy is 2,64 pixels. When compared to previous studies in literature, the proposed method is more accurate and flexible. Also, what comes out as a great asset is its ability to detect both ventral and dorsal parts of the ribs, whereas being applicable to all the 24 ribs of the rib cage. Besides, when considering the different quality levels separately, the accuracy changes from 3,60 pixels, to 2,71 pixels and to 1,97 pixels for poor, regular and good quality levels, respectively. Analysing the robustness, we observe that 93% of all the marked

ribs were effectively detected, among which 27% required minor manual corrections in a post-processing step and 5% required major corrections by the user. 61% of the detected ribs did not require any correction and their associated average 2D accuracy is 1,5 pixels. The average user time for marking all the ribs on a pair of radiographs is less than 12 minutes and the one for manual correction step, about 17 minutes. The proposed method is thus 10 times faster than the previous manual one, or 4 times faster when considering the manual correction step.

The main contribution of this work is to give us the ability to accurately detect the actual borders of scoliotic ribs instead of limiting ourselves to their midlines. By enhancing the 2D detection accuracy and repeatability inside the 3D reconstruction work frame, the present study directly contributes to the efforts done towards decreasing radiation doses inflicted to patients during follow-ups, and at the same time, it calls for a totally new 3D reconstruction technique that would provide us with more personalized 3D models, considering that full information from rib borders would be used instead of just fitting generic rib 3D models onto reconstructed rib midlines.

TABLE DES MATIÈRES

Dédicace.....	iv
Remerciements.....	v
Résumé.....	vi
Abstract.....	ix
Table des matières.....	xii
Liste des tableaux.....	xvi
Liste des figures.....	xvii
Liste des sigles et abréviations.....	xxi
Introduction.....	1
CHAPITRE 1 - Revue de littérature.....	4
1.1 Anatomie du squelette du tronc.....	4
1.1.1 Colonne vertébrale.....	4
1.1.2 Cage thoracique.....	7
1.1.3 Bassin.....	9
1.2 Scoliose.....	9
1.2.1 Définition de la scoliose.....	9
1.2.2 Anatomie radiologique de la scoliose.....	11

1.2.2.1	Déformations induites à la colonne vertébrale.....	12
1.2.2.2	Déformations induites à la cage thoracique	13
1.2.2.3	Éléments particuliers de déformation 2D.....	14
1.2.3	Évaluation des déformations scoliotiques.....	17
1.2.3.1	Examen clinique.....	18
1.2.3.2	Examen radiologique	19
1.2.3.3	Évaluation 3D.....	19
1.2.4	Traitement des déformations scoliotiques.....	20
1.2.4.1	Exercices de renforcement sous suivi clinique	20
1.2.4.2	Port du corset	20
1.2.4.3	Chirurgie orthopédique	21
1.3	Reconstruction 3D par stéréoradiographie.....	22
1.4	Détection automatique des côtes.....	24
1.4.1	Détection automatique des côtes saines	24
1.4.1.1	Filtrage spatial global.....	26
1.4.1.2	Analyse des profils verticaux	31

1.4.1.3	Transformée de Hough.....	33
1.4.1.4	Ajustement de courbes paramétriques	36
1.4.1.5	Contours actifs	39
1.4.1.6	Modèles statistiques déformables	41
1.4.2	Détection automatique des côtes scoliotiques.....	44
1.5	Objectifs de recherche.....	44
CHAPITRE 2 - Détection semi-automatique des contours de côtes scoliotiques à partir de radiographies thoraciques postéro-antérieures.		46
2.1	Présentation de l'article.....	46
2.2	Semi-Automatic Detection of Scoliotic Rib Borders From Postero-anterior Chest Radiographs	46
2.2.1	Introduction.....	46
2.2.2	Materials and Methods.....	48
2.2.2.1	Overview	48
2.2.2.2	Radiographic materials and data acquisition system	49
2.2.2.3	User interaction	49
2.2.2.4	Multiple-path edge-following	50

2.2.2.5	Duplicate paths removal.....	64
2.2.2.6	Perceptual parallelism	67
2.2.2.7	Validation methods	71
2.2.3	Results and discussion	72
2.2.4	Conclusion	81
CHAPITRE 3 - Éléments complémentaires de méthodologie		82
3.1	Suppression des objets de calibrage	82
3.2	Récupération automatique des côtes incomplètes.....	85
3.3	Interface graphique et correction manuelle.....	90
3.4	Méthode de validation.....	91
CHAPITRE 4 - Résultats complémentaires		93
4.1	Résultats visuels additionnels	93
4.2	Résultats comparatifs selon le niveau de correction manuelle	97
4.3	Temps de calcul.....	101
CHAPITRE 5 - Discussion générale.....		102
Conclusion		107
RÉFÉRENCES.....		112

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 – Résultats de détection.....73

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 – Vertèbre thoracique	5
Figure 1-2 – Empilement des vertèbres et des disques intervertébraux.....	6
Figure 1-3 – Les différents niveaux vertébraux du rachis.....	6
Figure 1-4 – Cage thoracique et classes costales	7
Figure 1-5 – Côte	8
Figure 1-6 – Bassin	9
Figure 1-7 – Tridimensionnalité des déformations scoliotiques.....	10
Figure 1-8 – Anatomie radiologique de la scoliose	12
Figure 1-9 – Déformations induites à la colonne vertébrale	13
Figure 1-10 – Déformations induites à la cage thoracique	14
Figure 1-11 – Verticalisation et aplanissement des côtes	15
Figure 1-12 – Côtes aux contours irréguliers et section costale visible.....	16
Figure 1-13 – Fort chevauchement intercostal et distance intercostale nulle	17
Figure 1-14 – L’examen clinique.....	18
Figure 1-15 – Mesure de l’angle de Cobb.....	19

Figure 1-16 – Corset rachidien à trois valves	21
Figure 1-17 – Morphologie d’une adolescente scoliotique.....	22
Figure 1-18 – Résultat de détection des côtes par Toriwaki, Suanega <i>et al.</i> (1973).....	27
Figure 1-19 – Résultat partiel de détection des côtes de Persoon (1976)	29
Figure 1-20 – Résultat de détection des côtes de Persoon (1976).....	30
Figure 1-21 – Résultat de détection des côtes de Souza (1982).....	32
Figure 1-22 – Résultat de détection des côtes de Wechsler (1977)	35
Figure 1-23 – Résultat de détection des côtes de Sanada <i>et al</i> (1991)	38
Figure 1-24 – Résultat de détection des côtes de Yue et Goshtasby <i>et al</i> (1995).....	41
Figure 1-25 – Résultat de détection des côtes de Ginneken et Romeny (2000)	43
Figure 2-1 – Schéma-bloc de la méthode proposée	49
Figure 2-2 – Les quatre points de contrôle requis par côte	50
Figure 2-3 – Méthode proposée de suivi de contours multiples	51
Figure 2-4 – Filtre anisotropique utilisé dans l’étape de filtrage directionnel	52
Figure 2-5 – Image en relief produite par le filtrage directionnel.....	54
Figure 2-6 – Atténuation des chevauchements	55

Figure 2-7 – Branchements multiples	56
Figure 2-8 – Filtrage directionnel et projection angulaire partielle	57
Figure 2-9 – Influence de n sur la largeur et la profondeur de l'arbre de détection.....	59
Figure 2-10 – Distribution des pics.....	61
Figure 2-11 – Modèle de classification des pics	63
Figure 2-12 – Règles de décision dans le choix des pics à suivre.....	64
Figure 2-13 – Phénomène du contour costal épais	65
Figure 2-14 – Problème de la duplication des chemins	66
Figure 2-15 – Fonction de largeur costale.....	69
Figure 2-16 – Avant et après la détection des côtes.....	75
Figure 2-17 – Distribution de l'erreur de détection	77
Figure 2-18 – Distribution de l'erreur de détection (échelle logarithmique).....	77
Figure 2-19 – Distribution de l'erreur pour l'ensemble réduit.....	79
Figure 2-20 – Distances moyennes absolues pour l'ensemble complet.....	79
Figure 2-21 – Distances moyennes absolues pour l'ensemble réduit	80
Figure 3-1 – Différents objets de calibrage visibles sur une radiographie thoracique.....	82

Figure 3-2 – Deux exemples de suppression des objets de calibrage	84
Figure 3-3 – Algorithme de récupération des côtes incomplètes	86
Figure 3-4 – Récupération automatique d'une côte incomplète	87
Figure 3-5 – Problème de la création de « fausses côtes »	89
Figure 3-6 – L'Interface graphique RbDgui	90
Figure 3-7 – Un exemple d'image de validation	91
Figure 4-1 – Quatre bons résultats visuels	94
Figure 4-2 – Quatre moyens résultats visuels	95
Figure 4-3 – Les quatre moins bons résultats visuels	96
Figure 4-4 – Répartition des côtes après l'étape de correction manuelle	98
Figure 4-5 – Résultats comparatifs entre différentes qualités radiographiques pour les côtes ayant subi des corrections majeures	99
Figure 4-6 – Résultats comparatifs entre différentes qualités radiographiques pour les côtes ayant subi des corrections mineures	99
Figure 4-7 – Résultats comparatifs entre différentes qualités radiographiques pour les côtes n'ayant subi aucune correction	100
Figure 4-8 – Précision moyenne de détection, en pixels, pour toutes les qualités radiographiques confondues APRÈS l'étape de correction manuelle	101

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

2D	:	Deux dimensions
3D	:	Trois dimensions
ACP	:	Analyse en Composantes Principales
B	:	Début de la côte (<i>Beginning of the rib</i>)
γ	:	Magnitude du filtrage anisotrope
$\Gamma(k)$:	Fonction de largeur d'une côte (<i>rib width function</i>)
C1, ..., C20	:	Côtes de niveau 1, ..., 20
CHU	:	Centre Hospitalier Universitaire
CPU	:	Microprocesseur (<i>Central Processing Unit</i>)
δ	:	Facteur d'échelle du filtrage anisotrope
d	:	Distance euclidienne entre deux chemins Q_1 et Q_2
d_s	:	Distance seuil entre deux chemins Q_1 et Q_2
DLT	:	<i>Direct Linear Transform</i>
ε_i	:	Déviaton du pic i par rapport au centre θ_f du <i>PAP</i>

E	:	End of the rib (<i>fin de la côte</i>)
E_{int}	:	Energie interne selon Kass et al. (1987)
f	:	Fonction quelconque
$g(x,y)$:	L'image filtrée
$g^\theta(x,y)$:	L'image filtrée selon l'angle θ
$g^\perp(x,y)$:	L'image filtrée perpendiculairement à θ_f
$h(x,y)$:	Masque de convolution
I	:	Bord interne de la côte (<i>Inner side of the rib</i>)
λ	:	Le "pas" du suivi de contours
A_i	:	Aire relative du pic i
LAT	:	Vue latérale gauche
LAR	:	Moindre résidu absolu (<i>Least Absolute Residual</i>)
LIS3D	:	Laboratoire Informatique de Scoliose 3D
LIV4D	:	Laboratoire d'Imagerie et de Vision 4D
LMS	:	Plus petits carrés moyens (<i>Least Mean Squares</i>)
μ	:	Niveau de gris moyen

V_i^j	:	$i^{\text{ème}}$ noeud visité au niveau j
N	:	Nombre total de nœuds visités par suivi de contours
n	:	Nombre de nœuds suivis à un embranchement quelconque
\mathbb{N}^+	:	Ensemble des entiers positifs
O	:	Outer side of the rib (<i>bord externe de la côte</i>)
$p_n(\mathbf{x})$:	Densité de Parzen en fonction du vecteur d'attributs \mathbf{x}
$PA-0^\circ$:	Postéro-Antérieur 0 degré
$PA-20^\circ$:	Postéro-Antérieur 20 degrés
PAP	:	Projection angulaire partielle (<i>Partial angular Projection</i>)
PPC	:	Critère de parallélisme perceptuel (<i>Perceptual Parallelism Criterion</i>)
PSD	:	Photoshop Document. Format de fichier image de Photoshop
p_{ib}	:	Point de contrôle interne (I) de début (B) de côte
p_{ob}	:	Point de contrôle externe (O) de début (B) de côte
p_{ie}	:	Point de contrôle interne (I) de fin (E) de côte
p_{oe}	:	Point de contrôle externe (O) de fin (E) de côte
$P_{T_{ib}}$:	Ensemble de tous les chemins <i>RTL</i> extraits de l'arbre T_{ib}

$P_{T_{ob}}$:	Ensemble de tous les chemins <i>RTL</i> extraits de l'arbre T_{ob}
$P_{T_{ie}}$:	Ensemble de tous les chemins <i>RTL</i> extraits de l'arbre T_{ie}
$P_{T_{oe}}$:	Ensemble de tous les chemins <i>RTL</i> extraits de l'arbre T_{oe}
Q	:	Chemin constitué d'un ensemble de nœuds
Q_i	:	Ensemble de tous les chemins en intersection entre $P_{T_{ib}}$ et $P_{T_{ie}}$
Q_o	:	Ensemble de tous les chemins en intersection entre $P_{T_{ob}}$ et $P_{T_{oe}}$
R	:	Portée de balayage de l'algorithme de suivie de contours
RbDgui	:	<i>Rib Detection Graphical User Interface</i>
RMSE	:	Écart quadratique moyen (<i>Root-Mean Square Error</i>)
RTL	:	Racine-à-feuille (<i>Root-to-Leaf</i>)
RTR	:	Racine-à-racine (<i>Root-To-Root</i>)
σ	:	Critère de parallélisme perceptuel (PPC)
θ	:	Orientations du filtrage anisotropique
θ_B	:	Angle de départ du début (B) de la côte
θ_E	:	Angle de départ de la fin (E) de la côte
θ_f	:	Angle en cours utilise dans le suivi de contour

$\theta_{P,i}$:	Angle du sommet du pic i
$\theta_{L,i}$:	Angle limite gauche du pic i
$\theta_{R,i}$:	Angle limite droit du pic i
τ	:	Angle de balayage de l'algorithme de suivi de contours
T	:	Arbre n-aire à une racine
T_{ib}	:	Arbre obtenu à partir du suivi de contours en partance de p_{ib}
T_{ob}	:	Arbre obtenu à partir du suivi de contours en partance de p_{ob}
T_{ie}	:	Arbre obtenu à partir du suivi de contours en partance de p_{ie}
T_{oe}	:	Arbre obtenu à partir du suivi de contours en partance de p_{oe}
TIFF	:	<i>Tagged Image File Format</i> . C'est un format d'image numérique
x_f	:	Coordonnée en x de la position en cours dans le suivi de contours
y_f	:	Coordonnée en y de la position en cours dans le suivi de contours
w	:	Largeur moyenne de la côte en cours
ω_1	:	Classe des « bons » pics
ω_2	:	Classe des « mauvais pics »
ω_3	:	Classe des pics « ambigus »

INTRODUCTION

La stéréoradiographie est une technique qui consiste à reconstruire une structure en trois dimensions (3D) à l'aide de deux radiographies du même objet prises à partir de points de vue différents. À l'hôpital Sainte-Justine de Montréal, cette technique est utilisée de façon routinière pour faire le suivi des déformations des structures osseuses de patients scoliotiques. À tous les six mois, trois radiographies sont prises afin de produire un modèle 3D personnalisé du patient incluant entre autres la colonne vertébrale et la cage thoracique. Cependant, le but ultime est de réduire autant que possible la dose de radiation infligée au patient lors d'un suivi clinique. Conséquemment, les laboratoires de recherche LIS3D du CHU Sainte-Justine et LIV4D du département de génie informatique de l'École Polytechnique de Montréal, mènent actuellement des projets de recherche visant à assurer le suivi clinique de ces patients en tentant d'estimer les déformations scoliotiques internes uniquement à partir de l'évaluation des déformations externes du tronc acquises à l'aide de scanners 3D optiques inoffensifs. Une reconstruction initiale 3D précise des structures osseuses est donc nécessaire à ces méthodes d'inférence. Cependant, la précision du modèle actuel de prédiction des déformations des structures osseuses à partir des déformations de la géométrie externe du tronc reste limitée, car il n'intègre que la colonne vertébrale, alors qu'on sait que la cage thoracique joue un rôle important dans la biomécanique de la scoliose et dans la modification de l'aspect externe du tronc. L'amélioration de la précision de détection 2D des côtes nous permettrait sans doute d'incorporer de meilleurs modèles 3D reconstruits de la cage thoracique dans le modèle biomécanique déjà en place et améliorerait donc notre capacité à corréler l'interne et l'externe afin, ultimement, de réduire la nécessité de recourir à la radiographie dans le suivi de la scoliose. Ceci permettrait alors de réduire pour le patient le risque de tumeurs associé au cumul de la dose de radiation durant le suivi clinique.

Il est donc crucial de détecter précisément la position 2D de l'objet à reconstruire dans chacune des deux vues radiographiques utilisées. Dans la littérature, un grand nombre de solutions ont été proposées afin de détecter les côtes à partir de radiographies de patients sains. Cependant, dans le cas de la scoliose, la littérature reste pratiquement muette. Présentement, au centre de recherche du CHU Sainte-Justine à Montréal, à partir de radiographies de patients scoliotiques, on effectue l'étape de détection 2D de façon complètement manuelle. À l'aide d'une interface graphique informatique, un technicien insère onze points de contrôle qu'il tente de répartir sur la ligne médiane de chaque côte considérée et ce, dans les deux vues postéro-antérieures PA-0° et PA-20°. Ce n'est pas facile à faire manuellement pour diverses raisons. D'une part, la ligne médiane n'est pas un repère visuel réel présent dans l'image radiographique de la côte, c'est une abstraction géométrique. Pour l'identifier, il faut donc l'imaginer. D'autre part, la ligne médiane d'une côte radiographiée n'est pas toujours évidente à identifier à l'œil nu à cause des occlusions et des pertes de contraste inhérentes au principe de projection radiographique. Il est donc raisonnable de penser que ces caractéristiques puissent diminuer de façon générale la précision actuelle de détection 2D des côtes. Par ailleurs, on rappelle ici que, dans la présente méthode, seule la ligne médiane de chaque côte est reconstruite. Après reconstruction, on obtient donc un modèle 3D filaire où toute l'information personnalisée des contours des côtes est ignorée et perdue. Finalement, le temps de détection manuelle est une autre limite de la présente technique. Si l'on considère l'ensemble des vingt-quatre côtes, une reconstruction 3D de la cage thoracique, comme elle se fait présentement, demande au technicien d'insérer 528 points de contrôle. Typiquement, pour un utilisateur expérimenté, cette étape de détection manuelle prend de une à deux heures. Ce niveau de supervision et le temps de détection associé s'appliquent donc mal au contexte clinique.

L'objectif principal de ce projet de recherche consiste donc à développer et valider une technique de détection semi-automatique des contours des côtes à partir de paires de radiographies postéro-antérieures PA-0° et PA-20° qui soit précise, robuste, et qui puisse

tenir compte de l'information de contours disponible (au lieu des lignes médianes) sans pour autant être grandement supervisée.

Le présent mémoire se subdivise en cinq chapitres. Tout d'abord, une revue de littérature permet de comprendre les concepts sur lesquels le projet s'étaye. Ensuite, le second chapitre se compose d'un article scientifique écrit en anglais et soumis en mars 2007 à la revue *IEEE Transactions on Medical Imaging*. Cet article constitue le cœur du mémoire. Il comporte une brève introduction, la méthodologie proposée, les résultats obtenus, une brève discussion ainsi qu'une conclusion. Le troisième chapitre du mémoire présente des éléments complémentaires de méthodologie n'ayant pas pu faire partie de l'article pour des raisons de concision. Le quatrième chapitre présente les résultats complémentaires, associés aux éléments méthodologiques du chapitre trois, et n'ayant pas pu, eux non plus, faire partie de l'article. Ensuite, le cinquième chapitre reprend les éléments importants issus de l'article et des éléments complémentaires et constitue la discussion générale du mémoire. Finalement, une conclusion vient boucler le discours et des recommandations pour les travaux ultérieurs sont émises.

CHAPITRE 1 - REVUE DE LITTÉRATURE

Le texte qui suit constitue la revue de littérature des connaissances relatives au présent sujet de recherche. La première section présente tout d'abord une brève revue anatomique des différentes structures intervenant dans l'imagerie radiographique de la cage thoracique. Ensuite, la scoliose est définie et son évaluation clinique est détaillée. Les différentes modalités de traitement des déformations scoliotiques font l'objet d'une autre section qui présente du même coup la pertinence de l'étude. Aussi, afin de permettre au lecteur de comprendre les problématiques associées à la détection des côtes scoliotiques, l'anatomie radiologique de la scoliose est détaillée brièvement, avec radiographies à l'appui. Par la suite, l'essentiel de la technique de reconstruction 3D par stéréoradiographie est expliqué puis, afin de mettre en lumière les raisons qui ont poussé l'auteur à développer une méthode générale et semi-automatique, le chapitre se poursuit par la revue de la littérature disponible à propos de la détection automatique des côtes saines, puis des côtes scoliotiques. Finalement, les objectifs de recherche du présent projet sont détaillés dans la dernière section du chapitre.

1.1 Anatomie du squelette du tronc

Le squelette du tronc chez l'humain est principalement composé de trois parties : la colonne vertébrale, le thorax et le bassin. Dans ce qui suit, nous nous concentrerons sur chacune de ces trois structures et en présenterons les principales composantes anatomiques. Des vues radiographiques accompagneront également les dessins schématisés afin de préparer le lecteur à ce qui suit.

1.1.1 Colonne vertébrale

La colonne vertébrale, ou rachis, relie le crâne au bassin et constitue l'axe vertical du squelette. Résistante et flexible, la colonne vertébrale est composée d'une série de corps

osseux empilés que l'on nomme vertèbres (Figure 1-1). Ces vertèbres sont séparées entre elles par des disques cartilagineux appelés disques intervertébraux (Figure 1-2). Le nombre de vertèbres est considéré comme assez constant, quoique des variations puissent quelques fois être observées. Chez un adulte, on dénombre de 33 à 35 vertèbres se divisant en cinq segments : cervical, thoracique, lombaire, sacré et coccygien (Figure 1-3). Selon Shier et Butler (2004), on distingue habituellement 7 vertèbres cervicales, 12 vertèbres thoraciques, 5 vertèbres lombaires, 5 vertèbres sacrées et 4 vertèbres coccygiennes. Les vertèbres thoraciques sont celles auxquelles des côtes se rattachent. Chacune des vertèbres possède un corps vertébral (1) possédant deux faces horizontales, l'une supérieure (2), l'autre inférieure (3), le foramen vertébral (4), orifice circulaire qui loge la moelle épinière, une saillie médiane et postérieure nommée apophyse épineuse (5), deux éminences horizontales et transversales nommées apophyses transversales (6) et finalement, quatre saillies verticales, les apophyses articulaires (7), qui s'articulent aux vertèbres voisines.

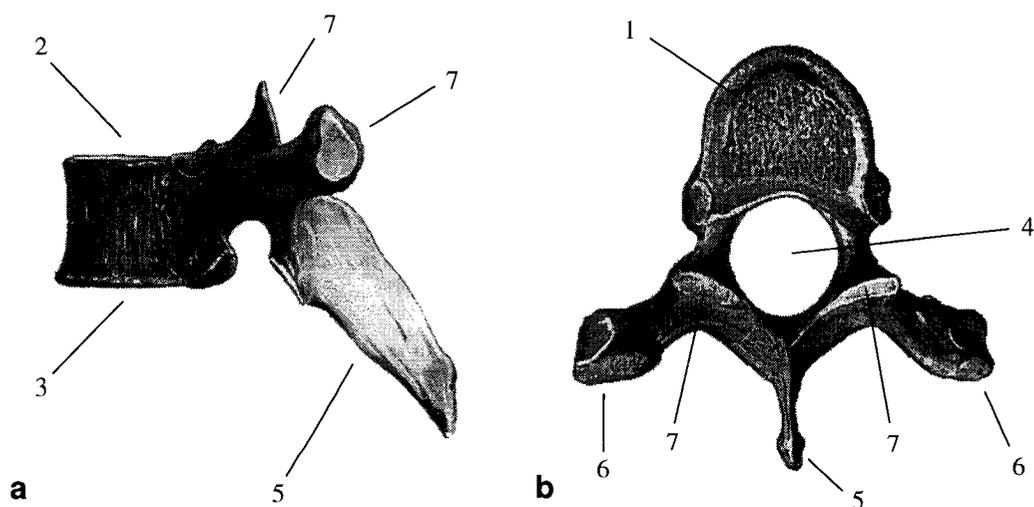


Figure 1-1 – Vertèbre thoracique. Vues (a) latérale et (b) axiale (Rouvière & Delmas, 2000)

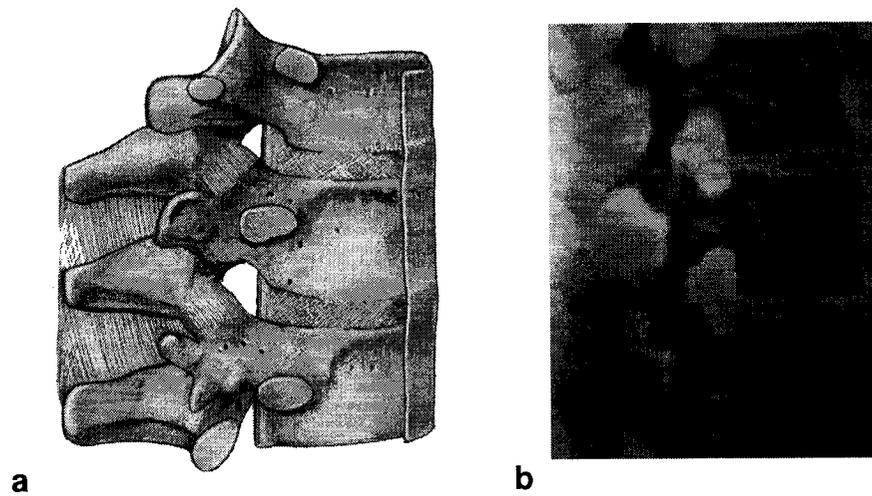


Figure 1-2 - Empilement des vertèbres et des disques intervertébraux. (a) Vue latérale (Simon & Hamilton, 1978) et (b) correspondance radiographique (Wicke, Firbas, et al., 1978).

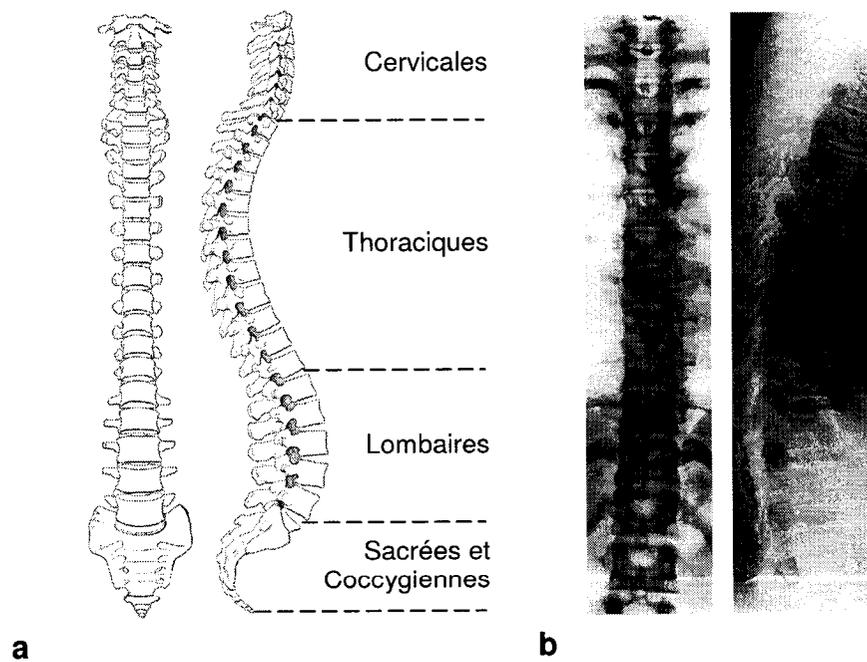


Figure 1-3 – Les différents niveaux vertébraux du rachis. (a) Vues postéro-antérieure et latérale (Rouvière & Delmas, 2002), et (b) correspondance radiographique en vues postéro-antérieure (Wicke, Firbas, et al., 1978) et latérale (Weir & Abrahams, 1978).

1.1.2 Cage thoracique

La cage thoracique comporte la section thoracique de la colonne vertébrale ainsi que les côtes, les cartilages costaux et le sternum. Sa principale fonction est de protéger les organes internes au niveau thoracique (cœur et poumons). Elle contribue aussi au bon fonctionnement de l'appareil respiratoire.

La cage thoracique comporte 12 paires de côtes réparties en trois classes. Les vraies côtes (C1 à C7) se rattachent indépendamment et directement au sternum via un cartilage costal. Les fausses côtes (C8 à C10) se rattachent conjointement au sternum par le biais d'un cartilage costal commun. Finalement, les côtes flottantes (C11 et C12) ne se rattachent pas au sternum et restent libres (Figure 1-4). Les côtes sont des arches osseuses élastiques et leur orientation par rapport au plan horizontal change à mesure que l'on descend le long de la colonne vertébrale. Les côtes supérieures sont beaucoup moins obliques que les côtes inférieures, et l'obliquité atteint son maximum à la 9^e côte (Gray & Gross, 1973).

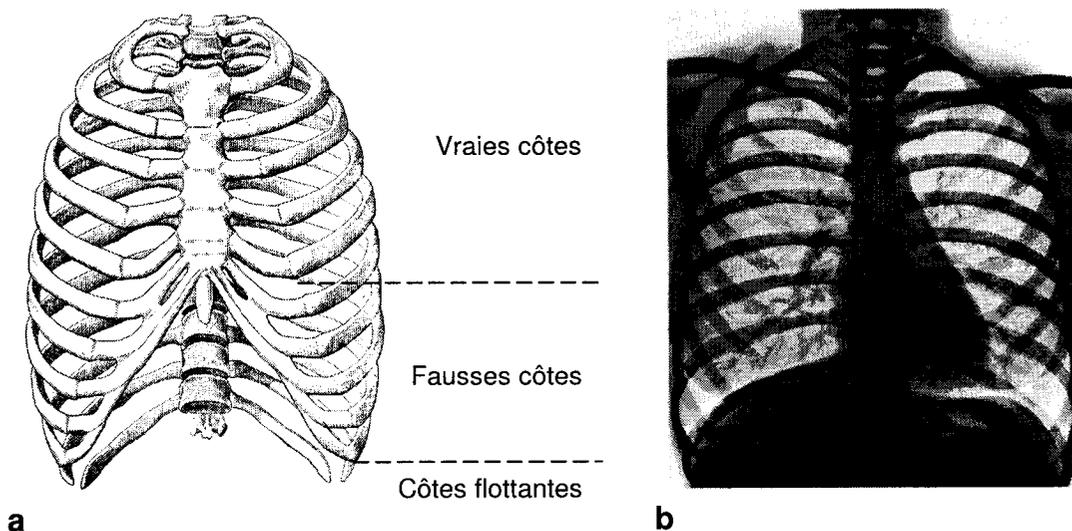


Figure 1-4 - Cage thoracique et classes costales. (a) Vue frontale (Rouvière & Delmas, 2002) et (b) correspondance radiographique (Wicke, Firbas, et al., 1978).

À cause de son principe de fonctionnement, la radiographie met l'emphase sur les structures osseuses et il est souvent difficile de discerner les ligaments et autres tissus mous sur une radiographie thoracique. Cependant, même s'il est difficile d'identifier des repères visuels sur des côtes radiographiées, ces dernières, en vrai, possèdent pourtant plusieurs caractéristiques morphologiques (Figure 1-5). Tout d'abord, chaque côte a deux extrémités, soient, ventrale (1) et dorsale (2) et une partie médiane que l'on appelle le corps (3). L'extrémité dorsale comporte la tête costale (4), qui joint la côte aux articulations costo-vertébrales, le col costal (5), qui comporte un creux pour l'attache ligamentaire, et dont la partie ventrale est plate et régulière, et finalement, la tubérosité (6), une protubérance sur la surface postérieure de la côte, possédant une partie articulaire ovale se rattachant aux processus transverses des vertèbres sous-jacentes (Gray & Gross, 1973). L'extrémité ventrale, quant à elle, est aplatie et présente une dépression poreuse et ovale dans laquelle le cartilage costal est reçu. Enfin, le corps costal forme la plus longue portion de la côte et ne présente souvent aucun repère visuel facilement identifiable. À noter que les deux dernières côtes ne possèdent ni col ni tubérosité et sont plus étroites que les autres tout en étant très peu recourbées.

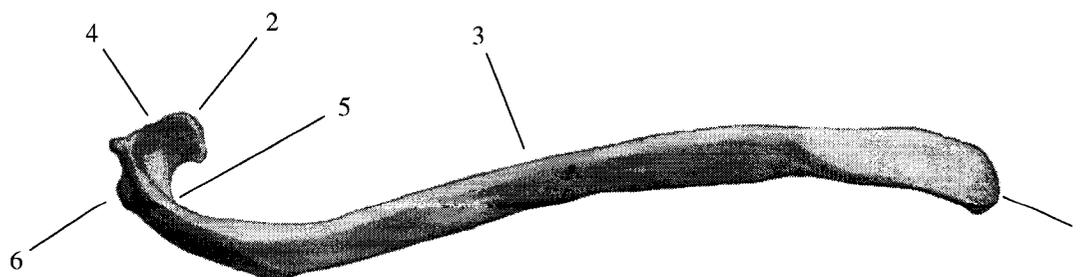


Figure 1-5 – Côte (Rouvière & Delmas, 2002)

1.1.3 Bassin

Le squelette du bassin forme une ceinture osseuse composée des os iliaques (1), du sacrum (2) et du coccyx (3), tous articulés entre eux. On décrit aussi au bassin une ouverture supérieure (4) et un promontoire (5), où la cinquième vertèbre lombaire s'angle avec le sacrum (Rouvière & Delmas, 2002). Le rôle du bassin est de rattacher avec solidité et souplesse les os des membres inférieurs à l'axe du tronc et de protéger les organes reproducteurs et abdominaux inférieurs (Shier, Butler, et al., 2004).

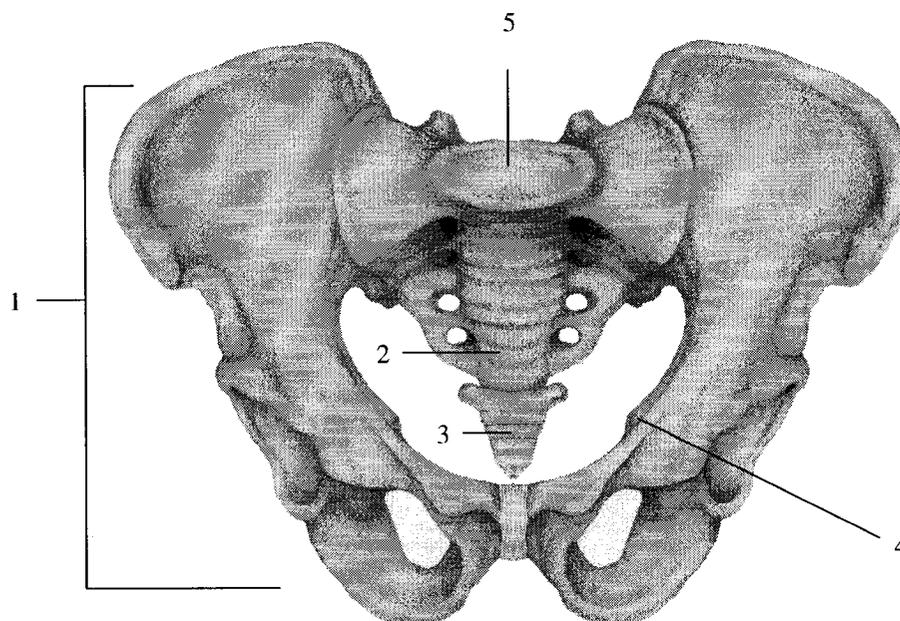


Figure 1-6 – Bassin (Marieb, 1999)

1.2 Scoliose

1.2.1 Définition de la scoliose

Le mot scoliose vient du grec « skolios » qui signifie « tortueux ». Historiquement, la scoliose est définie comme une déformation latérale de la colonne vertébrale (Moe,

1978). De façon anecdotique, les dictionnaires usuels récents la décrivent encore comme une « déviation de la colonne vertébrale dans le sens transversal » (Robert & Rey, 2000), alors qu'on sait depuis les années 70 que la scoliose est une déformation tridimensionnelle (Perdriolle, Boffelli, et al., 1979) évolutive de la colonne vertébrale induisant une rotation des vertèbres dans le plan axial, une déformation des courbures rachidiennes dans les plans frontal et sagittal (Figure 1-7), ainsi qu'une modification de la biomécanique de la cage thoracique par la déformation des corps vertébraux et costaux (Diméglio, Hérisson, et al., 1996).

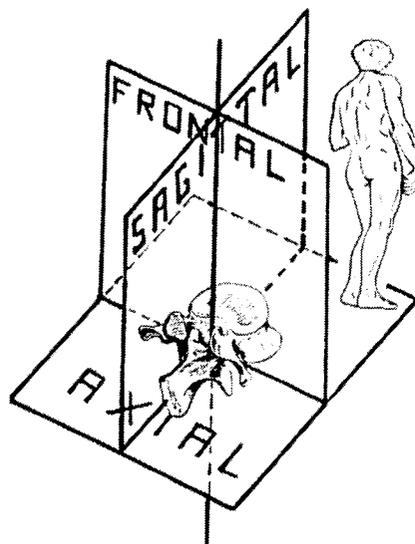


Figure 1-7 – Tridimensionnalité des déformations scoliotiques. (Diméglio, Hérisson, et al., 1996)

L'étiologie (la cause) de la scoliose détermine en partie sa classification. Ainsi, une scoliose peut être de type congénitale, neuromusculaire, neurologique, paralytique, myopathique ou bien associée à une maladie génétique des tissus osseux ou encore à diverses autres conditions pathologiques (Riseborough & Herndon, 1975). Une scoliose peut même survenir après une brûlure importante au dos en bas âge (Wu, Qiu Yong, et al., 2006). Cependant, dans la majorité des cas, la scoliose est de type idiopathique, c'est-à-dire que son étiologie est inconnue. Le pourcentage de scolioses idiopathiques au sein des autres formes de scoliose varie. Riseborough et Hendon (1975) rapportent une

proportion de 65% de scoliose idiopathique, alors que Drummond, Rogala et coll. (1976) rapportent un taux de 73%. Selon Pope, Stokes et Moreland (1984), la prévalence de la scoliose dans la population serait de 2 à 10%. Cependant, Diméglio (1996) vient nuancer ce chiffre en affirmant que pour des courbures scoliotiques de plus de 20°, la prévalence tombe à 0,5%. Enfin, toujours selon Diméglio (1996), la répartition de la scoliose selon le sexe est très inégale, 80 à 90% des enfants atteints de scoliose sont des filles.

On retrouve dans la littérature une certaine classification chronologique de l'apparition de la scoliose départageant les catégories d'âge 0-3 ans (scoliose infantile), 3-10 (scoliose juvénile), 10 ans et plus (scoliose adolescente) (Moe, 1978). À partir de la vingtaine, on parlera plutôt de scoliose de l'adulte (Diméglio, Hérisson, et al., 1996). Parce qu'elle est évolutive, le pronostic de la scoliose est bien meilleur lorsque la maladie est découverte et traitée tôt. La section suivante montre la scoliose en images radiographiques afin de bien familiariser le lecteur avec les différents types de déformations couramment rencontrés.

1.2.2 Anatomie radiologique de la scoliose

Le présent projet de recherche concerne la détection des côtes scoliotiques à partir de radiographies thoraciques. Ces dernières constituent donc l'unique matériel à partir duquel la méthode fut conçue. Il est donc essentiel ici de montrer la scoliose en images radiographiques afin d'amener le lecteur à entrevoir d'ores et déjà les différents enjeux et problématiques de détection associés aux déformations scoliotiques sur radiographie. La Figure 1-8 montre une radiographie thoracique de patient sain aux côtés d'une radiographie thoracique de patient scoliotique.

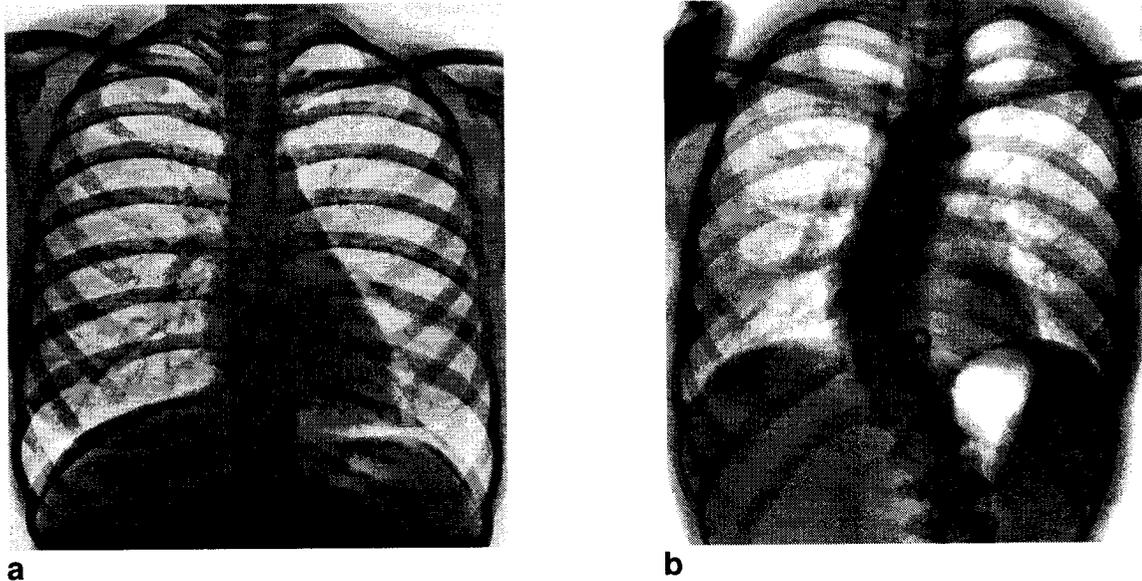


Figure 1-8 – Anatomie radiologique de la scoliose. (a) radiographie thoracique normale (Wicke, Firbas, et al., 1978) (b) radiographie thoracique scoliotique (Sainte-Justine).

En observant la figure ci-dessus, on remarque immédiatement les principales différences morphologiques amenées par la scoliose. Les deux sections suivantes décrivent ces déformations scoliotiques induites à la colonne vertébrale, puis à la cage thoracique.

1.2.2.1 Déformations induites à la colonne vertébrale

Les déformations induites à la colonne vertébrale, comme indiqué précédemment, se retrouvent dans les trois plans de l'espace.

- Dans le plan frontal, on observe l'apparition de différentes courbures dans les parties thoracique, lombaire ou thoraco-lombaire. Les deux cas de figure recensés sont les courbures uniques et les courbures doubles majeures, qui présentent une compensation de la courbure afin de garder le corps en équilibre (Figure 1-9).
- Dans le plan sagittal, on observe l'extension des vertèbres entre elles (de T3 à L5). Présence fréquente d'une courbure unique en concavité postérieure.

- Dans le plan axial, on observe une rotation spécifique des différentes vertèbres les unes par rapport aux autres et une torsion généralisée répartie sur l'ensemble du rachis.
- Plus localement, on rapporte aussi des déformations cunéiformes (Perdriolle, Boffelli, et al., 1979) à même les corps vertébraux, ainsi qu'une modification de l'angle d'incidence des apophyses transverses.

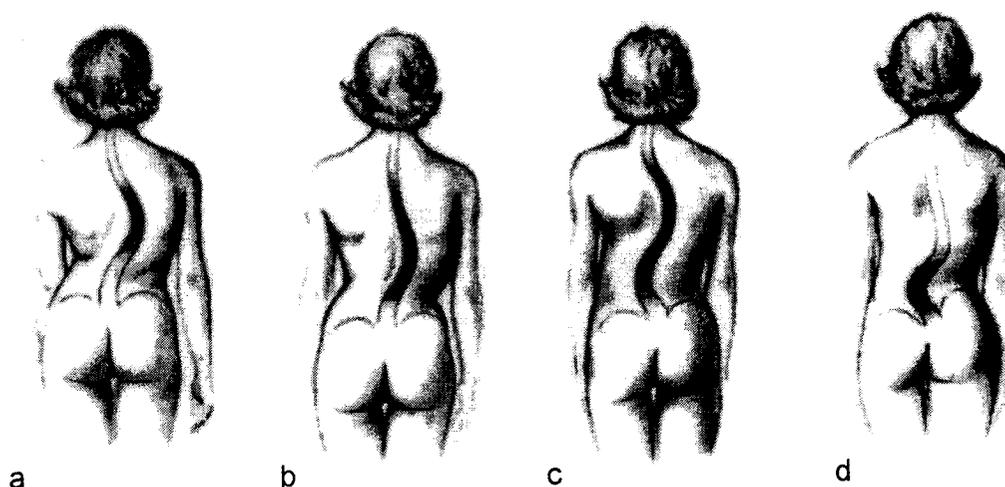


Figure 1-9 – Déformations induites à la colonne vertébrale (a) Thoracique droite (b) Thoraco-lombaire droite (c) Thoracique droite – lombaire gauche (d) lombaire gauche (Keim, 1989).

1.2.2.2 Déformations induites à la cage thoracique

Les déformations induites à la cage thoracique concernent le sternum et les côtes.

- Le sternum, dans le plan frontal, tend à se déplacer vers le bas, proportionnellement à l'importance des courbures scoliotiques associées.
- Les côtes subissent une verticalisation dans le plan frontal, tant du côté concave que du côté convexe de la principale déformation scoliotique. Aussi, elles

subissent, dans plusieurs cas un aplatissement de leur courbure à cause des forces impliquées.

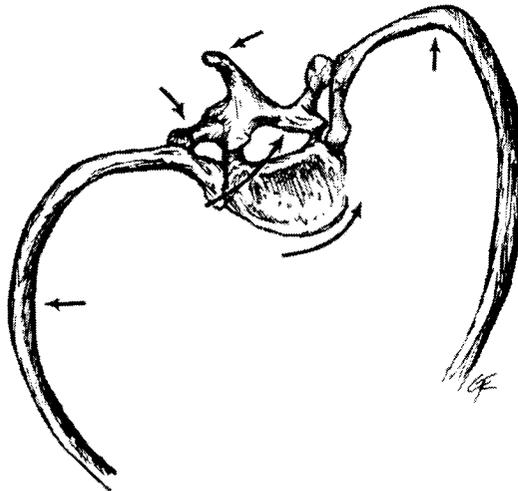


Figure 1-10 – Déformations induites à la cage thoracique (Riseborough & Herndon, 1975).

1.2.2.3 Éléments particuliers de déformation 2D

Sur une radiographie thoracique en vue postéro-antérieure (PA), les différentes déformations scoliotiques mentionnées ci-dessus se traduisent par diverses déformations 2D des images du rachis et des côtes. Ci-dessous sont présentés et détaillés six cas de figures typiques de déformations scoliotiques 2D observées sur radiographie. Chacun de ces cas de figures est associé à une problématique spécifique de détection 2D des côtes scoliotiques qui sera traitée à la section 1.4, et sur chacune des radiographies correspondantes, une flèche indique les détails morphologiques spécifiques décrits dans la légende.

Un premier cas de figure que l'on rencontre fréquemment sur des radiographies thoraciques de patients scoliotiques est la verticalisation des côtes en 2D (Figure 1-11a). Cela signifie que l'image 2D de la côte apparaît sensiblement comme une bande verticale allant de la vertèbre d'attache à la fin de la côte en question. Le contour 2D de

la côte « verticalisée » peut quand même présenter une certaine courbure, mais son apparence générale est beaucoup plus verticale qu'horizontale. Ceci est surtout observé pour les côtes situées au bas de la cage thoracique (niveaux 10 à 12).

Un deuxième cas de figure rencontré est l'aplanissement de la courbure 2D des côtes (Figure 1-11b). En général, sur des radiographies thoraciques de patients sains, chacun des contours supérieurs et inférieurs de chacune des côtes (sauf parfois les côtes flottantes) décrit des courbes 2D dans l'image. Chez les patients scoliotiques toutefois, il n'est pas rare d'observer des portions de côtes présentant des contours 2D très près d'un segment de droite.

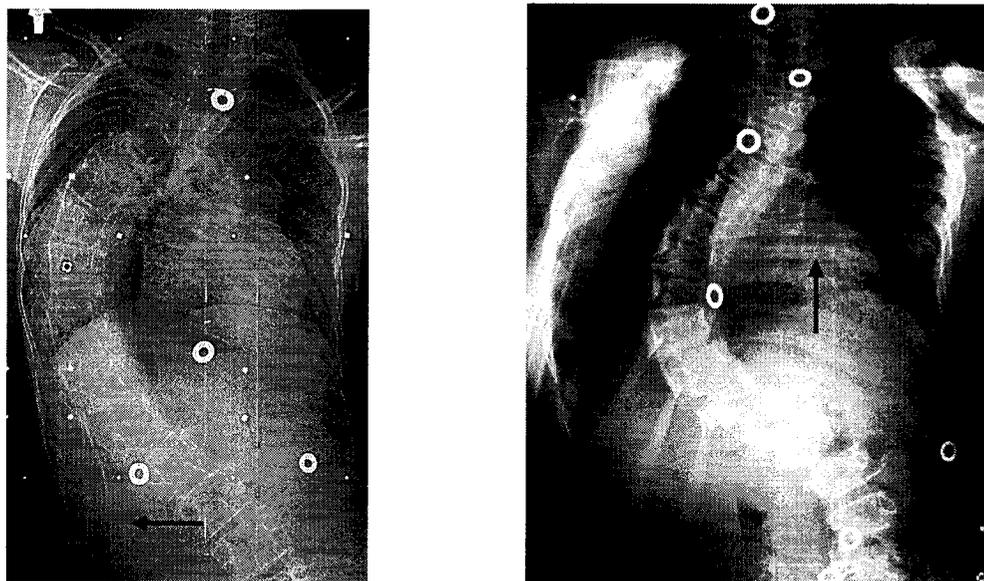


Figure 1-11 - (a) Verticalisation des côtes. (b) Aplanissement de la courbure 2D de certaines côtes (Sainte-Justine).

Un troisième cas de figure fréquemment observé est la présence de côtes aux contours 2D possédant un point d'inflexion (Figure 1-12a). Un point d'inflexion est un point sur une courbe où la valeur de la courbure change de signe (positif ou négatif) (Weisstein,

1999). Les côtes scoliotiques présentent souvent de telles inflexions, alors que la morphologie standard des côtes saines ne présente pas de point d'inflexion.

Un quatrième cas de figure rencontré est l'apparition de la section des côtes sur l'image radiographique (Figure 1-12b). Cela survient lorsqu'une partie de la côte est orientée perpendiculairement au plan radiographique. Ce phénomène est quasiment inexistant sur les radiographies thoraciques PA-0° et PA-20° de patients sains, mais pour la scoliose, il est beaucoup plus fréquent en PA-20° qu'en PA-0°.

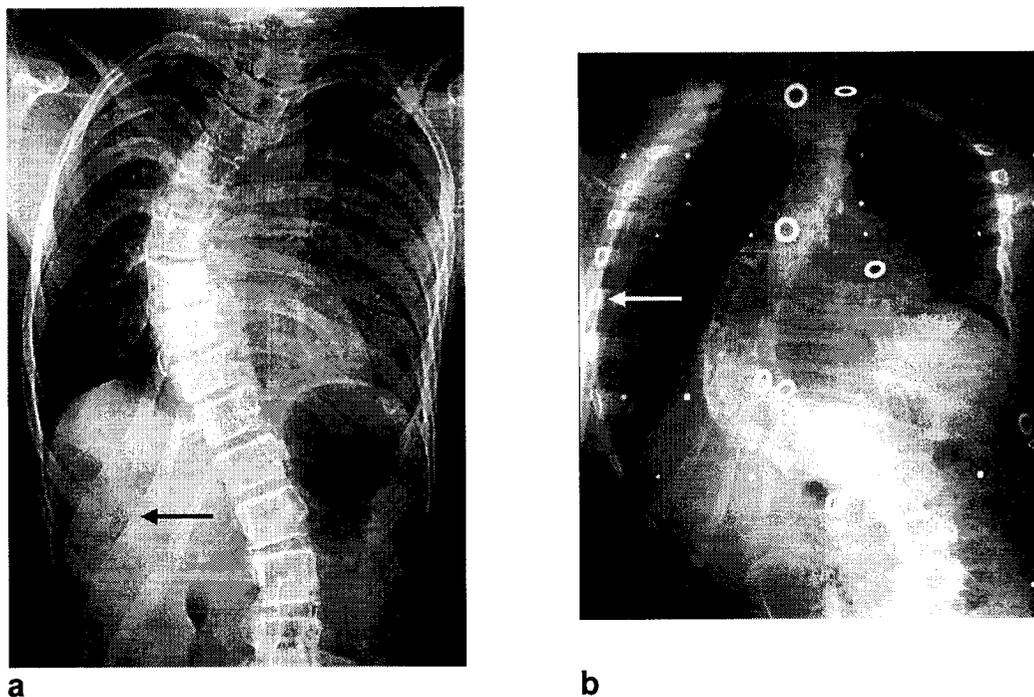


Figure 1-12 – (a) Côtes présentant des contours formant une courbe 2D avec 1 point d'inflexion ou plus. (b) Section des côtes bien visibles en vue PA-20° (Sainte-Justine).

Un cinquième cas de figure que l'on rencontre est la présence d'un fort chevauchement entre différentes côtes en 2D. Comme le montre la Figure 1-8b, sur une radiographie thoracique de patient sain, les chevauchements entre les différentes côtes se concentrent là où les différentes côtes se croisent. Cependant, dans le cas de la scoliose, il est

possible, comme on le voit à la Figure 1-13a, que plusieurs côtes se chevauchent sur une distance relativement grande.

Enfin, un sixième cas de figure souvent observé sur des radiographies thoraciques de patients scoliotiques est la possibilité de trouver des côtes pour lesquelles la distance intercostale en 2D est nulle.

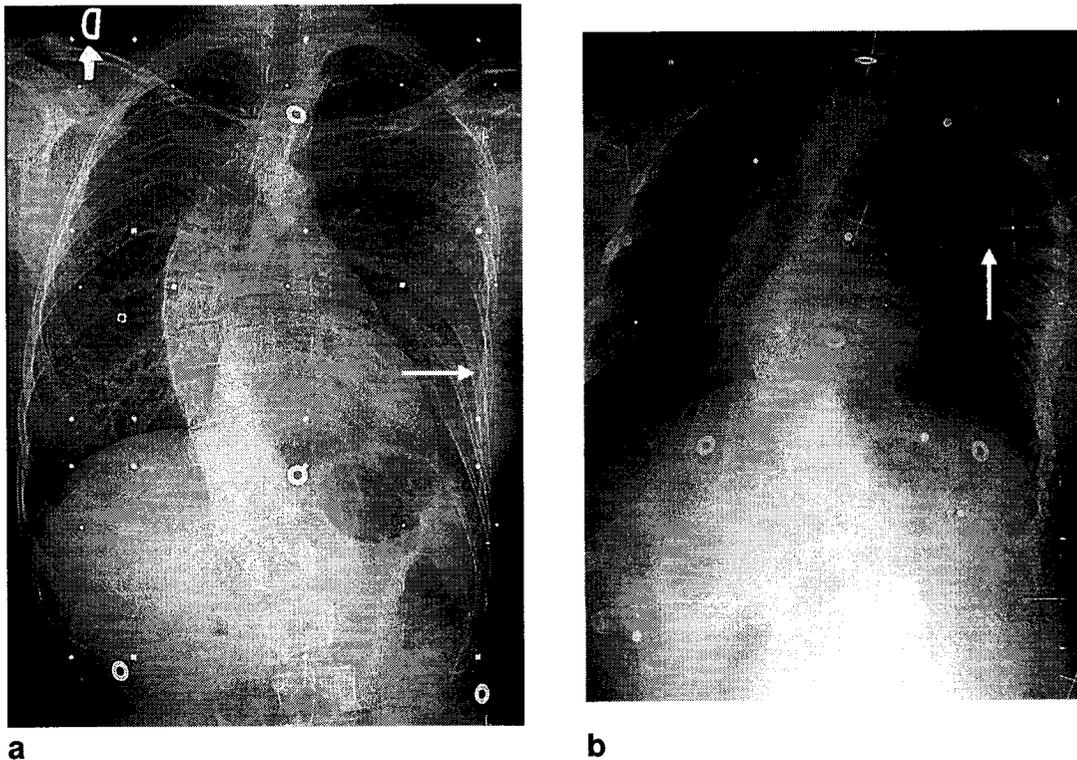


Figure 1-13 - (a) fort chevauchement entre les différentes côtes. (b) distance intercostale nulle (Sainte-Justine).

La section qui suit reprend plus en détails les différentes composantes de l'évaluation clinique dans le diagnostic et le suivi de la scoliose.

1.2.3 Évaluation des déformations scoliotiques

L'évaluation clinique des déformations scoliotiques consiste d'abord en un examen clinique, suivi d'un examen radiologique. Dans le cadre des projets de recherche, une

évaluation 3D des déformations peut être effectuée. Dans ce qui suit seront détaillées chacune de ces différentes étapes.

1.2.3.1 Examen clinique

L'examen clinique repose principalement sur la mesure de la gibbosité, qui est une « bosse » mesurable du côté convexe à l'aide d'un goniomètre. La mesure de la gibbosité se fait en flexion antérieure du rachis (penché vers l'avant) avec les mains jointes et correspond simplement à la différence de hauteur du point le plus saillant du sommet de la gibbosité par rapport au point symétrique de la concavité (Figure 1-14a). La plupart du temps, on réalise également plusieurs tests à l'aide d'un fil à plomb pour quantifier le déséquilibre de la colonne vertébrale. En plaçant le début du fil sur la vertèbre C7 d'une colonne bien équilibrée, il tombe au niveau du pli inter-fessier (Figure 1-14b).

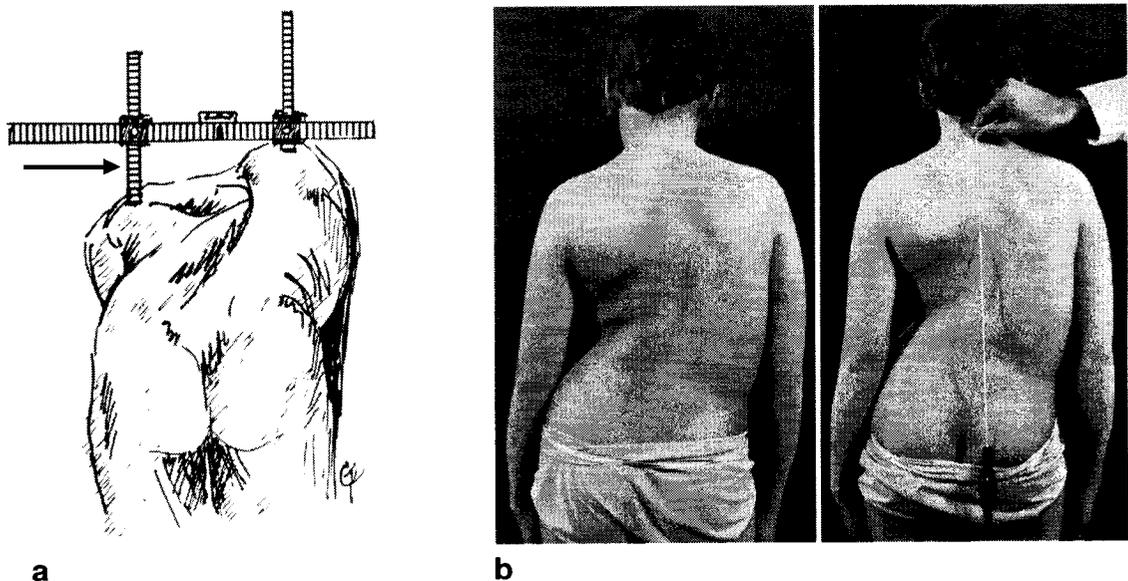


Figure 1-14 – L'examen clinique. (a) mesure de la gibbosité à l'aide d'un goniomètre (Riseborough & Herndon, 1975) et (b) mesure de l'équilibre statique à l'aide du fil à plomb (Moe, 1978).

1.2.3.2 Examen radiologique

L'examen radiologique est commandé par le clinicien lorsque nécessaire afin de confirmer un diagnostic de scoliose. De façon générale, l'examen radiologique consiste en la prise d'une radiographie frontale (PA-0°) et d'une radiographie latérale (LAT) du patient. Le clinicien évalue la sévérité de la scoliose par la mesure de l'angle de Cobb (Cobb, 1948). Il correspond à l'angle entre la droite tangentielle au plateau supérieur de la vertèbre limite supérieure et de la droite tangentielle au plateau inférieur de la vertèbre limite inférieure (Figure 1-15). La mesure de l'angle de Cobb aide le clinicien à décider si un simple suivi clinique est suffisant ou s'il faut recourir à des traitements orthopédiques (corset, chirurgie).

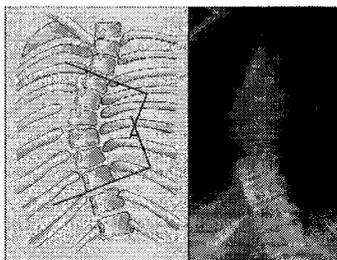


Figure 1-15 – Mesure de l'angle de Cobb (xray2000).

1.2.3.3 Évaluation 3D

Étant de nos jours beaucoup plus conscients du caractère tridimensionnel des déformations scoliotiques, l'évaluation 3D à partir d'une reconstruction tridimensionnelle du tronc est de plus en plus acceptée en clinique. Elle permet entre autres d'extraire de nouveaux indices cliniques directement à partir de la morphologie 3D des structures reconstruites. Parmi ces indices, on retrouve la torsion, la rotation axiale intervertébrale, la vue axiale et le plan de courbure maximale. Ces nouveaux indices nous permettent maintenant de mettre en évidence des types de déformations qu'il nous était impossible de quantifier par l'utilisation exclusive de radiographies. Bien qu'elle ne soit pas encore utilisée à grande échelle, l'évaluation 3D se révèle d'une importance capitale dans l'évaluation précise des déformations scoliotiques.

1.2.4 Traitement des déformations scoliotiques

Les différentes modalités de traitement de la scoliose se répartissent en trois volets. Les exercices de renforcement sous suivi clinique, le port du corset et la chirurgie orthopédique. Dans ce qui suit, ces trois types de traitement seront détaillés tour à tour, et pour chacun, les problématiques actuelles qui y sont associées seront soulevées et explicitées.

1.2.4.1 Exercices de renforcement sous suivi clinique

Les exercices de renforcement, comme l'entraînement de la rotation du tronc en puissance (McIntire, Asher, et al., 2006) ou la méthode Dobosiewicz (Dobosiewicz, Durmal, et al., 2006), visent le ralentissement de la progression de la scoliose par le renforcement des différents muscles du tronc. Ces techniques, lorsqu'elles sont indiquées, doivent être prises au sérieux, car elles peuvent aller dans certains cas jusqu'à l'aggravation de la scoliose si elles sont mal appliquées. C'est la raison pour laquelle un suivi clinique ou radiologique devrait systématiquement être maintenu tout au long du traitement.

1.2.4.2 Port du corset

Le corset orthopédique utilisé dans le traitement de la scoliose possède un impressionnant historique. Des versions uniquement faites de cuir et d'acier ont vu le jour au 19^e siècle. Cependant, l'ère des traitements orthopédiques modernes commence avec le corset de Milwaukee et le corset Lyonnais. Depuis, plusieurs nouveaux types de corsets orthopédiques ont vu le jour. Parmi ces derniers, et pour n'en nommer que quelques-uns, l'orthèse rachidienne à 3 valves (Figure 1-16), le corset Olympe, le Boston, le Cheneau, le 3D. Initialement, le corset utilisé comme traitement orthopédique des déformations scoliotiques visait l'arrêt systématique de la progression scoliotique, mais on pense aujourd'hui qu'un seul corset prescrit sur 3 serait efficace, car bien indiqué (Diméglio, Hérisson, et al., 1996). À partir du moment où un corset est porté et

ajusté, l'évaluation de la correction se fait à partir de l'angle de Cobb, lequel est mesuré lors de l'examen radiologique ou calculé à partir de la reconstruction 3D de la colonne vertébrale (1.2.3.3).

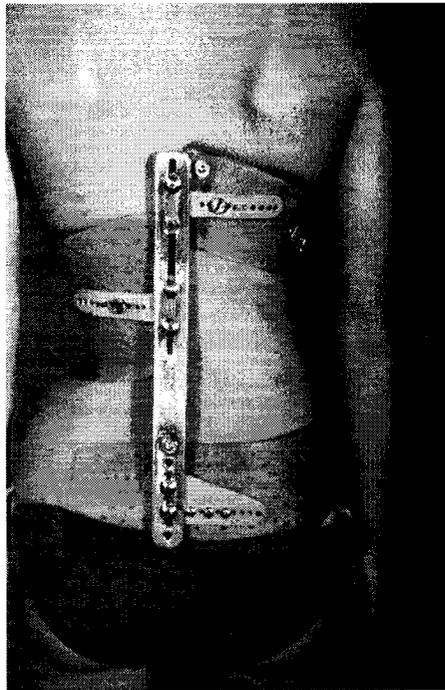


Figure 1-16 – Corset rachidien à trois valves (Diméglio, Hérisson, et al., 1996).

1.2.4.3 Chirurgie orthopédique

La chirurgie orthopédique est indiquée dans les cas plus graves de scolioses associées à de fortes courbures vertébrales. D'après Diméglio, Hérisson et coll., (1996), la chirurgie est à envisager pour des courbures supérieures à 40° - 45°, et surtout lorsque la scoliose a continué de progresser pendant le port du corset. Les techniques de correction de la courbure par chirurgie sont nombreuses, et il n'est pas ici question d'en faire une revue exhaustive, mais de façon générale, elles consistent à opérer une dérotation de la colonne vertébrale à l'aide d'une ou de plusieurs tiges métalliques vissées et fixées à même les vertèbres. Dans plusieurs cas, la correction est telle que la morphologie externe postopératoire du patient redevient pratiquement normale (Figure 1-17).

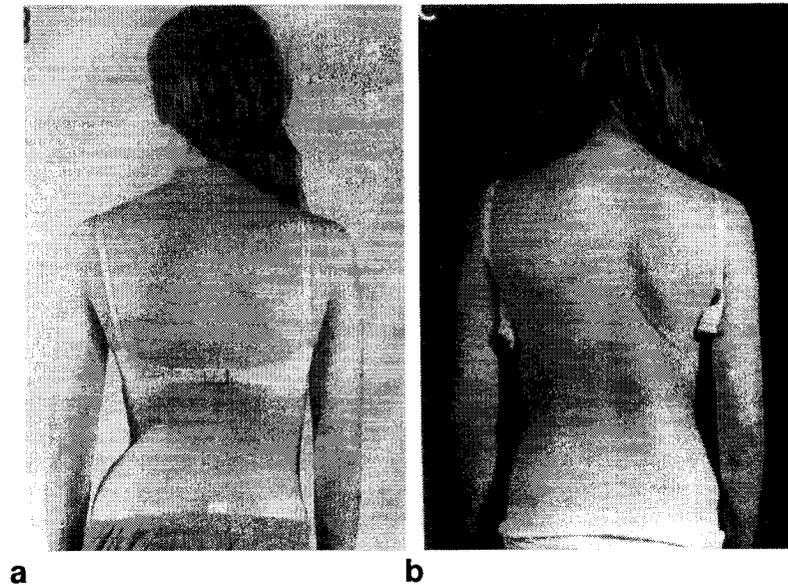


Figure 1-17 – Morphologie d’une adolescente scoliotique (a) préopératoire et (b) postopératoire (Diméglio, Hérisson, et al., 1996).

Toutefois, ces opérations sont complexes et présentent des risques de complications, telles le pneumothorax, la pneumonie ou même la paralysie si une vis ou une tige métallique endommageait la moelle épinière. La majeure partie des chirurgies orthopédiques de la scoliose est faite sur la colonne vertébrale uniquement. Cependant, dans certains cas, on procède aussi à une thoracoplastie, c'est-à-dire à la résection partielle ou totale de plusieurs côtes, pour des raisons fonctionnelles ou esthétiques (Soultanis, Pyrovolou, et al., 2006).

1.3 Reconstruction 3D par stéréoradiographie

La stéréoradiographie est couramment définie comme une technique consistant à prendre deux radiographies du même objet sous des angles légèrement différents afin d'en obtenir une vue d'apparence tridimensionnelle (Jacobi & Paris, 1977). Dans le cadre de ce mémoire, cette définition est trop restreinte. Nous considérerons plutôt la stéréoradiographie comme la technique générale consistant à prendre deux clichés radiographiques du même objet sous des angles de vue différents afin d'en reconstruire

la géométrie 3D. On utilisera aussi le vocable *reconstruction 3D par stéréoradiographie* (*3D reconstruction using stereoradiography*) ou *reconstruction 3D à partir de radiographies biplanaires* (*3D reconstruction from bi-planar radiographs*) pour parler du processus complet menant de la prise des deux radiographies jusqu'à l'obtention de l'objet 3D reconstruit.

La stéréoradiographie nous fournit une méthode de mesure de la géométrie des structures osseuses de sujets vivants. Dansereau et Stokes (1998) furent les premiers à l'utiliser sur la cage thoracique. La technique est simple. Deux radiographies du même patient sont prises à partir de vues différentes. Une en vue postéro-antérieure 0° (PA-0°) et l'autre avec le tube à rayons X surélevé et incliné d'un angle de 20° par rapport à l'horizontale, en vue postéro-antérieure 20° (PA-20°) (Delorme, Petit, et al., 2003). Ce choix d'utiliser deux vues PA plutôt qu'une vue PA-0° et une vue latérale (LAT) s'explique par le fait qu'il est extrêmement difficile en vue LAT de discerner les côtes à cause du chevauchement excessif qui y est associé.

Sur chacune des deux radiographies, 11 points de contrôle arbitraires (approximativement équidistants) sont manuellement insérés sur la ligne médiane de chacune des côtes. Une spline cubique est alors passée par les 11 points afin d'interpoler 60 points pour chacune des côtes. Pour chacun de ces points dans la vue PA-0°, le point de meilleure correspondance dans la vue PA-20° est recherché et à ce stade-ci, la reconstruction 3D est opérée grâce à la technique DLT (Marzan, 1976). En gros, cette technique tente de résoudre un système de onze inconnues caractérisant complètement les positions relatives entre les trois repères cartésiens que sont la configuration de la source de rayons X par rapport au modèle à imager et le plan radiographique. Les onze paramètres susmentionnés définissent complètement la transformation 2D/3D pour un environnement radiologique donné et ils sont calculés en utilisant un objet de calibrage radiographié simultanément avec le patient. Il est à noter que seule la ligne médiane de chacune des côtes est reconstruite avec cette méthode. Pour obtenir un modèle

géométrique complet des côtes à partir du modèle filaire obtenu, une technique couramment utilisée consiste à déformer par krigeage des modèles 3D génériques de côtes sur chacune des lignes médianes reconstruites (Trochu, 1993).

La reconstruction 3D par stéréoradiographie, telle que décrite ci-dessus, est utilisée de manière routinière au centre de recherche du CHU Sainte-Justine. Cependant, l'applicabilité clinique de la méthode manuelle reste discutable, car le temps de détection est très grand (1 à 2 heures pour un technicien qualifié) et la précision de détection de la ligne médiane est dépendante de l'humain qui insère les points de contrôle (la ligne médiane est identifiée « à la vue »). Cette dépendance à l'humain, inhérente à la technique manuelle, et la variabilité des résultats d'un technicien à l'autre sont deux facteurs ayant motivé le choix d'automatiser en grande partie la méthode proposée dans ce mémoire. Mais tout d'abord, la section qui suit présente la littérature disponible sur les différentes techniques de détection automatique des côtes sur des radiographies de patients sains. Rappelons ici que la méthode de détection proposée dans le présent mémoire en est une semi-automatique, à partir de radiographies de patients scoliotiques. La prochaine section, au regard critique, a donc pour but d'appuyer le choix de l'auteur du présent mémoire de développer une méthode originale de détection semi-automatique des côtes au détriment d'une méthode complètement automatisée et de démontrer la difficulté accrue de la détection des côtes scoliotiques en montrant d'abord les difficultés inhérentes à la détection des côtes saines.

1.4 Détection automatique des côtes

1.4.1 Détection automatique des côtes saines

Avant d'aborder la détection automatique des côtes à partir de radiographies de patients scoliotiques, il est de mise d'étudier un cas particulier de ce problème, c'est-à-dire celui ayant trait aux radiographies de patients sains. La détection automatique des côtes saines à partir de radiographies thoraciques est un problème de taille et ce, pour de multiples

raisons. Tout d'abord, la radiographie est un processus diffus et l'image radiographique présente toujours un certain niveau de flou. D'ailleurs, toute une branche du traitement d'image s'affaire à développer des filtres de plus en plus sophistiqués, comme les filtres de choc (Gilboa, Sochen, et al., 2004) afin de restituer le mieux possible la netteté perdue des contours dans la radiographie. Ce manque de netteté rend l'action des filtres de détection de contours beaucoup moins efficace. Ensuite, parce que la radiographie est une projection 2D de structures 3D, l'empilement des organes et des côtes à l'intérieur du corps crée toutes sortes de chevauchements et de croisements entre les différentes structures radiographiées, résultant en un croisement complexe de lignes de contours, ce qui rend très ardue pour un ordinateur la tâche d'associer les contours trouvés aux différentes côtes considérées. Aussi, en radiographie, certaines structures et organes comme les clavicules et le diaphragme, présentent en vue postéro-antérieure des contours pouvant très facilement être pris pour des contours de côtes.

Également, le phénomène d'aplatissement radiographique (*image flattening* (Jacobi & Paris, 1977)) complique davantage la détection automatique des côtes. En effet, il est bien connu que l'utilisation de rayons X à hautes énergies tend à diminuer le contraste de l'image radiographique. Or, dans une radiographie thoracique, les poumons remplis d'air n'atténuent pas suffisamment les rayons X qui les traversent facilement. Le contraste des côtes dans les zones pulmonaires est donc souvent très ténu, voire même absent, ce qui résulte concrètement en la création d'une saturation au noir et la disparition partielle ou totale de certaines portions de côtes.

La revue de littérature des différentes solutions de détection automatique des côtes saines s'organisera en six sections couvrant chacune une grande technique de base utilisée en conjugaison avec d'autres par les différents auteurs dans ce domaine depuis 1973. Ces techniques de base seront tour à tour détaillées, mises en rapport avec les différents auteurs, puis critiquées par rapport à l'optique du présent travail de recherche.

1.4.1.1 Filtrage spatial global

Le filtrage spatial d'une image est une opération de convolution faisant intervenir une image 2D et un élément structurant (*structuring element* ou *kernel*). L'image 2D peut être considérée comme une fonction discrète à deux variables $f(x,y)$ pouvant prendre des valeurs dans l'intervalle $[0..255]$, alors que l'élément structurant n'est rien d'autre qu'un ensemble indexé en 1D ou 2D de poids entiers, et pouvant être considéré comme la fonction discrète correspondante $g(x)$ ou $g(x,y)$. Le filtrage linéaire d'une image par un élément structurant 2D peut donc s'exprimer par la convolution suivante $f(x,y)*g(x,y)$ (Soille, 2003). Aussi, dans « filtrage spatial global », le terme « global » signifie que le filtre est appliqué de la même manière à l'ensemble de l'image. L'opposé serait de modifier ou d'adapter les caractéristiques du filtre au gré des caractéristiques locales de l'image. On utilisera alors plutôt le terme « local » ou « adaptatif ». Dans le cadre qui nous occupe, la détection des côtes saines à partir de radiographies thoraciques par filtrage spatial global se fait généralement en trois temps. 1) Filtrage spatial global de l'image radiographique, 2) seuillage de l'image, 3) identification, reconnexion et extraction des contours. Reprenons en détails ces trois étapes pour les mettre en rapport avec les auteurs qui utilisent cette méthodologie.

Les filtres spatiaux linéaires les plus utilisés pour la détection de contours sont ceux mettant en relief les discontinuités en niveaux de gris des pixels de l'image, tels que le filtre de première dérivée (ou gradient), le filtre de deuxième dérivée (ou laplacien), l'opérateur de Roberts (Roberts, 1965) et l'opérateur de Sobel (Sobel, 1970). Toriwaki, Suenaga, Negoro, Fukurama et coll. (1973) utilisent un filtre 1D très proche du filtre laplacien. Cependant, même si leurs résultats sont impressionnants pour l'époque (Figure 1-18), on sait maintenant que le laplacien n'est pas très bien adapté pour démarquer les contours (Berzins, 1984). En plus, étant un filtre passe-haut, le laplacien tend à amplifier le bruit dans l'image, alors qu'il est souhaitable de le garder le plus faible possible tout au long du traitement d'image. Une autre limite se traduit par le fait que le filtre 1D est appliqué uniquement de façon verticale, ce qui ne met en relief que

les contours orientés à l'horizontale dans l'image. La méthode est valide dans le cas de patients sains, où les côtes sont généralement orientées à l'horizontale près de la colonne vertébrale. Mais on voit tout de suite que pour la détection des côtes scoliotiques, cette limite est particulièrement handicapante, puisque les côtes scoliotiques peuvent prendre des orientations très variées et ne seront donc pas correctement détectées.

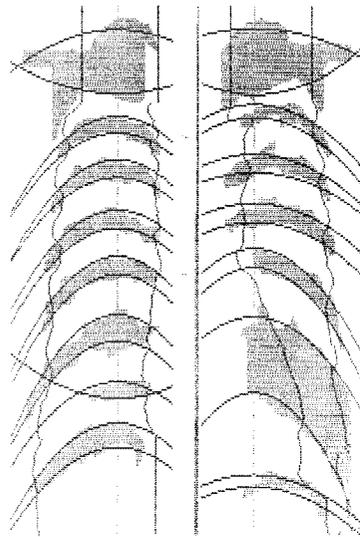


Figure 1-18 - Résultat de détection des côtes par Toriwaki, Suanega *et al.* 1973.

Persoon (1976), quant à lui, utilise plutôt un filtre de première dérivée modifié. Il l'applique selon plusieurs angles de rotation, ce qui lui permet d'extraire les contours peu importe leur orientation. Wechsler et Sklansky (1977), eux, soutiennent qu'il serait préférable d'utiliser un filtre qui ne tienne pas seulement compte des différences finies entre le pixel courant et son voisin, mais aussi de la valeur même (niveau de gris) du pixel en cours. C'est pourquoi ils proposent d'utiliser une combinaison gradient - laplacien qui s'avère, selon eux, plus représentative des contours fiables dans l'image. Ils arrivent du coup à mettre beaucoup mieux en relief les contours des côtes et ce, quelle que soit leur orientation. Cependant, ce type de filtrage, après coup, ne permet pas de départager les contours selon leurs orientations. Il les met tous en relief également et ne permet pas d'extraire uniquement les contours orientés à 90° ou 33° par exemple. Il

est pourtant souhaitable d'utiliser ce type de filtrage directionnel, car il permet une mise en relief beaucoup plus efficace des contours lorsque l'on connaît *à priori* leur orientation. Le filtrage directionnel fera l'objet de la section 2.2.2.4.1. Un autre filtre de détection de contours qu'on se doit absolument de mentionner, bien qu'il ne soit pas à proprement parler un filtre spatial, est le filtre de Canny (Canny, 1986). Il est de nos jours grandement utilisé dans plusieurs domaines du traitement d'images et est devenu un outil majeur de détection de contours à cause de sa grande capacité à mettre localement en relief les contours importants au détriment du bruit environnant. Son action se divise en quatre parties. 1) Adoucissement de l'image par un filtrage gaussien, 2) filtre de gradient globalement appliqué sur l'image, 3) amincissement des contours par suppression des non-maximums et 4) seuillage par hystérésis. Park, Jin et coll. (2003) utilisent le filtre de Canny dans leur méthodologie de détection et étiquetage des côtes saines. Ils ne font malheureusement pas état de la précision de détection des côtes, mais indiquent que 60% des côtes sont étiquetées correctement. Comme il s'agit d'une application d'étiquetage, plutôt qu'une application de détection des côtes, aucune tentative ne fut faite pour cerner précisément la courbure réelle des côtes.

Ensuite, en ce qui concerne l'étape de seuillage, il est ici important de remarquer que le résultat de l'application d'un filtre spatial sur une image 2D en niveaux de gris demeure une image en niveaux de gris. Afin d'extraire les contours mis en relief, il est donc monnaie courante d'utiliser un opérateur de seuillage (*binarisation* de l'image) sur l'intensité des pixels de l'image au-dessus duquel les pixels seront ajustés au blanc et en dessous duquel les pixels seront ramenés au noir. On se retrouve donc avec une image 2 tons dont les contours détectés sont clairement indiqués en blanc. Évidemment, le choix du seuil pour le seuillage est crucial pour l'extraction correcte des contours obtenus. Il existe une panoplie de techniques sophistiquées permettant de fixer un seuil automatiquement (*thresholding methods*) selon les exigences de détection que l'on pose (Suri, Setarehdan, et al., 2002), mais plusieurs auteurs négligent cet aspect en fixant manuellement un seuil pour l'ensemble des détections. C'est le cas de Toriwaki et de

Wechsler. Persoon, pour sa part, fait mieux en binarisant l'image sans utiliser de seuil, mais en introduisant la notion de *thinning* (Figure 1-19) (Persoon, 1976; Wechsler & Sklansky, 1977).

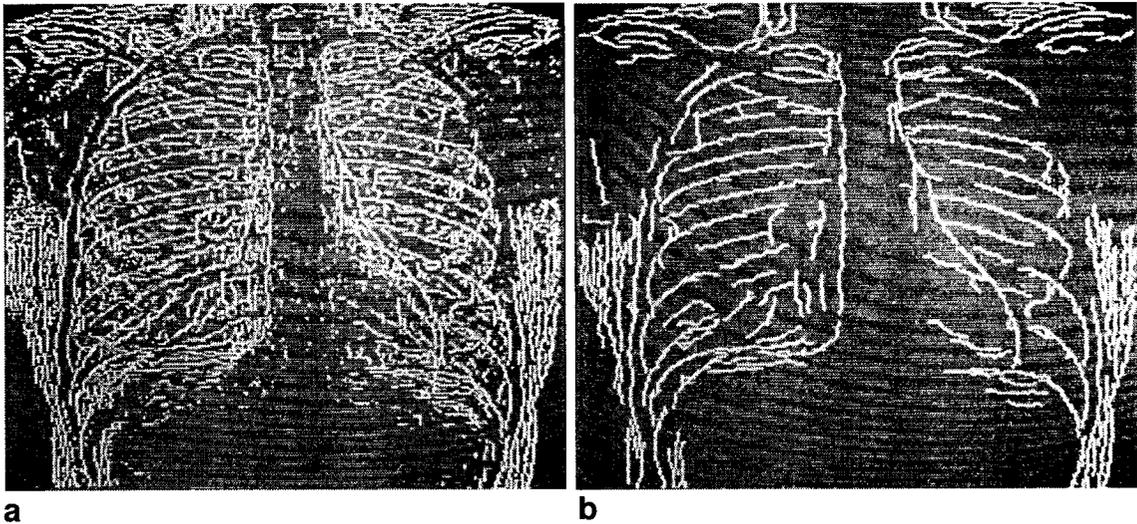


Figure 1-19 – Résultat de détection des côtes de Persoon (1976). (a) résultat partiel après l'étape de *thinning* (b) Résultat après l'étape d'élimination des segments trop courts.

Finalement, une fois les contours mis en relief et l'opération de seuillage bien effectuée, il est souvent de mise d'identifier, de reconnecter ou de compléter les différents segments de contours détectés avant de pouvoir les extraire. En effet, après l'étape de seuillage, pour la détection des côtes par exemple, on trouvera presque toujours des discontinuités dans les contours, c'est-à-dire que des « trous » se seront insérés là où, dans l'image originale, le contraste des côtes était moins fort. Il faut donc identifier tous les segments présents dans l'image et en analyser certaines caractéristiques (orientation, longueur, etc.) afin de les mettre en rapport pour combler les trous et reconnecter les segments de contours de côtes dans leur intégralité. Ce n'est pas une mince affaire, et les techniques pour ce faire varient grandement, car elles reposent sur un raisonnement s'étayant sur des hypothèses de travail propres à chaque application. Néanmoins, voici une brève description des techniques d'extraction des contours des auteurs vus jusqu'à présent. Toriwaki et coll. (1973), après le seuillage, utilisent une technique appelée

aujourd'hui étiquetage (*labelling*) (Soille, 2003). Elle consiste à identifier tous les segments connectés (groupes non disjoints de pixels voisins) et à les numéroter indépendamment. Toriwaki n'effectue l'étiquetage que dans une bande verticale restreinte située au centre de la zone pulmonaire. Ensuite, à l'aide d'un certain raisonnement se basant sur la morphologie attendue des côtes saines, cet étiquetage est propagé à l'ensemble des pixels détectés comme pixels de contours. Ensuite, afin de combler les trous et extraire l'entièreté des côtes, il propose d'utiliser une technique d'ajustement de courbes paramétriques. De façon similaire, Persoon (1976) utilise aussi un raisonnement de propagation itératif afin de connecter les différents points de contours entre eux pour former des segments, puis les différents segments entre eux pour former des contours de côtes (Figure 1-20). Il n'a pas besoin de fournir de technique de comblement des côtes, puisque sa méthode veille à combler les trous lors de l'étape de reconnexion. Finalement, Wechsler et Sklansky (1977), quant à eux, effectuent l'extraction finale des contours de côtes d'un seul coup en utilisant la transformée de Hough.

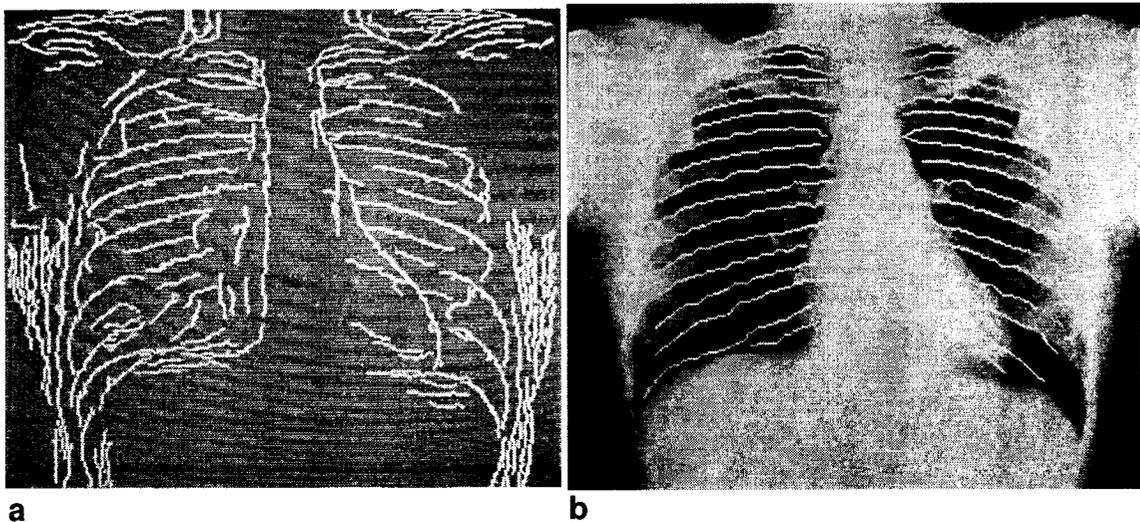


Figure 1-20 – Résultat de détection des côtes de Persoon (1976). (a) résultat après amincissement et trie des différents segments. (b) résultat final après propagation itérative de connexion des segments.

L'un des principaux avantages des techniques de détection des côtes par filtrage spatial global est leur simplicité de mise en œuvre et, conséquemment, leur faible temps de calcul. Cependant, la simplicité de ces méthodes vient de paire avec un faible pouvoir de détection principalement causé par la variabilité des contrastes d'une côte à l'autre, et le long d'une même côte, ce qui cadre mal avec le côté global de ces techniques de filtrage. En effet, l'application d'un seuil unique à l'ensemble des magnitudes de contours dans l'image radiographique empêche par exemple de détecter un ensemble de contours très marqués (comme les parties dorsales) parallèlement à un ensemble de contours plus faibles (comme les parties ventrales). C'est l'une des raisons pour lesquelles la plupart des auteurs vus jusqu'à présent se limitent à la détection des parties dorsales des côtes. Il faudrait donc au moins utiliser un filtrage local qui puisse adapter son seuil au gré des moyennes locales de magnitudes de contours. En ce sens, l'avènement du filtre de Canny, en 1986, représente déjà un grand saut en avant. Finalement, les techniques de détection de côtes par filtrage spatial global possèdent le désavantage d'être susceptible à ce qui sera appelé ici la « confusion des croisements ». Cette confusion survient lorsque plusieurs lignes de contours se croisent en un point et cela devient particulièrement critique lorsque ces lignes sont presque parallèles.

1.4.1.2 Analyse des profils verticaux

L'analyse des profils verticaux est une technique développée spécifiquement pour la détection des côtes saines à partir de radiographies. D'autres domaines du traitement d'images ont intégré des techniques similaires, mais son application reste cependant très spécifique. La prémisse de cette technique est l'hypothèse selon laquelle les côtes saines sont disposées de façon quasiment horizontale, que l'on trouve toujours un espace intercostal entre elles et que l'épaisseur des différentes côtes est sensiblement constante.

Kulick, Challis et coll. (1976), Shiek, Fong et coll. (1977) ainsi que Souza (1983) et Sanada et coll. (1991) ont tous appliqué la technique de façon similaire. Les différences entre leurs implémentations ne sont pas assez grandes pour qu'on les traite ici

séparément. Un profil vertical n'est rien d'autre qu'un ensemble de différents niveaux de gris (pixels) situés le long d'une droite orientée verticalement dans l'image. Une meilleure analogie pour comprendre est celle que nous fournit la topologie. En effet, si l'on considère une image 2D comme une carte topographique d'altitude, où le blanc représenterait le haut des montagnes et le noir, le creux des vallées, un profil vertical peut donc être apparenté à une coupe que l'on ferait de haut en bas dans l'image. Si l'on regarde ensuite la coupe de façon transversale, on peut alors y voir la topographie du terrain coupé, ou le « profil » des différents niveaux de gris. En analysant plusieurs de ces profils verticaux effectués à plusieurs endroits (de gauche à droite) dans l'image, l'hypothèse de base de la méthode est qu'il est possible de cerner, de point en point, l'épaisseur des différentes côtes orientées horizontalement dans l'image (Figure 1-21).

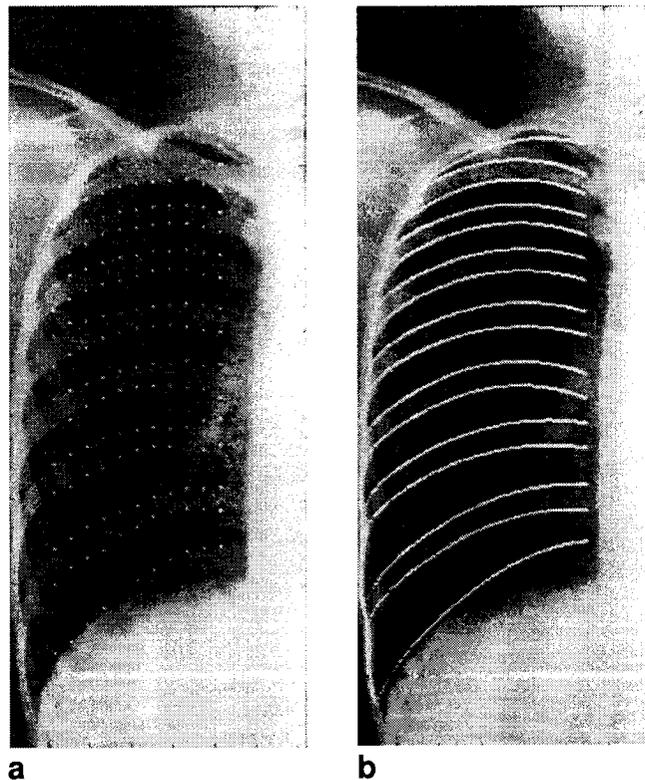


Figure 1-21 – Résultat de détection des côtes de Souza (1982). (a) points de côtes, détectés par analyse des profils verticaux, (b) résultat final de détection pour la moitié de la cage thoracique.

À la lumière de ce qui vient d'être dit, et en se rappelant la prémisse de base de la technique, on devine aisément que l'analyse des profils verticaux ne soit pas une technique prometteuse dans le cadre de la scoliose. En effet, à cause des déformations costales induites (verticalisation des côtes, section 1.2.2.2), les côtes C9 à C12 sont souvent orientées non pas près de l'horizontale, mais près de la verticale, ce qui fait grandement varier l'épaisseur costale perçue. En plus, il n'est pas rare de voir deux côtes scoliotiques adjacentes se toucher, voire même se surimposer en partie, éliminant ainsi l'espace intercostal sur la radiographie et réduisant du même coup les chances de succès de la technique. Finalement, scoliose ou pas, cette technique pose des problèmes pour la détection des parties de côtes situées tout près du bord de la cage thoracique. À cet endroit, les côtes deviennent verticales et la technique dérape. C'est pourquoi la méthode fut proposée exclusivement dans le cadre du problème de la soustraction des côtes pour améliorer la visibilité des poumons (*screening*). En d'autres termes, la technique d'analyse des profils verticaux est une technique intéressante dans le cadre fixe où elle fut créée, mais elle repose sur des hypothèses morphologiques trop strictes pour pouvoir s'appliquer avec succès dans un contexte à grande variabilité de courbure comme celui de la scoliose.

1.4.1.3 Transformée de Hough

En 1962, Hough mit au point une transformée permettant de passer de l'espace euclidien, où chaque point (x,y) correspond à un point de l'image, à l'espace des paramètres (*parameter space* ou *model space*) dans lequel chaque point (a,b) correspond à une droite d'équation $y = ax + b$ dans l'image. La transformée de Hough fonctionne selon le principe de l'accumulation. Pour chacun des pixels blancs (x,y) de l'image binarisée, tous les couples (a,b) de l'espace des paramètres sont pris à tour de rôle pour voir s'ils vérifient l'équation $y = ax + b$. Si c'est le cas, cela veut dire que le point (x,y) en cours fait bel et bien partie d'une droite représentée par la coordonnée (a,b) dans l'espace des paramètres et la case (a,b) est alors incrémentée de 1. À la toute fin de l'opération, l'espace des paramètres (a,b) forme une image d'intensité où des maximum

locaux (points brillants) indiquent les différentes occurrences, plus ou moins prononcées, de droites d'équation dans l'image. Dans le cadre de la détection des côtes saines, la transformée de Hough est modifiée afin d'être en mesure de détecter des segments de courbes paramétriques. Elle est utilisée après l'étape du seuillage afin de tenter de trouver d'emblée toutes les courbes paramétriques qui pourraient se trouver dans l'image binarisée. La transformée de Hough est donc le plus souvent utilisée à l'étape d'extraction et reconnexion des contours afin de guider la recherche vers différents pixels ou segments de courbes pouvant compléter les segments de côtes déjà détectés.

Wechsler et Sklansky (1977), dont il fut question précédemment, utilisent la transformée de Hough après l'étape de filtrage spatial, afin de guider la recherche des différentes côtes. Ils font l'hypothèse qu'une côte, dans sa partie dorsale, peut être modélisée par un segment de courbe elliptique (près de la colonne) rattaché à un segment de courbe parabolique (près du bord de la cage thoracique). Leurs résultats supportent en effet cette hypothèse avec des côtes saines (Figure 1-22). Beaucoup plus tard, Yue, Goshtasby et Ackerman (1995) utilisent eux aussi la transformée de Hough en première approximation des contours des côtes et font l'hypothèse que les côtes peuvent être modélisées par deux segments connectés de parabole différemment paramétrés.

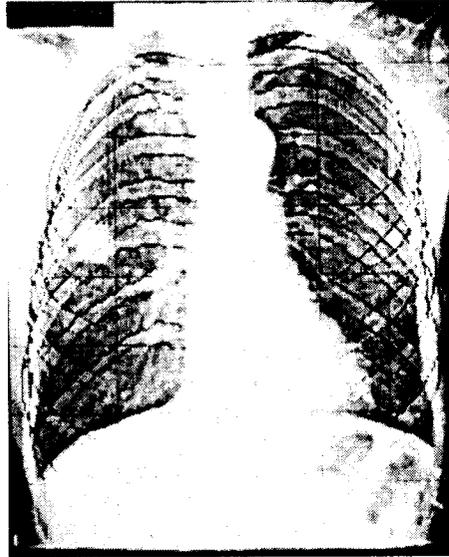


Figure 1-22 – Résultat de détection des côtes de Wechsler (1977).

La transformée de Hough est un outil très puissant de détection de courbes paramétriques dont on connaît les caractéristiques *a priori* (degré du polynôme, nombre de paramètres), car elle permet de détecter globalement toutes les droites d'une image (ou toutes les courbes paramétriques), même si ces dernières sont discontinues. Cependant, elle possède plusieurs limites handicapantes qui sont très bien explicitées par Yue, Goshtasby et Ackerman (1995). Tout d'abord, de par sa nature mathématique, la transformée de Hough requiert une énorme quantité de mémoire, et engendre une quantité exponentielle de calculs selon le nombre de paramètres pris en compte. Le second problème est sa faible capacité à détecter les contours d'objets naturels, comme les côtes par exemple. En effet, les contours de la côte C3, par exemple, ne suivront jamais exactement une équation paramétrique spécifique, entre différents patients. Un dernier problème avec la transformée de Hough est sa double incapacité à déterminer la longueur d'un segment paramétrique et à indiquer si ce dernier comporte des discontinuités. Finalement, les auteurs justifient tout de même l'emploi de la transformée de Hough dans leur solution en soutenant que tous ces problèmes sont contournables en complétant la méthode par l'ajout d'une étape de raisonnement de haut niveau reposant sur la morphologie attendue des côtes. Cependant, dans le contexte de la scoliose, on

comprendra aisément que la transformée de Hough soit pratiquement inutilisable, car il est hautement improbable de prédire justement une « morphologie attendue des côtes ».

1.4.1.4 Ajustement de courbes paramétriques

Comme mentionné précédemment, certains auteurs proposent de guider la recherche des contours de côtes vers des formes paramétriques et ce, sans utiliser la transformée de Hough. Pour ce faire, on fait appel à une technique nommée « ajustement de courbes paramétriques » (*curve fitting*), et qui consiste tout d'abord à développer une fonction d'erreur entre une forme paramétrique quelconque (droite, quadratique, exponentielle, etc.) et un ensemble de points par lesquels devraient passer cette fonction. Ensuite, il ne reste plus qu'à minimiser cette fonction d'erreur au sens d'un critère choisi et le tour est joué. Les paramètres obtenus constituent une fonction s'adaptant de façon optimale (au sens du critère choisi) à l'ensemble des points fournis. Dans le contexte de la détection de contours de côtes, on comprend alors aisément que si l'on connaît d'emblée la forme paramétrique des côtes à détecter, il suffit de fournir à l'algorithme quelques points seulement appartenant aux contours pour trouver tous les autres points de contour dictés par l'équation mathématique obtenue. Le critère d'erreur le plus couramment utilisé est le critère des moindres carrés (*least mean square – LMS*). De façon générale, la méthode de détection des côtes à l'aide d'ajustements de courbes paramétriques s'élabore en trois étapes. 1) Obtention d'une première approximation des contours de côtes, 2) ajustement de courbes paramétriques aux différents points obtenus précédemment, et 3) obtention d'une solution finale par la correction des points de contours au voisinage des courbes paramétriques. Reprenons en détail ces trois étapes pour les mettre en rapport avec des auteurs qui utilisent cette méthodologie dans leur solution de détection des côtes saines.

La recherche d'une première approximation des contours de côtes peut se réaliser de différentes manières, cependant, il est important de garder à l'esprit ce qu'on entend ici par « première approximation ». Il s'agit tout simplement d'un ensemble de points arbitrairement répartis, situés le plus exactement possible sur des contours de côtes. Il

n'est donc pas nécessaire d'obtenir des segments complets de courbes, mais la précision de détection est en général améliorée si l'on réussit à mettre en relief les côtes le plus complètement possible dès la première approximation.

En ce qui a trait à l'ajustement de courbes paramétriques, les différentes techniques présentes dans la littérature ne diffèrent entre elles que par leurs hypothèses et leurs choix des formes paramétriques pouvant modéliser au mieux les contours de côtes saines. Plusieurs solutions furent essayées. L'utilisation de fonctions quadratiques (Toriwaki et al., 1973) permet de réaliser une certaine correction des contours, semble-t-il, pour une application de rehaussement de visualisation par soustraction des côtes (*screening*), mais le paramétrage quadratique s'accroche mal aux segments de côtes situés près du bord de la cage thoracique, et les auteurs laissent planer le doute quant à sa précision réelle. En plus, l'efficacité de la technique n'a pas été validée pour les parties ventrales des côtes. En contrepartie, l'ajustement d'une combinaison de segments paraboliques et elliptiques (Wechsler et al., 1977), respectivement, pour modéliser les parties des côtes situées près de la colonne vertébrale et près du bord de la cage thoracique, permet d'obtenir des courbes plus fidèles à la courbure réelle des côtes saines et ce, même pour les parties ventrales. En effet, c'est là la première tentative d'intégrer les parties ventrales des côtes dans la détection. Cependant, cette combinaison de deux courbes paramétriques par contour complexifie beaucoup la mise en œuvre. Plus tard, Souza (1983) revient à la modélisation des côtes par de simples quadratiques, et contourne l'erreur de modélisation près du bord de la cage thoracique en n'utilisant que des points situés dans une région au centre de la zone pulmonaire. Ses ajustements de courbes paramétriques sont certes effectués avec un nombre moins grand de points, mais en revanche, il démontre que les sections centrales des côtes saines peuvent être très fidèlement modélisées par de simples fonctions quadratiques. En plus, il arrive à effectuer des corrections surprenantes aux points initialement en erreur, par l'utilisation d'une brillante méthode de recalcul des paramètres. L'article fait mention de résultats prometteurs et de grandes vitesses d'exécution. Cependant, la méthode proposée reste

inutilisable dans le contexte du présent projet de recherche, car la détection se limite malheureusement aux parties dorsales des côtes C3 à C9. Un peu à l'opposé de cette méthode, Sanada, Doi et coll. (1991) proposent d'utiliser des fonctions elliptiques pour ajuster les courbes sur les points de première approximation (Figure 1-23). Ces fonctions modélisent très bien la courbure des côtes dans la partie située près du bord de la cage thoracique. En revanche, c'est la partie près de la colonne qui devient problématique (entre la colonne et la région centrale des poumons). Malheureusement, l'auteur ne propose pas de solution pour palier à ce problème et ses résultats présentent donc des côtes dorsales (parties dorsales uniquement) détectées à moitié.

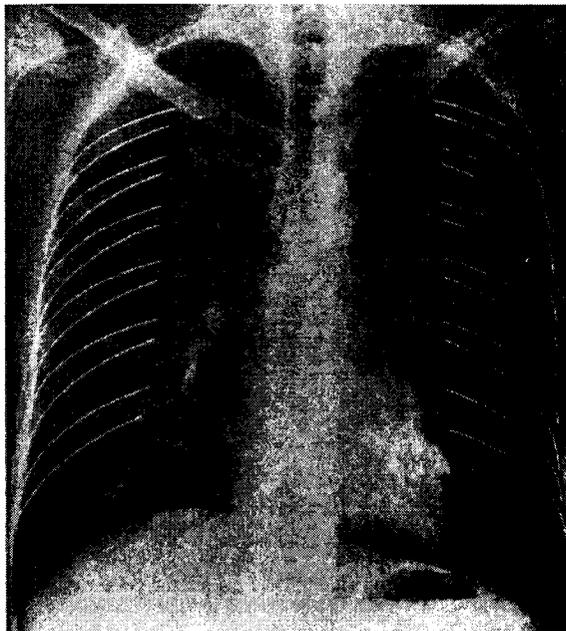


Figure 1-23 – Résultat de détection des côtes de Sanada *et al* (1991).

Le principal avantage à utiliser un ajustement de courbe paramétrique pour décrire une côte saine est qu'il est possible par la suite d'interpoler les coordonnées (x,y) à n'importe quel endroit sur cette courbe. Au lieu d'un contour décrit par un ensemble limité de points, on se retrouve alors avec une définition mathématique du contour adressable en tout point de cette courbe. À l'instar de la transformée de Hough toutefois, cette technique reste incapable de déterminer les points terminaux (longueur du segment) et

ne permet pas de vérifier si le segment possède des discontinuités. Cependant, l'ajustement de courbes paramétriques offre une économie d'espace mémoire. En effet, au lieu de conserver en mémoire les coordonnées (x,y) de tous les points détectés le long de la côte, il suffit de conserver les quelques paramètres décrivant la courbe mathématique ajustée. Cependant, à la lumière de toutes les solutions proposées par les différents auteurs cités dans cette section, rappelons que l'ajustement de courbes paramétriques demeure une étape d'approximation en vue d'obtenir une solution finale. Finalement, on peut affirmer sans trop se tromper qu'il serait hasardeux de s'attaquer au problème de la détection des côtes scoliotiques en utilisant la technique d'ajustement de courbes paramétriques, car les déformations impliquées induisent une très grande variabilité dans la courbure des côtes, rendant improbable, voire même impossible d'obtenir la même forme paramétrique pour une même côte d'un patient scoliotique à l'autre

1.4.1.5 Contours actifs

Une technique moins utilisée en détection des côtes, mais qui mérite quand même qu'on s'y attarde à cause de son élégance mathématique, est la technique des contours actifs (*active contour models*) ou *snakes* (Kass, Witkin, & Terzopoulos, 1987). Un contour actif peut être vu comme une spline dynamique recherchant l'énergie minimale, guidée par des contraintes externes et influencée par les pixels de l'image, créant des « forces » l'amenant à se surimposer aux discontinuités comme les lignes ou les contours de l'image. Les énergies en cause sont de trois types. Tout d'abord, l'énergie interne, calculée à partir des dérivées première et seconde de la spline, peut être représentée par la courbure et l'élasticité du contour actif. Ensuite, l'énergie externe (ou énergie de l'image), calculée à partir des magnitudes de gradients de l'image, contribue à attirer le contour actif vers les discontinuités saillantes de l'image. Finalement, l'énergie de contrainte permet d'imposer un comportement spécifique à l'évolution du contour actif, mais est normalement mise à zéro. Pour un contour initial donné, il s'agit donc de faire progresser le contour actif vers sa position finale d'énergie minimale. La toute première

version de cet algorithme proposait de résoudre d'un coup l'équation différentielle associée au problème. Plus tard cependant, une version beaucoup plus rapide fut proposée (Williams & Shah, 1990) qui consiste en un processus itératif calculant, pour chacun des points du contour actif, l'énergie obtenue si l'on remplaçait le point en cours par l'un de ses pixels voisins. Ce calcul est fait pour tous les voisins de tous les points du contour et la configuration d'énergie minimale est choisie pour l'itération en cours. Le processus recommence jusqu'à ce que le nombre de points modifiés lors d'une itération tombe en dessous d'un certain seuil.

Il existe dans la littérature une tentative d'application des contours actifs au problème de la détection automatique des contours de côtes saines. Il s'agit de la solution de Yue, Goshtasby et coll. (1995) que nous avons vue précédemment. Après avoir obtenu une première approximation des contours de côtes par l'utilisation de la transformée de Hough, ils initialisent une version modifiée des contours actifs avec cette première approximation (2 contours actifs par côte à détecter). Les résultats présentés sont très prometteurs (Figure 1-24) et représentent un tournant majeur dans l'élaboration de solutions de détection des côtes, car il sont les premiers à réussir la détection des contours irréguliers (fractures, déformations, tumeurs, etc.). En effet, leurs prédécesseurs s'étaient pour la plupart limités à détecter les côtes suivant un gabarit paramétrique strict. Du fait, ils réussissent là où personne n'avait réussi avant. Par exemple, leur méthode permet de détecter jusqu'à 18 côtes sur 24, en particulier les côtes C2 souvent occultées par la clavicule et C10 difficiles à détecter avec les précédentes techniques, vue son orientation particulière. En plus, avec leur technique, les parties de côtes situées près de la frontière de la cage thoracique sont beaucoup mieux cernées grâce à l'hypothèse elliptique utilisée dans la transformée de Hough. La technique n'est toutefois pas encore applicable dans le cadre du présent projet de recherche, car plusieurs limites subsistent. En effet, les parties ventrales des côtes sont encore ignorées, la technique ne permet pas de détecter l'ensemble des côtes et pour les mêmes raisons susmentionnées de grande variabilité des courbures de côtes scoliotiques, il est peu

probable que de bonnes premières approximations puissent être obtenues avec la transformée de Hough utilisée.

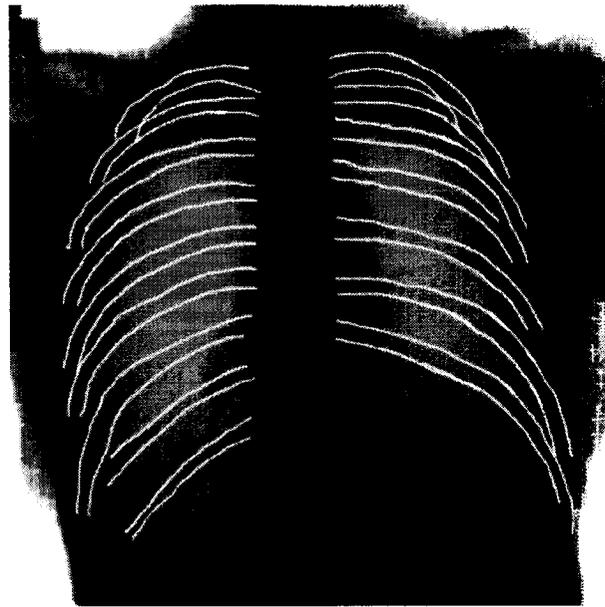


Figure 1-24 – Résultat de détection des côtes de Yue et Goshtasby *et al* (1995).

1.4.1.6 Modèles statistiques déformables

Avec le développement de la micro-informatique, on a vu naître un engouement croissant pour les méthodes dites statistiques. L'idée générale derrière cette approche est de saisir le comportement statistique d'un phénomène en analysant les distributions statistiques d'un ensemble de variables (*features*) ou d'attributs présélectionnés sur une population de candidats. Dans le contexte de la détection des côtes à partir de radiographies thoraciques, les candidats sont les différentes radiographies à l'étude et les attributs, n'importe quel paramètre morphologique pouvant décrire la courbure et l'emplacement de chacune des différentes côtes. L'ensemble des radiographies utilisées pour construire le modèle est appelé l'ensemble d'entraînement. Pour construire le modèle, on doit donc commencer par détecter manuellement toutes les côtes d'un grand nombre de candidats (radiographies) dont on calcule les différents paramètres morphologiques présélectionnés. Par exemple, les différents paramètres quadratiques

des paraboles ajustées sur les différentes côtes. Ensuite, dans un espace géométrique à n dimensions que l'on nomme l'espace des paramètres (*parameter space* ou *model space*), où n est le nombre de paramètres extraits pour chaque candidat, chaque point représente un candidat ou une radiographie dans son ensemble. Il n'est pas rare de se retrouver avec un espace de paramètres ayant plusieurs dizaines, voire même des centaines de dimensions. Pour traiter cette quantité énorme d'information, il faut donc utiliser une technique de réduction de dimensionnalité comme l'analyse en composantes principales, l'ACP (*Principal components analysis* (Dunteman, 1989)) afin d'éliminer les dimensions (paramètres) redondantes ou n'apportant pas beaucoup de variance au comportement statistique. Une fois notre modèle revenu à quelques dimensions, la distribution statistique des paramètres de tous les candidats peut être modélisée et des amas (*clusters*) peuvent être dépistés. Ces différents amas sont des concentrations locales de candidats dans l'espace des paramètres et peuvent être considérées comme autant de « tendances » ou de « classes » d'attributs. On enregistre ensuite les différents paramètres de distribution des différentes classes (moyennes, variances, etc.) et le modèle statistique est alors prêt à être utilisé sur de nouveaux candidats.

C'est ce que font Ginneken et Romeny (2000). Pour chacune de leurs 35 radiographies d'entraînement, ils ont modélisé les côtes C2 à C10 inclusivement par deux paraboles parallèles, ce qui fait 72 paramètres par radiographie. Le nombre de paramètres est alors réduit à 10 par une analyse en composantes principales (ACP) et les auteurs affirment ici que l'utilisation de 10 paramètres explique au moins 98% de la variance totale observée. Par la suite, pour chaque nouvelle radiographie candidate, les paramètres du modèle sont ajustés (la cage thoracique modélisée est donc déformée) par la méthode d'ajustement de direction de Powell (Press, 1992), afin que les côtes paramétrées se superposent de façon optimale aux gradients calculés de l'image. Cependant, on se limite ici encore à modéliser uniquement la partie dorsale des côtes.

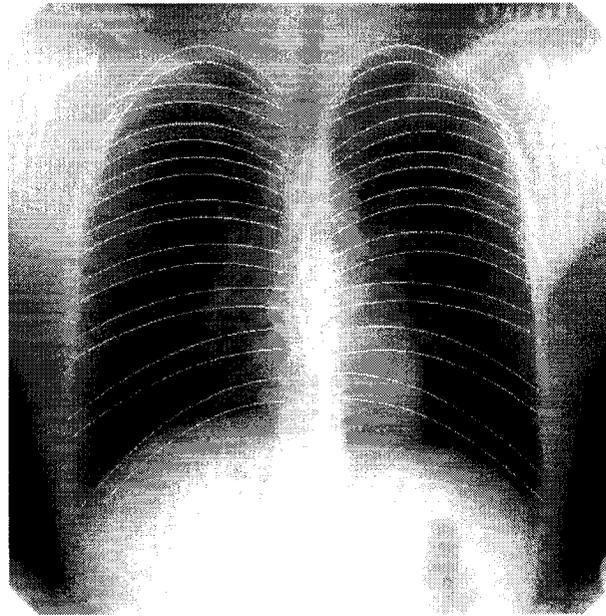


Figure 1-25 – Résultat de détection des côtes de Ginneken et Romeny (2000).

Un des principaux avantages de la méthode des modèles statistiques déformables est la possibilité d'utiliser les paramètres sur l'ensemble des côtes, ce qui permet d'ajuster la cage thoracique d'un seul coup à l'ensemble de l'image, au lieu de nécessiter la détection de chacune des côtes une à une. Il est donc important de noter ici qu'à cause de ce comportement global, la précision de détection est répartie sur l'ensemble des côtes, c'est-à-dire que même si la détection des côtes apparaît bonne « dans l'ensemble », il est probable en revanche que des écarts sensibles surviennent dans la majorité des côtes. Dans une approche semi-automatique de détection des côtes où de grandes précisions sont exigées, cependant, on peut souhaiter développer une technique qui nous assurerait qu'une côte bien détectée le soit avec une grande précision, au détriment d'un minimum de côte qui elles, devront être corrigées manuellement. Autre désavantage des modèles statistiques déformables est qu'on est contraint de modéliser les côtes de façon paramétrique (comportement souvent quadratique), ce qui induit forcément en erreur la détection finale de côtes aux courbures très régulières, ce qui ne reflète pas fidèlement la morphologie réelle des côtes. Finalement, les modèles statistiques déformables présentent un compromis entre la souplesse admise de déformation et le nombre de

paramètres utilisés après réduction de dimensionnalité. Plus on a de paramètres, plus notre modèle devient souple et permet de représenter un plus grand nombre de configurations, mais plus la charge de calculs sera grande. À l'inverse, moins on utilise de paramètres, moins grande sera la charge de calculs, mais plus restreintes seront les possibilités de déformation du modèle. Dans le contexte de la scoliose, ce compromis devient très critique, car la très grande variabilité de configurations de la cage thoracique d'une radiographie à l'autre nous force à utiliser un plus grand nombre de paramètres, ce qui complexifie les calculs.

1.4.2 Détection automatique des côtes scoliotiques

Il n'existe pas, à notre connaissance, d'article faisant état de méthodes automatiques de détection 2D des côtes à partir de radiographies de patients scoliotiques. Il existe cependant quelques tentatives de reconstruction 3D biplanaire de cages thoraciques scoliotiques à partir de radiographies (Mouren, 2003; Benameur, Mignotte, Destrempe & Deguise, 2005). Ces dernières font usage des techniques de déformation de modèles statistiques et obtiennent une cage thoracique reconstruite en 3D directement à partir des deux radiographies, sans spécifiquement passer par une étape de détection automatique ou semi-automatique 2D des côtes scoliotiques dans l'image. Ces techniques se basent sur la procédure de détection manuelle de la ligne médiane des côtes, décrite à la section 1.3.

1.5 Objectifs de recherche

L'objectif général du projet de recherche est de concevoir et d'implémenter une technique de détection semi-automatique des contours des côtes à partir de radiographies postéro-antérieures (PA-0° et PA-20°) de patients scoliotiques. Afin de bien s'adapter, d'une part, aux problématiques de déformation amenées par la scoliose et, d'autre part, de combler les différentes lacunes de la technique de détection manuelle, la méthode proposée se doit d'être très générale, tout en étant précise et peu supervisée. La méthode

proposée doit aussi tenir compte des parties dorsales et ventrales des côtes, et s'appliquer à la détection de toutes les côtes visibles sur la radiographie (niveaux costaux 1 à 12). Pour ce faire, le premier objectif spécifique vise à concevoir et à implémenter un algorithme de suivi de contours en niveaux de gris avec embranchements multiples et filtrage anisotropique. Le second objectif spécifique vise à définir un modèle de conceptualisation des côtes basé sur le parallélisme perceptuel. Le troisième objectif spécifique est de développer une interface graphique intégrant de façon conviviale toutes les fonctionnalités requises par l'objectif général en y incluant également des fonctionnalités de prétraitement et de post-traitement (correction manuelle *a posteriori*). Finalement, le quatrième objectif spécifique consiste à valider l'algorithme de détection des contours des côtes en comparant les côtes détectées par la méthode proposée à des côtes de référence tracées par un expert en radiologie.

CHAPITRE 2 - DÉTECTION SEMI-AUTOMATIQUE DES CONTOURS DE CÔTES SCOLIOTIQUES À PARTIR DE RADIOGRAPHIES THORACIQUES POSTÉRO-ANTÉRIEURES.

2.1 Présentation de l'article

Ce chapitre reprend intégralement l'article scientifique qui fut rédigé et soumis à la revue *IEEE Transactions on Medical Imaging* dans le cadre du présent projet de recherche. C'est dans cet article, dont la forme fut adaptée à celle du présent mémoire, que sont détaillés la méthode proposée et les résultats obtenus.

2.2 Semi-Automatic Detection of Scoliotic Rib Borders From Postero-anterior Chest Radiographs

2.2.1 Introduction

Stereoradiography consists in reconstructing 3D objects in a scene, using two planar views taken from different angles. Prior to 3D reconstruction, relevant structures on both planar radiographic views need to be detected and matched. The present paper strictly focuses on this crucial 2D detection step, applied to rib detection from chest radiographs.

Currently in Montreal, at CHU Sainte-Justine research center, we are using a completely manual rib detection technique which requires a technician to insert eleven markers on every rib midlines on two posteroanterior X-ray images, namely, PA-0° and PA-20°. This manual detection step is prohibitively time-consuming and currently limits the associated clinical applications. An expert takes about two hours to insert all the markers in both radiographs (Delorme et al., 2003). Another limitation is that the current method

is only concerned with rib midlines, leading to a wireframe 3D model in which information from actual rib borders is discarded.

Rib detection from PA chest radiographs has been investigated for the past three decades. However, most of the proposed solutions apply only to dorsal portions of the ribs and are strictly concerned with PA-0° chest radiographs. Also, some of them are intended for rib subtraction screening applications and are thus limited to detecting ribs located inside the lung field. Furthermore, only very few of them are concerned with scoliotic ribs. Existing rib detection methods are not suitable for detecting scoliotic ribs for the following reasons. First, because of their large variability in shapes and curvatures between different patients, scoliotic ribs would not be properly detected using parametric curve fitting techniques (Toriwaki et al., 1973; Wechsler et coll., 1997; De Souza, 1983; Sanada et al., 1991) or parametric curve-searching algorithms such as the modified Hough transform (Wechsler et al., 1977; Zhanjun Yue et al., 1995). Also, techniques using global spatial filtering and rib reconnection through some rule-based reasoning (Toriwaki et al., 1973; Wechsler et al., 1977; De Souza, 1983; Sanada et al., 1991; Persoon, 1976) would often miss the edges at rib crossings, near the rib cage border, due to high overlapping and locally reduced contrast. In addition, methods based on vertical profile analysis (De Souza, 1983; Sanada et al., 1991; Kulick et al., 1976; Shiek et al., 1977) would also encounter major limitations, as they greatly rely on assumptions that ribs are strictly horizontally-oriented (dorsal portions) and that intercostal space is approximately constant from one rib to another. For scoliotic ribs, obviously, these assumptions are wrong, as observed by (Perdriolle et al., 1979). Yet another approach (Zhanjun Yue et al., 1995) makes use of active contours (snakes) in order to better delineate actual rib borders. Although ribs are better localized than ever, the method still relies on the Hough transform to initialize the snakes algorithm. More recent approaches use deformable statistical models (van Ginneken et al., 2000; Mouren, 2003; Benameur et al., 2005), but still, although promising results have been reported

using this method, only rib midlines are considered and information from actual rib borders is lost (Benameur et al., 2005).

Our goal is to develop a semi-automatic rib detection method that would delineate the actual scoliotic rib borders accurately, for both ventral and dorsal portions, from either PA-0° or PA-20° radiographs. Emphasis is being put on 2D detection accuracy, not speed, but the proposed method should greatly decrease the user's workload.

The remainder of this paper is organized as follows. Section 2.2.2 introduces the proposed method thoroughly. Section 2.2.3 presents the experimental results and discussion. Finally, section 2.2.4 concludes the paper.

2.2.2 Materials and Methods

2.2.2.1 Overview

In order to meet our goals, we propose herein a novel, semi-automated technique for detecting both dorsal and ventral portions of scoliotic rib borders using oriented filtering and edge-following approach with multiple-path branching. The key idea behind the proposed method is the fact that, even in cases of great scoliotic deformities, a single rib will always present relatively parallel upper and lower edges. Our method consists in following multiple promising edges simultaneously. For every rib, four edge-following detections are initiated from user starting points inserted along the upper and lower rib edges and the final rib border is obtained by finding the most parallel pair among the detected edges. The block diagram shown in Figure 2-1 shows the different logical units within the proposed solution. Each of them will be analyzed in details in the following subsections.

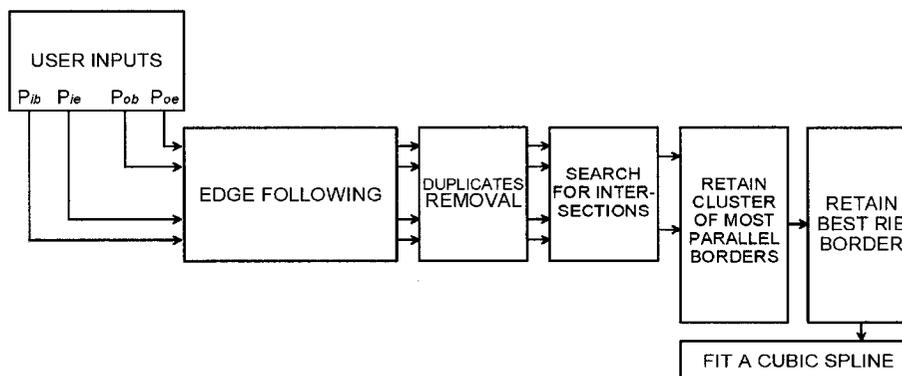


Figure 2-1 – Block diagram of the proposed method. Boxes represent logical units and arrows indicate program flow.

2.2.2.2 Radiographic materials and data acquisition system

50 digital chest radiographs of scoliotic patients were randomly selected from the CHU Sainte-Justine radiographic database. This database consists of grayscale images produced with a Fuji FCR 7501S device equipped with a Shimadzu UD150L camera. The images of size 880 X 2140 pixels are eight bits per pixel and compressed in TIFF format. Our method was tested on 44 of them, the other 6 were previously used for building the peak classification statistical model described in section 2.2.2.4.4. Among those 44 radiographs were 32 PA-0° and 12 PA-20°. Besides, each radiograph was manually classified as being of “good quality”, “regular quality” or “poor quality” by an expert in radiology. Among them were 17 good, 18 regular and 9 poor. Quality levels were asserted by taking into account the presence or absence of many undesirable radiographic characteristics such as noise, non-uniform illumination, extra-scoliosis pathologies such as tumors and radiographic artifacts.

2.2.2.3 User interaction

Scoliotic ribs present very few shape priors due to their irregularities from one patient to another. In that context, slight semi-automation with human interaction in an initialization and a postprocessing step was considered a better approach than full automation. In the following, radiographic ribs consist of an inner edge (I), closer to the

spine, and an outer edge (O), away from it, as shown in Figure 2-2. Ribs are assumed to begin (B) at vertebral tip and end (E) at sternal tip. Prior to detection, only four user starting points are needed (p_{ib} , p_{ob} , p_{ie} , p_{oe}) for each rib. Their associated starting angles (θ_B and θ_E), because of relative perceptual parallelism between edges I and O, are automatically set perpendicular to lines joining p_{ib} to p_{ob} and p_{ie} to p_{oe} . The user should be careful that the four starting points be approximately perpendicular to the rib's orientation at tips B and E. No automatic, gradient-driven fine-tuning of the starting points' locations has been implemented. Finally, after detection, the user can manually retouch any rib in a corrective postprocessing step. This, however, is beyond the scope of this paper and this manual correction as a postprocessing step will not be treated further.

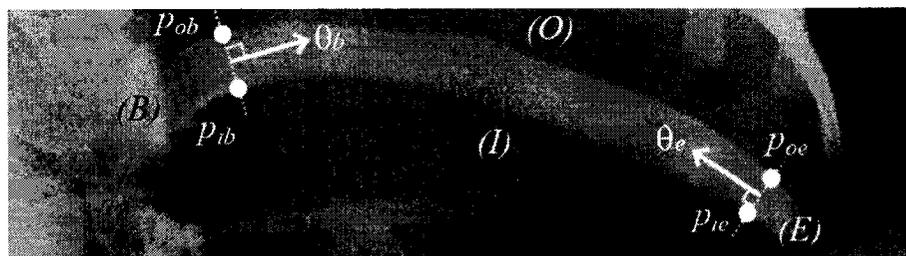


Figure 2-2 – An illustration of the required four user inputs per rib (p_{ib} , p_{ob} , p_{ie} , p_{oe}). A close-up on the 11th left rib. θ_b and θ_e are automatically computed perpendicularly to lines joining p_{ob} to p_{ib} and p_{oe} to p_{ie} , respectively. Letters B, E, I and O indicate the rib's beginning, end, inner side and outer side, respectively.

2.2.2.4 Multiple-path edge-following

The whole idea behind the proposed rib detection algorithm is to follow rib edges, starting from their two extremities (B and E), going inwards, as if walking on the rib's

border, and expecting that these detections intersect each other at some edge point in between. This task is carried out with the edge following paradigm.

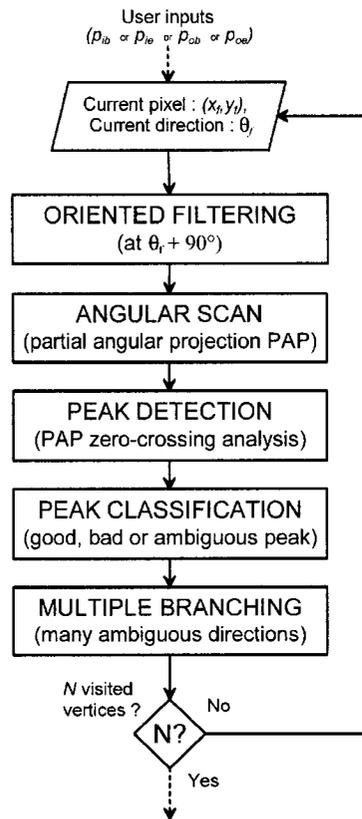


Figure 2-3 - The proposed multiple-path edge-following method. Notice that the process depicted here only applies to one of the four edge-following processes initiated from the four different starting points input by the user.

Most conventional edge-following methods deal exclusively with binary edges, namely, black or white pixels obtained after filtering and thresholding. However, given a chest radiograph containing variable edge magnitudes and much overlapping between different structures, a global thresholding approach with isotropic filtering would result in the loss of many partial features, resulting in a spurious binary image and lowered edge-following capabilities (Tong, Dong, & Wang, 1999). We propose herein a

modified edge-following approach, applied directly to grayscale images, with no thresholding, using only oriented filtering and multiple-path branching. Block diagram of the technique is presented in Figure 2-3.

2.2.2.4.1 Oriented filtering

Radiographic ribs have a great deal of crossings and overlapping with other structures at various angles. This poses serious difficulties to edge following algorithms which are likely to fail detecting a complete rib by falsely following a border that does not belong to it, but to a clavicle, for instance.

Most of conventional edge-following methods compute edge-followed angles in 8-neighbor square-grid discrete space, or 6-neighbor hexagonal-grid. However, this choice limits the angular resolution to 45 and 60-degree steps, respectively.

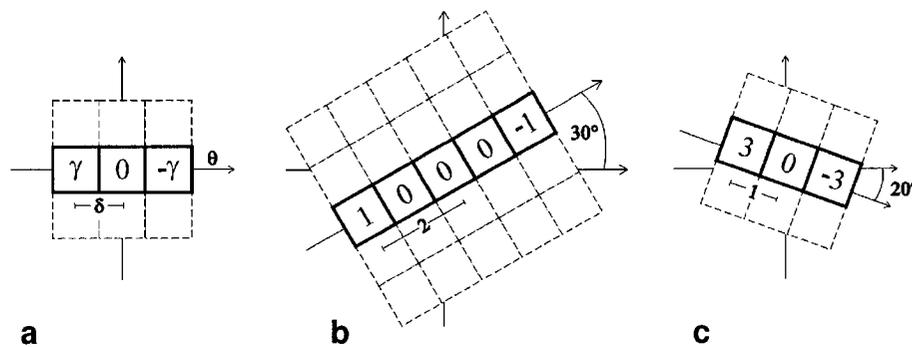


Figure 2-4 - Anisotropic filter used in oriented filtering step. (a) Unrotated 1D anisotropic convolution mask $h(x,y)$. The filter output gives approximations of image partial first-order derivatives of magnitude γ , scale δ and orientation θ . Two instances of the filter are shown (b) with $\gamma = 1$, $\delta = 2$, $\theta = 30^\circ$ and (c) with $\gamma = 3$, $\delta = 1$ and $\theta = -20^\circ$.

Since crossings between different structures may arise at any angle in a real radiograph, better results could be obtained using a continuous addressing space, as explained in (Kovacs, 1994). By addressing the image in between two pixels, it becomes possible to

follow any specific direction. Bilinear interpolation was used to access gray values in between pixels because it led to a good compromise between interpolation accuracy and speed. The proposed oriented filtering approach uses the anisotropic filter depicted in Figure 2-4.

Assuming that a grayscale radiographic image can be seen as a discrete function $f(x,y)$, with $x, y \in \mathbb{N}^+$ and $f \in [0,1\dots 255]$, the filtered image $g(x,y)$, using the convolution mask $h(x,y)$ can be expressed by a discrete convolution (Soille, 2003) as in

$$g(x, y) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(x-k, y-l) f(k, l). \quad (\text{Equation 1})$$

This expression only applies to the unrotated version of the proposed filter depicted in Figure 2-4a. For its correct implementation at any given orientation, the steerable filter paradigm (Freeman & Adelson, 1991) could be used, but by taking advantage of the fact that the filter is 1D and contains only 2 non-negative values, (1) can be rewritten as

$$g^{\theta}(x, y) = [\gamma - \gamma] \begin{bmatrix} f(x - \delta \cos \theta, y - \delta \sin \theta) \\ f(x + \delta \cos \theta, y + \delta \sin \theta) \end{bmatrix} + \mu, \quad (\text{Equation 2})$$

which is the difference between the image translated by δ at angle θ and the same image translated by δ the other way around (at $\theta+180^\circ$). Contrast is controlled by γ . δ is the depth of the filtering operation and the mean grayscale is set by μ . Popular image-editing softwares implement (2) under the name “Emboss filter”. In fact, when output is centered around grayscale 128 ($\mu=128$), $g(x,y)$ looks like an embossed image, featuring hills and valleys, as in Figure 2-5. However, in our method, $\mu = 0$.

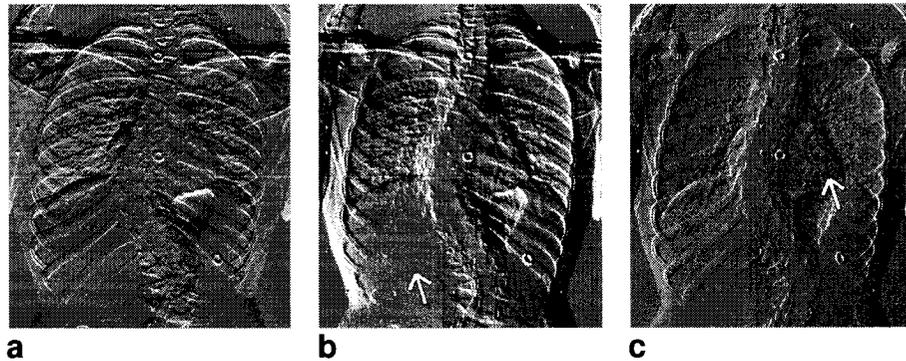


Figure 2-5 - Embossed image from anisotropic filtering (2) on a chest radiograph of scoliotic patient with centered grayscale ($\mu=128$). Orientation θ , contrast γ and depth δ are all controllable parameters. Here (a) $\theta = 90^\circ$, $\gamma = 5$, $\delta = 3$ (b) $\theta = 40^\circ$, $\gamma = 6$, $\delta = 5$ (c) $\theta = 336^\circ$, $\gamma = 1$, $\delta = 2$. Notice that ribs get filtered out when embossing angle θ is set in the appropriate direction. The white arrows point out zones where ribs have completely disappeared.

By noticing the disappearance of right ribs 9 to 12 (ribs 9R to 12R) in Figure 2-5b and left ribs 3 to 8 (ribs 3L to 8L) in Figure 2-5c, it becomes obvious that it is possible to clean crossing edges by using the proposed anisotropic filter properly oriented toward overlapping structures. In fact, this “rib crossing attenuation” consists, at each step of the edge-following process, in applying the anisotropic filter perpendicularly to the current edge-followed rib orientation. It has been observed (Figure 2-6) that doing so could emphasize the currently followed border while attenuating most of the undesirable edges from clavicles, diaphragm or lung tissue. The notation $g^\perp(x, y)$ will be used when referring to the perpendicularly filtered image.

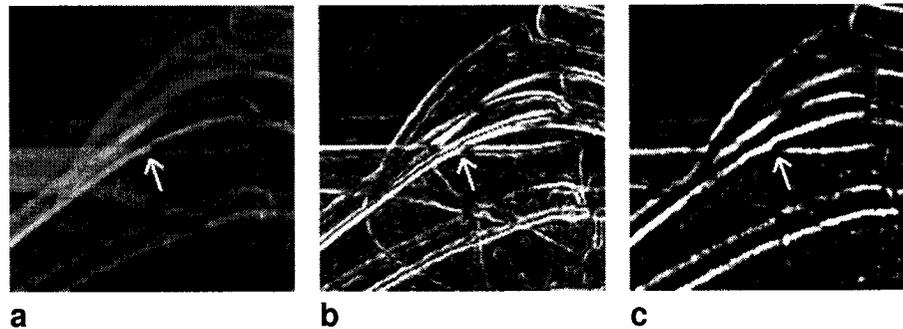


Figure 2-6 - Rib crossing attenuation. a) A source image showing third right rib to detect. The white arrow indicates an ambiguous crossing between the rib and the right clavicle. (b) Regular sobel filtering emphasizes all edges regardless of their orientation, including the strong clavicle edges. (c) Anisotropic filter in (2) is applied perpendicularly to the third rib at crossing point. No strong boosting is observed on the clavicle edge and a convenient gap between clavicle and third right rib edges is noticed.

2.2.2.4.2 Angular search

Even after applying the abovementioned oriented filtering, there could still remain concurrent edges misleading the edge following process, especially strong edges almost parallel to the currently followed border. Throughout this paper, we will refer as “ambiguous” any pixel, located on the followed border, where two or more significant edges cross each other. Contrary to conventional edge-following algorithms, the proposed method has the ability to follow multiple promising paths simultaneously, thus reducing the likeliness of misleading in the presence of ambiguous edge crossings. The idea behind this is to see image pixels as potential vertices v in an n -ary rooted tree T (Weisstein, 1999). The idea of seeing edge-following as a graph-searching process is not new (Wang & Howarth, 1989). For each visited vertex v_i^j , there are a variable number of n followed children with a maximum of N vertices in T . Notice that v_i^j represents the i^{th} visited vertex at depth j and that v_1^0 is the root vertex, input by the user. Typical detection results, as shown in Figure 2-7, will thus appear as a tree-like set of visited pixels belonging to many different detected borders among which our rib of interest is expected.

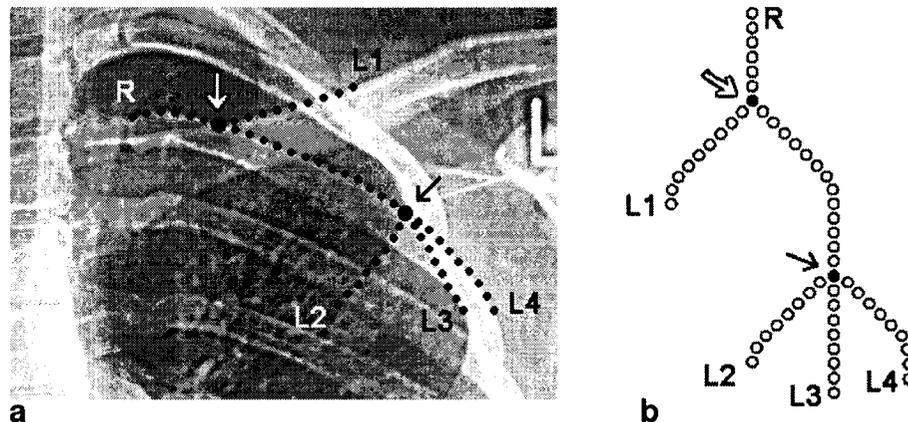


Figure 2-7 - Multiple-path branching. In the proposed paradigm, image pixels become potential vertices in a tree graph. (a) A close-up on a chest radiograph showing progress of the multiple-path edge-following after having visited 55 pixels (vertices). (b) The associated tree graph T . White arrows show the first ambiguous pixel encountered whereas black arrows show the second one.

Letters point out special vertices. “R” stands for “Root” and “L” for “leaf”.

From a specific parent vertex v_f^j in the edge-following process, children are always chosen λ pixels away. This distance is called the edge-following “step” and was empirically fixed to $\lambda = 5$. At each step, children vertices v_f^{j+1} are obtained by computing the partial angular projection presented in (3), and by detecting and localizing its local maxima. Each local maximum is associated with an edge orientation and represents a potential child vertex, as shown in Figure 2-8. The partial angular projection (PAP) can be expressed as

$$\rho(\theta) = \sum_{r=0}^R g^\perp(r \cos \theta + x_f, r \sin \theta + y_f) \quad (\text{Equation 3})$$

with $\theta = [\theta_f - \tau, \theta_f + \tau]$.

g^\perp is expressed in polar coordinates (r, θ) , centered at current vertex location (x_f, y_f) and $\rho(\theta)$ is the PAP of g^\perp on the θ axis, limited to $\theta \in [\theta_f - \tau, \theta_f + \tau]$ and $r \in [0, R]$. Figure 8 resumes all the steps seen so far, from oriented filtering to PAP computing.

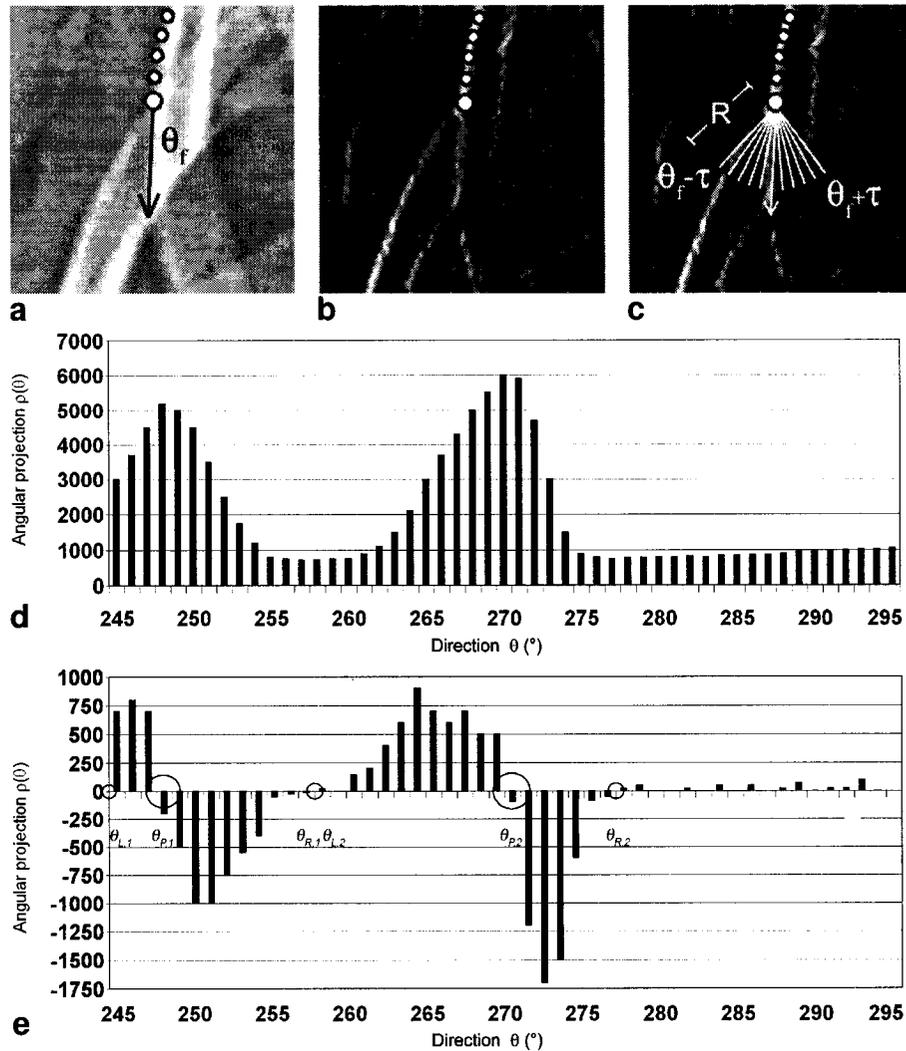


Figure 2-8 - Oriented filtering and partial angular projection (PAP). (a) Edge-following has already progressed and is now located at an ambiguous pixel (bigger white dot) with current edge-followed orientation θ_f . (b) g^\perp , the filtered image with (2) with $\theta=90^\circ$, $\delta=2$ and $\gamma=6$, (c) Angular scan at work. R pixels are summed up along each line oriented from $\theta_f - \tau$ to $\theta_f + \tau$ in g^\perp . Scan lines are separated by one-degree angles. (d) The associated partial angular projection (PAP). (e) Local maxima detection. The first derivative of the PAP at Figure 2-8d is computed here using finite differences and directions $\theta_{L,1}, \theta_{R,1}, \theta_{P,1}$ and $\theta_{L,2}, \theta_{R,2}, \theta_{P,2}$ are found (circled).

2.2.2.4.3 Peak detection

Local maxima in $\rho(\theta)$ are simply detected by analyzing zero-crossing occurrences in the PAP derivative $\rho'(\theta)$, computed with simple finite differences, as shown in Figure 2-8e.

Care is to be taken in choosing τ and R . If τ is chosen too small, the field of vision in front of the followed direction (the support of $\rho(\theta)$) will be too narrow and concurrent edges away from θ_f are likely to be missed. On the other hand, if τ is set too large, then projection values become irrelevant near $\theta_f \pm 90^\circ$ because of prior perpendicular filtering. If R is too small, the PAP would show nothing but noisy patterns, while setting R too large would flatten out the PAP to a constant approaching μR . It was observed that $\tau = 35^\circ$ and $R = 30$ led to good results for a wide range of radiographs.

This PAP technique has the additional advantage of noise reduction. In fact, since rib edges are smooth and can be considered linear along a short distance, looking at a longer distance will straighten, filter the local noise in the curve (Kovacs, 1994). More precisely, because of the implied summation (3) in the projection operation, noisy pixels, as well as randomly-oriented edges (such as the lungs) get attenuated in comparison to correctly oriented edges that get added up to R times in the PAP for a single θ .

2.2.2.4.4 Peak classification

At this stage of the edge-following process, significant local maxima contained in $\rho(\theta)$ have all been detected and localized. From now on, they will be referred to as “peaks”. For each peak p_i inside a single PAP, $\theta_{P,i}$, $\theta_{L,i}$ and $\theta_{R,i}$, namely, the peak summit angle, the left limit angle and the right limit angle of peak p_i where already computed (Figure 2-8e). Two more quantities need to be computed for each p_i . They are the peak relative Area A_i and the angular shift ε_i , as computed in (5). But prior to this, peak area $A(p_i)$ is expressed in (4).

$$\Lambda(p_i) = \left(\sum_{\theta=\theta_{R,i}}^{\theta_{L,i}} \rho(\theta) \right) - \min(\rho(\theta)) \cdot |\theta_{L,i} - \theta_{R,i}| \quad (\text{Equation 4})$$

$$\Lambda_i = \frac{\Lambda(p_i)}{\sum_{j=1}^n \Lambda(p_j)} \quad \varepsilon_i = |\theta_{p,i} - \theta_j| \quad (\text{Equation 5})$$

For a single PAP, every peak p_i make up potential children vertices that may be followed in the next edge-following step. If more than one peak are detected, it is hazardous to simply follow the strongest peak (with biggest area Λ_i), as it may belong to an ambiguous edge from any overlapping structure. It is also not so efficient to follow all the peaks every time for obvious reasons of memory and speed optimization. In fact, at each step, as shown in Figure 2-9, if n is chosen too large, the associated detection tree will be too broad and N visited vertices will be reached before getting to the end of the rib of interest. On the other hand, if n is chosen too small every time, the detection tree will be too narrow and only a few edges will be explored thoroughly, risking missing the rib of interest.

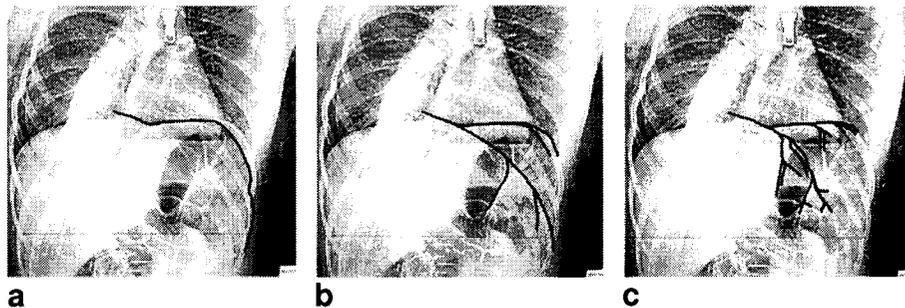


Figure 2-9 - Influence of n on broadness and length of the detection tree from upper edge of rib 10 left. (a) n is set too small ($n=1$), allowing only one child at each detected vertex. The edge-following process is misled toward upper diaphragm border. (b) n is set to 2 and the edge-following process is capable of exploring more paths while going far enough on each one. The rib of interest is effectively detected. (c) n is set too large ($n=3$). Many more paths are explored, but not thoroughly because we reached maximum N visited vertices. Here also, the rib of interest is missed.

So what is needed is a measure of the ambiguity at any specific pixel along the way. A measure that will allow us to adaptively set n (instead of fixing it), choosing less or more children vertices to follow at each step, thus maximizing the chances of correctly detecting the edge of interest before reaching N visited vertices. What is needed is a model predicting which peaks to follow depending on some peaks attributes.

Potential peaks p_i were modeled as two-value attributes vectors (x_1, x_2) . The chosen peaks attributes are the one presented in (5) and are resumed below

$$\mathbf{x}_i = (\Lambda_i, \varepsilon_i). \quad (\text{Equation 6})$$

18 radiographic ribs were selected from 6 different chest radiographs. Of those 18 ribs, 6 were exempt of any significant ambiguous edge crossings, 6 did cross significant edges less than five times from beginning until end, and 6 had more than five significant edge crossings along the way. Our edge-following algorithm was run on both inner and outer edges of all 18 chosen rib borders, except that at each step of the edge-following process, the next followed orientation θ_f was manually selected by clicking the right peak inside the PAP displayed on screen. Every selected peaks were given class ω_1 (good peaks) whereas all left-out peaks within each PAP were automatically given class ω_2 (bad peaks). Moreover, in cases of ambiguity, the user could click a “skip” button in order to exclude all peaks in the current PAP. In that manner, only non-ambiguous, well-defined edges were sampled within the training set. Figure 2-10 shows the distribution of the sampled peaks in attribute space. Each dot represents a peak p_i located at $(\Lambda_i, \varepsilon_i)$ within the two-variable attribute space. Horizontal axe holds relative area from 0 to 1, whereas vertical axe holds the absolute angular shift in degrees about the center of the PAP.

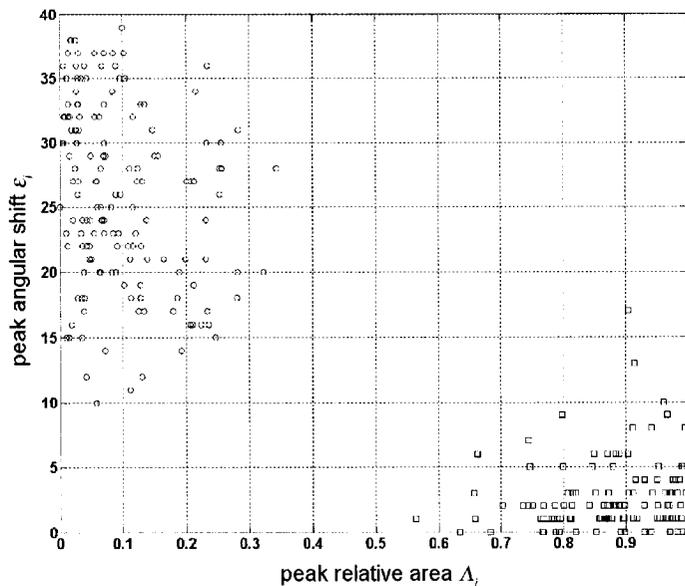


Figure 2-10 - Scattergram of peak distribution. Class ω_1 (good peaks) is represented by squares (lower right) and class ω_2 (bad peaks) is represented by circles (upper left).

Looking at ω_1 and ω_2 distributions in Figure 2-10, it can be seen that good peaks (ω_1) are generally centered in PAP and have a big relative area, whereas bad peaks (ω_2) are generally offset of 35° in average and have a small area. It can also be seen that the two classes are well separable from each other and that, because of the borders at $\Lambda=0$ and $\Lambda=1$, induced by normalization in (5), the ω_1 and ω_2 distributions are not normal, hence not parametric. To build the model, a nonparametric method had to be used.

Parzen windows classification is a technique for nonparametric density estimation, which can also be used for classification. Using a given kernel function, the technique approximates a given training set distribution via a linear combination of kernels centered on the observed points (Duda, Hart et Stork, 2001). In this paper, the chosen kernel (7) is a 2D gaussian distribution with centered mean and unitary standard deviation.

$$\varphi(u, v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-(u^2+v^2)/2} \quad (\text{Equation 7})$$

The nonparametric density $p(\mathbf{x})$ is then computed with (8) from all ω_1 and ω_2 peaks separately, within the training set distribution in Figure 2-10,

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{h_n} \varphi\left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h_n}\right) \quad h_n = h_1 / \sqrt{n} \quad (\text{Equation 8})$$

where n is the number of peaks in the training set and h_n is a parameter controlling the model generalization. In this paper, $h_1 = 1$ was used.

Applying (8) allows to obtain a non-parametric model of peak density $p_n(\mathbf{x})$ for classes ω_1 and ω_2 , as shown in Figure 2-11a. This density could be seen as a measure of the probability, for a peak \mathbf{x} , to belong to class ω_1 or ω_2 . But so far, this doesn't tell us anything about peak ambiguity. For that, let us assume that an ambiguous peak could be seen as a peak for which it is not sure if it is good or bad. In this context, any peak \mathbf{x} falling at low density levels in both classes can be considered ambiguous. To implement that feature, an extra class ω_3 (ambiguous peaks) is needed, that will be created using a plane at $p_n = \xi$, as shown in Figure 2-11b.

Seeing Figure 2-11b from above, one obtains a classification map of ω_1 , ω_2 or ω_3 labels for any peak $\mathbf{x} = [A_i, \varepsilon_i]$. The choice of ξ directly relates to n , the number of followed children vertices at each edge-following step. Experimentally, it was observed that $\xi = 0.15$ led to good results.

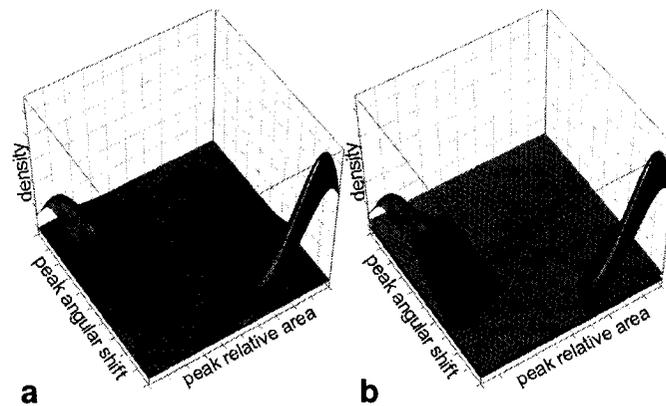


Figure 2-11 - Peak classification model using Parzen windows. On both graphs, left hump is class ω_2 (bad peaks) and right hump is class ω_1 (good peaks). (a) Model with only classes ω_1 and ω_2 . (b) Same model with the additional ω_3 class created by horizontal plane at $p_n = 0.15$.

2.2.2.4.5 Multiple branching

The last things needed in order to fully implement multiple-path branching are decision rules linking peak selection to $p(\mathbf{x})$. Recalling that ω_1 and ω_2 training set distributions contain only non-ambiguous peaks, the following decision rules come naturally to the mind (Figure 2-12).

By looking at Figure 2-12, it can be seen that a recovery step happens when the current PAP did not contain any significant peak. In other words, this recovery happens when the followed edge is lost. Either the end of the rib is reached or a sudden edge dropout is encountered along the way. In the latter case, this problematic situation can be recovered by creating a “last-chance” child vertex in the direction that was followed at that moment. In that manner, if this was indeed a broken edge, it provides greater chances of reconnecting the edge λ pixels away in the currently followed direction because rib curves are assumed to be smooth.

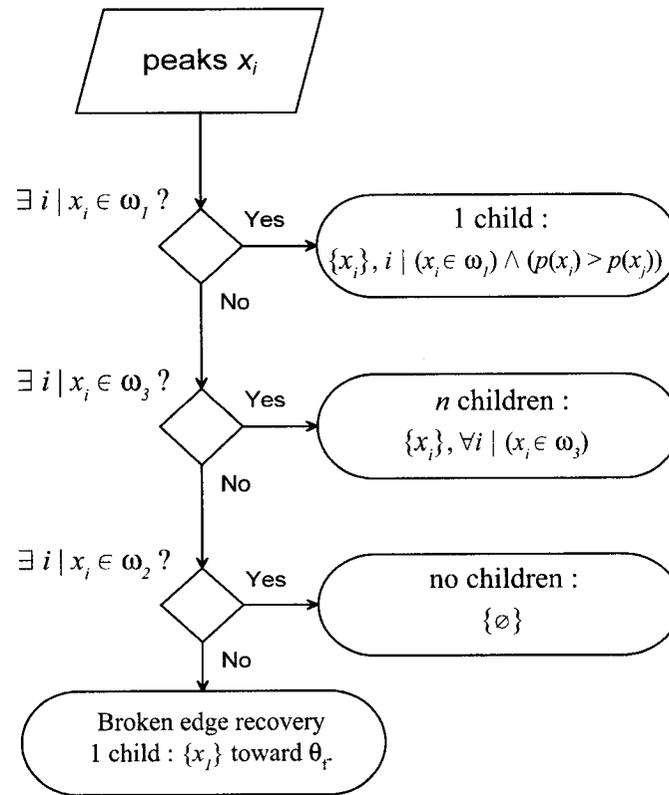


Figure 2-12 - Decision rules for children selection after peak classification.

2.2.2.5 Duplicate paths removal

The multiple-path edge following result shown in Figure 2-7 accurately and uniquely follows strong image edges. This is an idealized representation of what actually happens. Because angular scan is used and because most edges are more than one-pixel wide, rib borders can be detected even if the current parent vertex is not located exactly on the rib edge, as demonstrated in Figure 2-13.

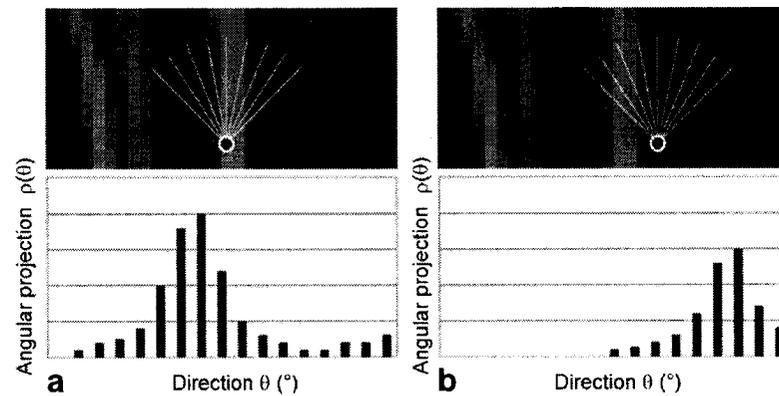


Figure 2-13 - Thick rib edge phenomenon. A close-up of g^\perp showing a four-pixel-wide rib edge. Current edge-following location is circled. (a) When current edge-following location is centered on the edge, it appears centered on the PAP. Detection is straightforward. (b) When current edge-following location is a little bit offset next to the edge, it still appears in the PAP, but downscaled and shifted but may be detected and followed.

This “thick rib edge phenomenon” leads to a predictable problem that we call “path duplication”. As an example, once a specific edge-following thread is done, the result does not look something like Figure 2-7 as expected, but rather something like Figure 2-14a.

This problem is so frequent that if not addressed, the set of detected paths would be so large that subsequent steps of the algorithm would be unbearably long to compute. The solution to this problem is quite simple as one notices that two similar paths of equal length will have all their detected vertices v_i at approximately the same locations (x_i, y_i) . Besides, if two paths of dissimilar lengths are compared, the shortest one of length K being a subset of the other, then this observation still holds for their K first detected vertices. A convenient way of comparing two paths is then to see them as attribute vectors in a $2K$ -dimensional space. For instance, when comparing a path Q_1 containing K_1 vertices located at (x_{1k}, x_{2k}) with an equal in length or shorter path Q_2 containing K_2

vertices located at $(y1_k, y2_k)$ (such as $K_2 \leq K_1$), the similarity between those two paths may be expressed as the euclidian distance d between their respective attribute vectors

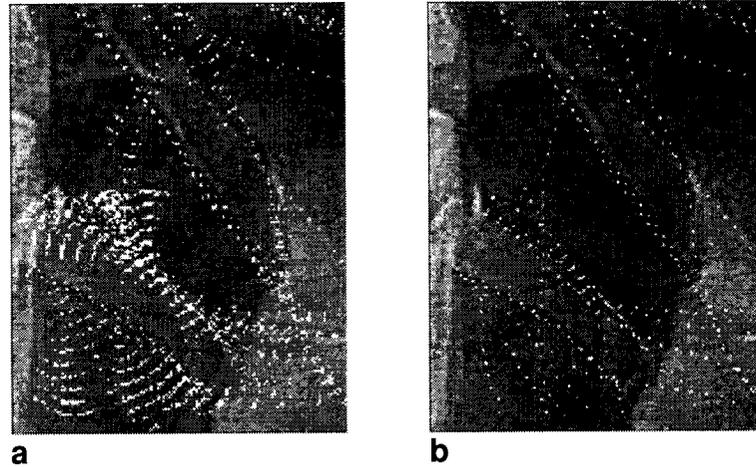


Figure 2-14 - Close-up on left ribs 11 and 12 showing path duplication problem. Visited vertices are shown by white pixels. (a) Each single branching results in redundant peak detections. (b) The problem is solved by removing the path duplicates.

$\mathbf{x}_{\varrho_1} = [v_1, v_2 \dots v_{K_1}]$ and $\mathbf{x}_{\varrho_2} = [v_1, v_2 \dots v_{K_2}]$, as in

$$d = |\mathbf{x}_{\varrho_1} - \mathbf{x}_{\varrho_2}| = \sqrt{\sum_{k=1}^{K_2} (x_{2_k} - x_{1_k})^2 + (y_{2_k} - y_{1_k})^2} \quad (\text{Equation 10})$$

When two paths are considered similar to each other, the longest one is kept, while the shortest one is removed from the set. Two single paths are considered to be similar (duplicates) when their distance d falls under a fixed threshold d_s . In this paper, $d_s = 5$ was chosen empirically and led to very good results. Figure 2-14b shows the result of applying this path removal technique to paths contained in Figure 2-14a.

2.2.2.6 Perceptual parallelism

Once all four detection trees T_{ib} , T_{ob} , T_{ie} and T_{oe} have been obtained from their associated starting points, and that duplicate paths have been removed, all distinct root-to-leaf paths P from those four trees are extracted. A root-to-leaf (RTL) path P is a set of M detected vertices (x_k, y_k) , starting at root vertex and ending at any leaf vertex, and has the following form:

$$P = \{(x_k, y_k)\}, \quad k \in [1, M]. \quad (\text{Equation 11})$$

More precisely, $P_{T_{ib}}$, $P_{T_{ie}}$, $P_{T_{ob}}$ and $P_{T_{oe}}$ are now defined as the four sets of all RTL paths P extracted from detection trees T_{ib} , T_{ie} , T_{ob} and T_{oe} , respectively. Any specific RTL path within any of these four sets is indexed with m or n interchangeably. For example, $P_{n, T_{ib}}$ refers to the n^{th} single RTL path in tree T_{ib} and $P_{m, T_{oe}}$ refers to the m^{th} single RTL path in tree T_{oe} . Now the problem of detecting the final rib border resumes itself to finding the most parallel pair of paths among all detected paths.

But before finding the most parallel pair of paths, complete paths must be obtained, *i.e.* complete inner rib edges or outer rib edges going from rib beginning (B) to rib end (E). These complete paths will thus begin at some tree root vertex and finish at opposite tree root vertex. Therefore, they will be called root-to-root (RTR) paths. For that, there must exist an intersection point I between $P_1 = P_{m, T_{ib}}$ and $P_2 = P_{n, T_{ie}}$, (or $P_1 = P_{m, T_{ob}}$ and $P_2 = P_{n, T_{oe}}$), as in

$$\exists I = (i, j) \mid \sqrt{(x_{i,1} - x_{j,2})^2 + (y_{i,1} - y_{j,2})^2} \leq \lambda/2. \quad (\text{Equation 12})$$

where $(x_{k,1}, y_{k,1}) \in P_1$, $(x_{k,2}, y_{k,2}) \in P_2$, for any k . λ is the edge-following step parameter. A complete RTR path Q , of the same form as (11), contains K detected pixels or vertices (x_k, y_k) , and is formed in the following manner:

$$Q = P_{1\{k=1\dots i\}} \cup P_{2\{k=j\dots M\}} \mid I = (i, j), \quad (\text{Equation 13})$$

with P_1, P_2 being any two inner intersecting RTL paths from $P_{T_{ib}}$ and $P_{T_{ic}}$ respectively, or two outer intersecting RTL paths from $P_{T_{ob}}$ and $P_{T_{oc}}$ respectively. Then Q_i and Q_o are the two sets of all intersecting paths between inner $P_{T_{ib}}$ and $P_{T_{ic}}$, and between outer $P_{T_{ob}}$ and $P_{T_{oc}}$, respectively.

All that remains to do is comparing each RTR path pair's perceptual parallelism taken from Q_i and Q_o . Now let again Q_1 be any specific RTR path taken from Q_i and Q_2 , any RTR path from Q_o , with Q_1 being shorter or equal in length than Q_2 . Then the rib width function Γ for pair $Q_1 Q_2$, is defined as

$$\Gamma(k) = \min_l \left\{ \sqrt{(x_{k,1} - x_{l,2})^2 + (y_{k,1} - y_{l,2})^2} \right\} \forall l \in Q_2, \quad (\text{Equation 14})$$

where $x_{k,1}$ is the x coordinate of the k^{th} point in Q_1 . The same reasoning applies for $x_{l,2}$, $y_{k,1}$ and $y_{l,2}$. The width function support is $k \in [1, K]$. Figure 2-15 depicts $\Gamma(k)$ for two specific RTR paths Q_1 and Q_2 .

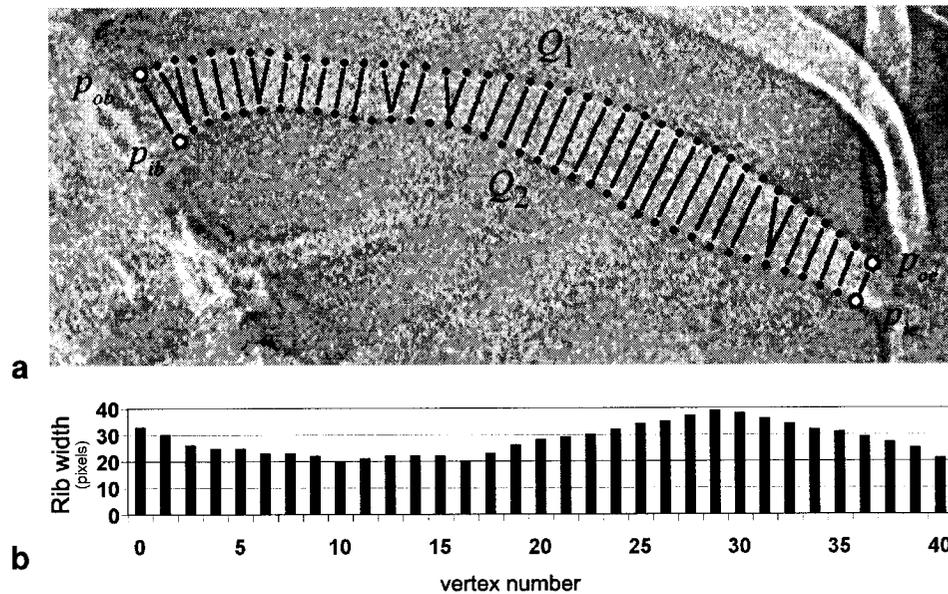


Figure 2-15 - Simple width function. a) Radiographic rib on which lines show the computed distances to form the rib width function. b) The associated rib width function $\Gamma(k)$.

With width functions of every possible pairs $Q_i Q_o$, it is then possible to compute every pair's perceptual parallelism criteria (PPC) in order to find the final rib border solution. Interesting methods for detecting perceptually parallel curves are detailed in (Ip & Wong, 1997; Wong et al., 1996; Ip et al., 1997), but, after being tested in our method, they turned out to slow down the whole process. A somewhat simpler version of the parallel curves detection algorithm had to be developed to ensure acceptable computing times. The key idea behind our very simple method is to realize that truly perceptually parallel edges should produce a totally flat width function, *i.e.* $\Gamma(k) = w$, with w being the rib width. However, this situation is practically impossible since none of the ribs inner and outer edges are perfectly parallel with each other and even if they were, an infinite number of detected vertices ($K = \infty$) would be required in Q_1 and Q_2 to obtain a truly flat width function. So what is needed is a measure that tells us how close a certain width function is from a certain constant function, as

$$\sigma = \frac{1}{\sum_{k=1}^N (\Gamma(k) - w)^2}. \quad (\text{Equation 15})$$

Equation (15) is the least-squares linear fitting between the rib width values and an horizontal line at w , which is the only unknown parameter. Contrary to conventional rib detection methods, efforts are made to stay as general as possible, and avoid making morphological assumptions such as fixing the rib width. So w is assumed variable and different for all the ribs, but then the current rib width has to be estimated. Using the rib width function $\Gamma(k)$ alone, choices for setting w are down to the few ones, made available by descriptive statistics. The mode Mo of $\Gamma(k)$ was chosen to approximate w because of its good stability in presence of outliers. The proposed perceptual parallelism criterion σ (PPC) can be defined as

$$\sigma = \frac{1}{\sum_{k=1}^N (\Gamma(k) - Mo)^2}. \quad (\text{Equation 16})$$

Using (16), one could find the single most parallel pair of paths and simply use it as the final rib border solution. But that is not quite sufficient. Indeed, it is recalled here that our rib width function $\Gamma(k)$, defined in (14), was deliberately chosen very simple for computational reasons. It is an approximation of the rib width. Moreover, the PPC proposed in (16) lacks some strength in cases of ribs having no fixed width from beginning to end. Hence, this limits the ability of the algorithm to tell truly parallel paths from other parallel paths.

So to get around this problem, it is not the most parallel pair of paths that is kept, but instead, the cluster of the most parallel pairs of paths, expecting that the true solution is contained in that cluster of solutions, and from that cluster, the final rib border is selected as being the single smoothest pair of paths. the K-means algorithm was used on the σ parameter to select a cluster of most parallel path pairs.

Once that pair of paths cluster with highest PPCs is obtained, smoothness is computed using the concept of internal energy (Kass et al., 1987), as follows

$$E_{\text{int}} = \left(\alpha(s) |v_s(s)|^2 + \beta(s) |v_{ss}(s)|^2 \right) / 2. \quad (\text{Equation 17})$$

The chosen pair of paths is the one with the least internal energy. The final rib border solution is then obtained by fitting a natural cubic spline, with centripetal model (Lee, 1989), through all of its detected pixels.

2.2.2.7 Validation methods

Validation of the proposed method was conceived on a plain 2D basis, naturally ensuing from all previous rib detection methods presented in the introduction. Using an image editing software, an expert in radiology was asked to manually delineate each rib's actual border on all 44 radiographs and, using a technique very similar to the width function computation in (14), a script could obtain a perpendicular vector at every detected rib pixels and automatically compute the error (signed distance in pixels) for each detected pixels against its reference rib border pixel taken from the validation image. It is important here to emphasize the fact that our ribs of reference are traced by a human hand in a discrete space. Thus, the reference accuracy is comparable to what our method is capable of doing. The expression "detection error", used throughout this paper, is therefore not meant to refer to an error made against a gold standard but rather to a deviation against a reference pixel. This error can be positive or negative. Besides, when referring to the unsigned distance, in pixels, between the detected and reference rib points, the term "absolute distance" will be used to avoid confusion. The proposed rib detection method was run on all 44 radiographs, for every rib that was previously provided starting points. The method was implemented in plain non-optimized Matlab and run on Intel Pentium D machines with 3.40GHz with 1GB RAM. A total of 994 scoliotic ribs were processed. Detected rib splines for each radiograph were obtained and saved. Validation was carried out by running the validation script on the ribs and an

average of 846 pixels per rib were compared against their true location, ranging from 102 to 1479 comparisons, depending on the rib length.

2.2.3 Results and discussion

Of all 994 scoliotic ribs that were processed, 920 got effectively detected, which corresponds to an average detection ratio of 93%. Table I summarizes the overall detection results with units in parenthesis. Visual detection results are presented in Figure 2-16. Three typical cases are presented from left to right, namely, a good, a regular and a poor radiograph with actual detected borders delineated in white. Figure 2-17 shows the distribution of detection errors for the whole set of validation comparisons. To ease the graph, the horizontal axis was limited to $[-20, 20]$ but the actual data reaches out to $[-80, 80]$. Also, Figure 2-18 shows the same data, but with logarithmic-scale vertical axis in order to show the distribution on both sides of the central peak. At first, this central peak in Figure 2-17 and Figure 2-18, seems normally distributed, but the data on both sides seem incoherent with that assumption as it spreads outwards, slowly decreasing until ± 80 pixels. Indeed, considering all samples, it was not possible to obtain a good fit using any kind of modelling functions, but a Kolmogorov-Smirnov test showed normality when considering only samples close to the central peak. This lets suspect that two types of errors can be associated with the rib detection results. The first one, the rib detection errors of normal distribution associated with small distances to reference pixels, and the second one, the outlying errors of unknown distribution corresponding to large distances associated with cases where the algorithm lost track of the rib border. The samples of the latter case can thus be considered as outliers. In fact, by plotting the histogram of the detection error vs location inside every single rib, the outliers can mostly be related to near-ribcage-border areas where rib crossings are more frequent and where the algorithm gets more frequently lost outside the ribcage or inside the lungs. It becomes clear that these samples do not provide us with information about rib detection accuracy itself, but rather give us an insight on the

probability for the algorithm to loose track of the rib border. For a complete analysis, it is thus important to address both types of error.

Tableau 1 – Detection results and interaction time

Number of radiographs	44		
Number of ribs to detect	994		
Number of actually detected ribs	920		
Overall detection ratio (%)	93		
Average interaction time per radiograph (s)	348		
	Detection error (pixels)	Average absolute distance (pixels)	
		Complete set	Reduced set
All samples (Overall)	0.0026 ± 1.21	2.64	1.240
Good subset	0.0024 ± 1.12	1.97	1.221
Regular subset	0.0015 ± 1.16	2.71	1.254
Poor subset	0.0019 ± 1.19	3.60	1.259

Firstly, in order to get only the results directly concerning the rib detection accuracy, all samples with an absolute error of more than 5 pixels were excluded from the initial data. This limit of ± 5 pixels was empirically chosen by performing various gaussian fittings on different data subsets. The expression “reduced dataset” will systematically be used hereunder to refer to all samples within 5-pixel absolute detection errors concerning the rib detection process, whereas the expression “complete dataset” will be used to refer to all samples from the initial data, concerning the other process in presence. Figure 2-19 shows the distribution of detection errors for the reduced dataset as well as a gaussian fit applied on. For the fit, a general gaussian model was used with the non-linear least squares method and the least absolute residual (LAR) scheme. This model fitted very well ($r^2 = 0.9912$ and $RMSE = 0.006115$) and the overall detection error turned out to be 0.0026 ± 1.21 pixels. For comparison purposes, it is also convenient to present the

results as absolute distances to reference pixels, as most of the previous methods in literature do. So the overall average absolute distance to reference pixels for the reduced dataset was 1.24 pixels. Besides, results were also obtained separately for good, regular and poor image qualities, and their respective detection errors of 0.0024 ± 1.12 pixels, 0.0015 ± 1.16 pixels, 0.0019 ± 1.22 pixels were obtained using the same abovementioned gaussian model in the range [-5, 5]. Figure 2-20 shows the average absolute distance obtained for each specific rib level, for the three quality level subsets. The horizontal axis holds the average absolute distance and the vertical axis contains the different rib levels with labels indicating both number and side of each rib. 'R2', for instance, means 2nd right rib, whereas 'L11' stands for 11th left rib. When all rib levels are considered together, average absolute distances for good, regular and poor reduced datasets are 1.221 pixels, 1.254 pixels and 1.259 respectively.

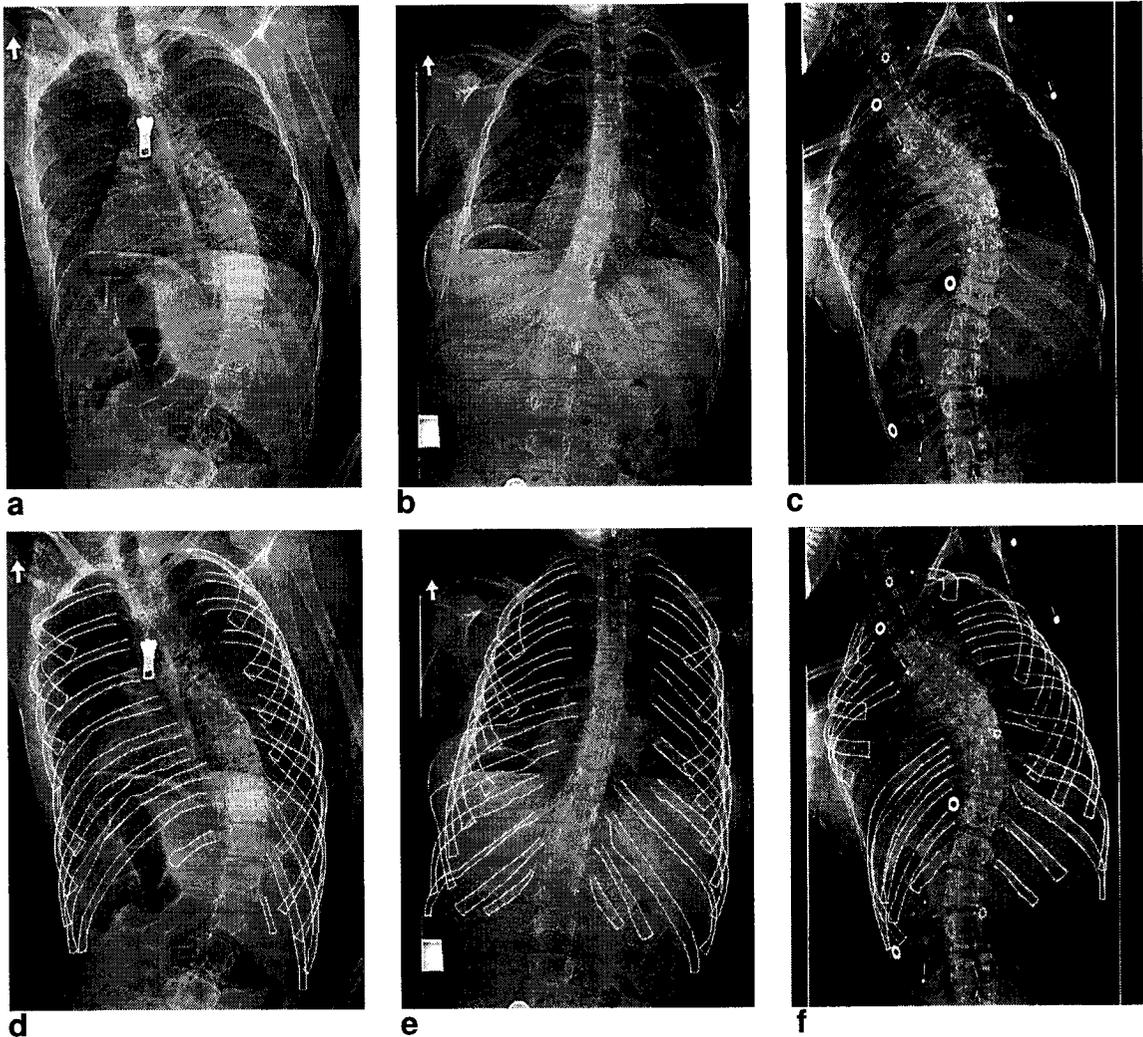


Figure 2-16 - Before and after rib detection. (a-c) Three typical chest radiographs of scoliotic patients with right thoracic or thoracolumbar curve classified 'good', 'regular' and 'poor' from left to right. (d-f) The actual detected borders are delineated in white.

Analyzing these results, it can be seen that the proposed method is very well suited for detecting actual borders of scoliotic ribs. The obtained overall 2D detection accuracy of 1.24 pixels (average absolute distance) outperforms (van Ginneken et al., 2000) which reports an accuracy of about 3 pixels by using a deformable statistical shape model for

the complete rib cage on normal chest radiographs. (Zhanjun Yue et al., 1995), who use a knowledge-based Hough transform with an active contours model on dorsal parts of normal ribs unfortunately does not report accuracy as a 2D distance between detected and reference pixels. They rather use an XOR comparison indicating the amount of overlapping between detected and reference ribs, as a whole. In the present paper, XOR comparison was not used because it is very general and lacks the ability to pinpoint specific areas where accuracy could drop due to localized factors. Looking at Figure 2-20, the average absolute distance seems to distribute quite uniformly among rib levels. The proposed algorithm then seems robust under many circumstances, except maybe for first and twelfth ribs, where slightly higher average absolute distances were observed. This may be partly explained by the poor contrast that these first and last ribs generally have. Another important observation from Figure 2-20 is that left ribs are generally less accurately detected than right ribs. This asymmetry in the results may be related with structural asymmetries associated with scoliosis itself. In fact, 40 of the 44 detected chest radiographs contain right thoracic or thoraco-lumbar curves. In this case, on the convex side (right side), the ribs are spread out and sit far from each other whereas on the concave side (left side), the ribs are close to each other and overlapping is greatly increased. Since there is obviously a link between structure overlapping and edge detection power in computer vision, this could explain why detection results are better on the right side. The asymmetry of the results may also be explained by the presence of the heart generally occupying a great portion of the left lung, and that could interfere with the detection power, as the rib contrast goes down. Finally, analyzing the method's robustness under various image quality levels in Figure 2-20, it was noticed that the detection accuracy was barely decreasing as image quality went down. However, when looking at the complete dataset in Figure 2-21, a great difference in average absolute distances appeared between good, regular and poor subsets. This indicates that image quality does not really influence the rib detection accuracy itself, but rather tend to increase the chances for the algorithm to loose track of the rib border as image quality goes down. This behavior tells us that the underlying detection mechanism of the

proposed method is well suited to follow rib borders even under poor contrast, but this also draws big attention to the loose-track issue.

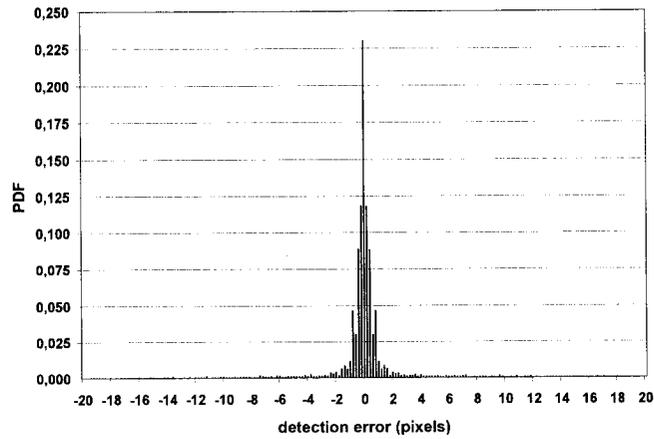


Figure 2-17 - Distribution of the detection errors for all samples. Overall average absolute distance for the complete set is 2.64 pixels.

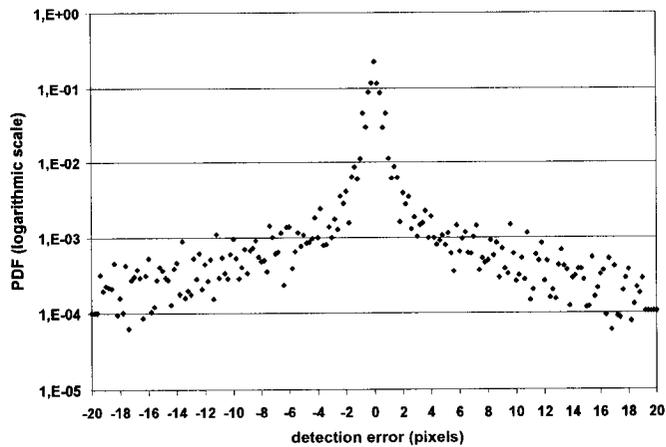


Figure 2-18 - Distribution of the detection errors for all samples (same data as in Figure 2-17), except that the vertical axis is logarithmic for best viewing.

Secondly, in order to address the second process of unknown distribution that may be related to cases where the algorithm loses track of the rib border, it was not relevant here to look exclusively at samples with large detection errors (> 5 pixels), as they may not tell us much about the accuracy of rib detection. Instead, the complete dataset of all samples was simply taken. Figure 2-21 shows the average absolute distances among all rib levels, again for the complete dataset. Comparing Figure 2-21 with Figure 2-20, the differences are striking. Of course, the average absolute distances are much higher in the complete dataset than they are in the reduced dataset because it contains all the samples for which the algorithm got lost, sometimes as far as 80 pixels away from its reference pixels. For example, by looking at Table 1, when all rib levels are considered together, average absolute distances for good, regular and poor complete subsets are 1.97 pixels, 2.71 pixels and 3.60 respectively. Besides, the distribution of the average absolute distance among all rib level in Figure 2-21 does not look uniform anymore as it was the case in Figure 2-20. In fact, as mentioned before, one of the key advantages of working pixel-wise in a semi-automatic mode, contrary to methods using statistical models, is the ability to analyze the results one rib at a time in order to find links between localized radiographic features and performance degradation on specific rib levels. For example, a surprisingly pronounced peak for poor radiographs is observed at rib level L10. This can be easily explained by the presence of the stomach located just underneath 10th rib on the left side, when seen from a PA radiographic view (Wicke, Firbas et al., 1982). The stomach appears much contrasted sometimes, especially when it's empty. The fact that this peak is visible only in the complete dataset tells us that the presence of the stomach probably does not interfere so much with the rib detection accuracy, but rather simply increases the probability for the algorithm to lose track of the rib border.

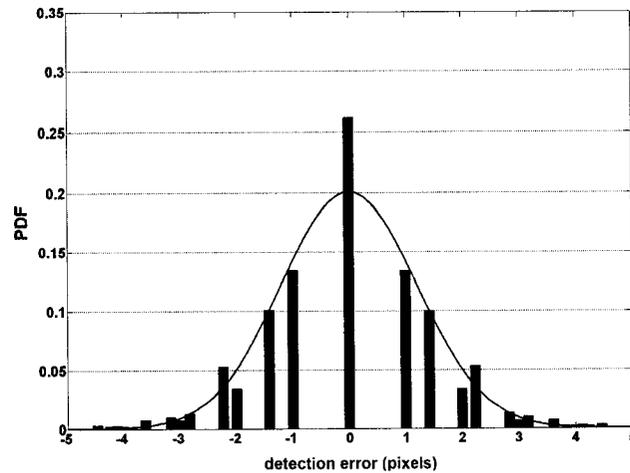


Figure 2-19 - Distribution of the detection errors for samples with absolute error of less than or equal to 5 pixels. The fitting was performed on the data using a general gaussian model. Overall detection error for the reduced set is 0.0026 ± 1.21 pixels.

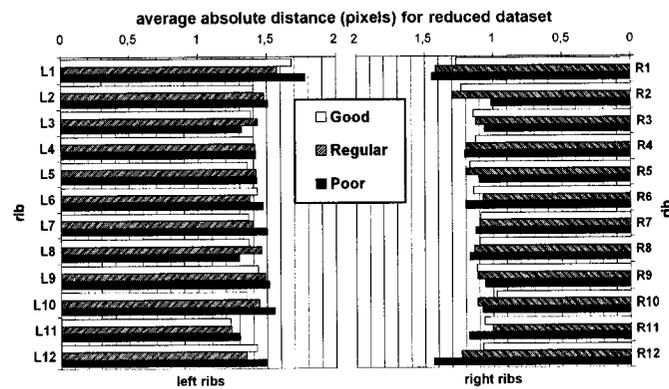


Figure 2-20 - Average absolute distance, in pixels, between segmented rib border pixels and reference rib border pixels for good, regular and poor radiographs reduced subsets. When all rib levels are considered together, average absolute errors of each of these three subsets are: good: 1.221 pixels, regular: 1.254 pixels, poor: 1.259 pixels.

Besides, comparing the results with previous studies, one of the main advantages of the proposed method is its ability to detect both dorsal and ventral portions of the ribs, even in the presence of scoliotic deformities. Even though dorsal and ventral error distributions were not separately addressed for comparison purposes, it seems that our detection results could be considered most of the time as very good first approximation.

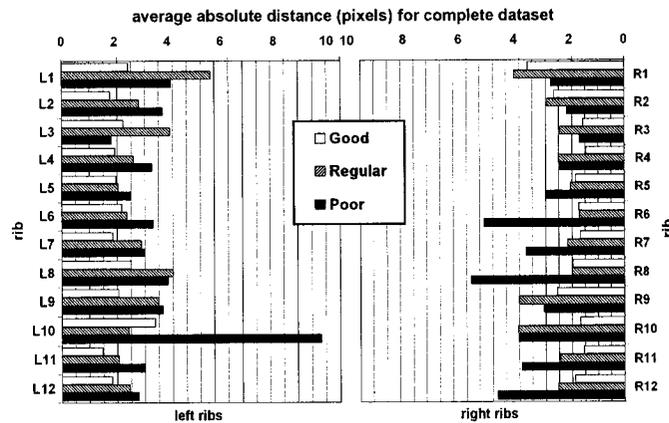


Figure 2-21 - Average absolute distance, in pixels, between segmented rib border pixels and reference rib border pixels for good, regular and poor radiographs complete subsets. When all rib levels are considered together, average absolute errors of each of these three subsets are: good: 1.97 pixels, regular: 2.71 pixels, poor: 3.60 pixels.

By looking at Table I, the obtained average user time was 348 seconds per radiograph, *i.e.* less than 6 minutes. So, for a complete 3D reconstruction of the ribcage (from PA-0° and PA-20° radiographs), our method is 10 times faster (strictly considering user's workload, not CPU time) than the previous manual technique. For the moment, however, the effective CPU time is unknown, since the method has not been implemented in an optimized programming language. C++ implementation will certainly reduce the computation time drastically. Finally, a Student t-test revealed that there were no statistical differences between mean errors for PA-0° and PA-20° error distributions.

2.2.4 Conclusion

We have presented a novel method for semi-automatic detection of scoliotic rib borders (dorsal and ventral portions) on PA-0° and PA-20° chest radiographs. The method was tested on 44 chest radiographs of scoliotic patients. It was shown that it was possible to detect actual rib borders (instead of rib midlines) at any rib level (1 to 12) with very good accuracy, and in less time that is currently needed with the manual detection method. 93% of all tested ribs were effectively detected with the proposed semi-automatic method. Overall detection error and average absolute distance is 0.0026 ± 1.21 pixels and 1.24 pixels respectively when excluding samples associated with cases where the algorithm lost track of the rib border. When considering all samples, the overall accuracy (average absolute distance) drops to 2.64 pixels, which is still better than reported results in literature. It was shown that the algorithm divergence phenomenon (when losing track of the rib border) is an important issue and accounts for the most part in decreasing the detection accuracy when considering all samples. Besides, no statistical differences were observed between PA-0° and PA-20° results in terms of detection accuracy. Actual user interaction time, for detecting both radiographs (PA-0° and PA-20°) was a little bit under 12 minutes, which is ten times less than the initial 2 hours with the existing manual method. The CPU time, however, is still unknown.

The proposed method calls for a new 3D reconstruction technique that would provide us with more personalized 3D models, considering that full information from rib borders would be used instead of just fitting generic rib 3D models onto reconstructed rib midlines. It leads also the way toward many real-time clinical applications in which the reconstructed 3D models could be obtained by technicians within minutes after X-ray exposure.

CHAPITRE 3 - ÉLÉMENTS COMPLÉMENTAIRES DE MÉTHODOLOGIE

Plusieurs éléments de méthodologie associés à la méthode proposée n'ont pu être inclus dans le chapitre deux pour des raisons d'espace lors de la soumission de l'article. Les sections qui suivent présentent ces éléments complémentaires de méthodologie qui sont néanmoins nécessaires au bon fonctionnement de la méthode.

3.1 Suppression des objets de calibrage

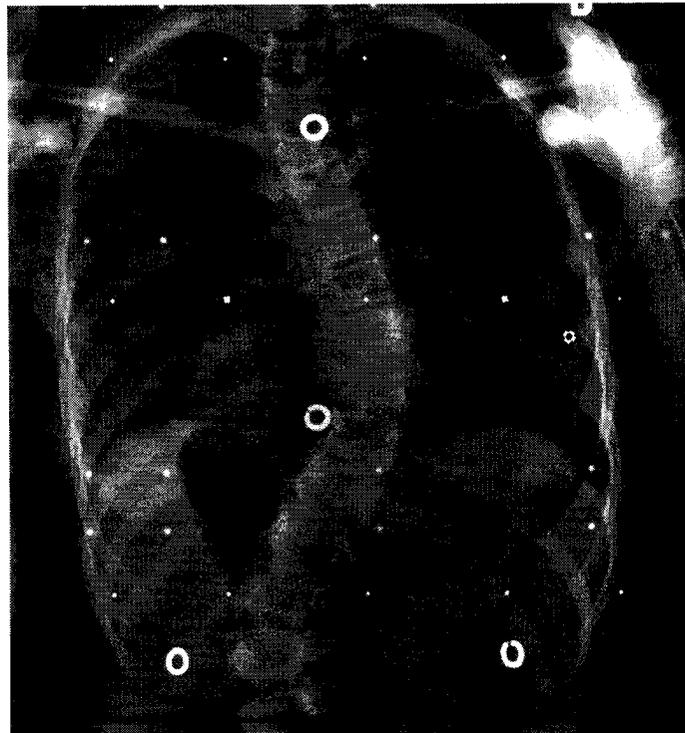


Figure 3-1 – Différents objets de calibrage visibles sur une radiographie thoracique.

Afin d'opérer la reconstruction 3D par stéréoradiographie, des objets de calibrage radio-opaques sont installés sur un gilet porté par le patient lors de la prise des radiographies thoraciques (voir section 1.3). Pour les reconnaître entre eux, ces objets sont de différentes formes. Des billes, des anneaux, des bâtonnets, etc. Sur la radiographie, ces objets apparaissent donc comme autant de cercles, disques ou lignes, toujours très contrastés par rapport au reste de la radiographie (Figure 3-1).

De façon générale, ces objets de calibrage nuisent à la détection 2D des côtes, peu importe la technique utilisée. Cependant, dans le cas de la méthode proposée, ils deviennent particulièrement handicapants, car elle est basée sur le suivi des contours et nous avons vu à la section 2.2.2.4 que plus un contour est net, plus l'algorithme de suivi de contours proposé aura tendance à le privilégier. Or, les objets de calibrage visibles sur les radiographies possèdent justement des contours très prononcés, très contrastés, qui ont fortement tendance à induire l'algorithme de suivi de contours en erreur. Il existe des algorithmes de suppression automatique des objets de calibrage sur des radiographies, mais pour atteindre un maximum de rigueur dans l'évaluation de la performance de notre méthode, nous avons préféré retirer tous ces objets manuellement. Pour ce faire, nous avons utilisé le logiciel d'édition graphique Adobe Photoshop CS2. Ce logiciel possède un outil très commode, le « clone stamp », qui permet de propager, ou de copier, une région d'image vers une autre. L'outil est très bien conçu et son efficacité dans la reconstruction de détails graphiques cachés ou occultés par d'autres est indiscutable. Afin d'attester la validité de cette méthode, 20 imagettes ne comportant aucun objet de calibrage ont été extraites au hasard parmi les 44 images radiographiques utilisées dans la recherche. Toutes les imagettes avaient la même taille, soit 80 X 80 pixels. Sur chacune, un objet de calibrage a été surimposé. On a ensuite confié à un expert la tâche de supprimer les 20 objets de calibrage des 20 imagettes à l'aide de l'outil « clone stamp » de Photoshop et les résultats après suppression furent comparés aux images originales. La Figure 3-2 présente les résultats visuels de deux des vingt suppressions effectuées.

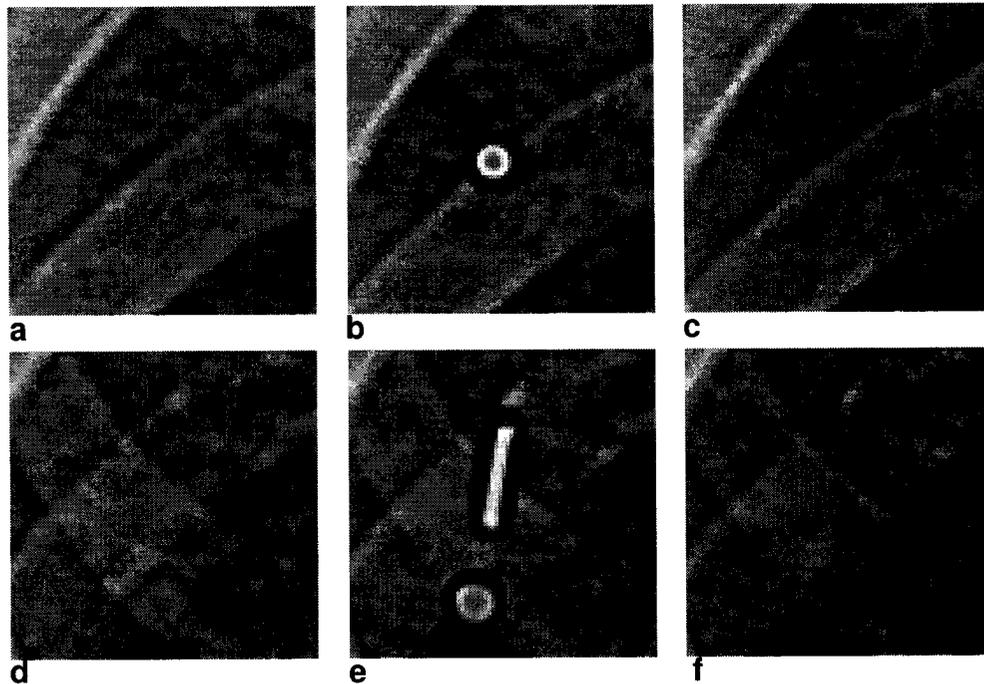


Figure 3-2 – Deux exemples de suppression des objets de calibration. (a) et (d) Imagettes originales, (b) et (e) imagettes avec objets de calibration ajoutés (c) et (f) imagettes reconstruites.

Afin de quantifier l'erreur commise lors de la suppression des objets de calibration, nous avons utilisé le RMSE (*root mean-square error*) calculé entre l'imagette originale et l'imagette reconstruite. Son expression est la suivante

$$rmse = \sqrt{\frac{1}{|S|} \sum_{(i,j) \in S} (R(i,j) - F(i,j))^2} \quad (\text{Equation 18})$$

Dans l'équation 18, F est l'image reconstruite et R, l'image originale. S est l'ensemble des pixels qui furent modifiés par l'utilisateur lors de la suppression manuelle et |S| est le nombre de pixels modifiés. Plus les deux images se ressemblent, plus le *rmse* s'approche de 0. Pour les 20 imagettes, le *rmse* moyen obtenu fut de 15.62.

3.2 Récupération automatique des côtes incomplètes

En utilisant la méthode de détection semi-automatique des contours des côtes présentée au chapitre 2, il est possible de rencontrer des situations où, lors du suivi de contours, un seul des bords de la côte (le bord supérieur ou le bord inférieur) est formé par l'intersection de ses deux arbres correspondants. Dans un tel cas, avec la présente version de l'algorithme, la côte n'est tout simplement pas détectée, laissée « ouverte » comme le montre la Figure 3-4a. Il fut cependant remarqué par observation que dans la majorité des cas, il n'en manquait pas beaucoup pour que le bord ouvert soit entré en intersection. C'est le cas dans la Figure 3-4a. On voit que les arbres T_{ob} et T_{oe} sont entrés en contact, contrairement aux arbres T_{ib} et T_{ie} , qui ont rencontré des difficultés de suivi de contours juste avant de se rencontrer et ont donc divergé. Par l'analyse des résultats de détection à ce stade, il semble donc possible de récupérer automatiquement ces côtes en échec de manière à en « fermer » leur contour. Dans ce qui suit, on présente une méthode complémentaire de récupération des côtes incomplètes.

Lorsque l'un ou l'autre des ensembles Q_i ou Q_o de tous les chemins racine-à-racine (RTR paths) est vide, cela signifie qu'aucun des chemins dans les ensembles $P_{T_{ib}}$ et $P_{T_{ie}}$, ou $P_{T_{ob}}$ et $P_{T_{oe}}$ ne sont entrés en intersection. La méthode proposée dans ce cas est présentée à la Figure 3-3 sous forme d'algorithme en pseudo-code schématique. Afin de bien illustrer chaque étape de l'algorithme présenté, des références à la Figure 3-4 ont été associées à certaines lignes spécifiques de l'algorithme.

ALGORITHME DE RÉCUPÉRATION DES CÔTES INCOMPLÈTES

Sachant que :

Q1 est un ensemble de chemins racine-à-racine (RTR path),
formé par $P_{T1} \cap P_{T2}$

Q2 est un ensemble vide de chemins racine-à-racine (RTR path)
formé par $P_{T3} \cap P_{T4}$

DÉBUT

POUR chaque RTR path Pi dans Q1 FAIRE

POUR chaque RTL path Rj dans P_{T3} FAIRE

POUR chaque RTL path Sk dans P_{T4} FAIRE

Calculer la *rib width function* Γ_R entre Pi et Rj // **Figure 3-4c**

Détecter le point d'inflexion r_i en analysant la pente de Γ_R

Trouver le point p_i dans Pi en utilisant les distances à r_i // **Figure 3-4a**

Calculer la *rib width function* Γ_S entre Pi et Sk // **Figure 3-4b**

Détecter le point d'inflexion s_k en analysant la pente de Γ_S

Trouver le point p_k dans Pi en utilisant les distances à s_k // **Figure 3-4a**

Compléter l'ensemble de points R_k en interpolant linéairement la *rib width function* de $\Gamma_R(r_i)$ to $\Gamma_S(s_k)$ en utilisant les perpendiculaires à p_i et à p_k .

Construire une nouvelle RTR path dans Q_2 en appliquant $R_i \cup R_k \cup S_k$ // **Figure 3-4d**

FIN

Figure 3-3 – Algorithme de récupération des côtes incomplètes

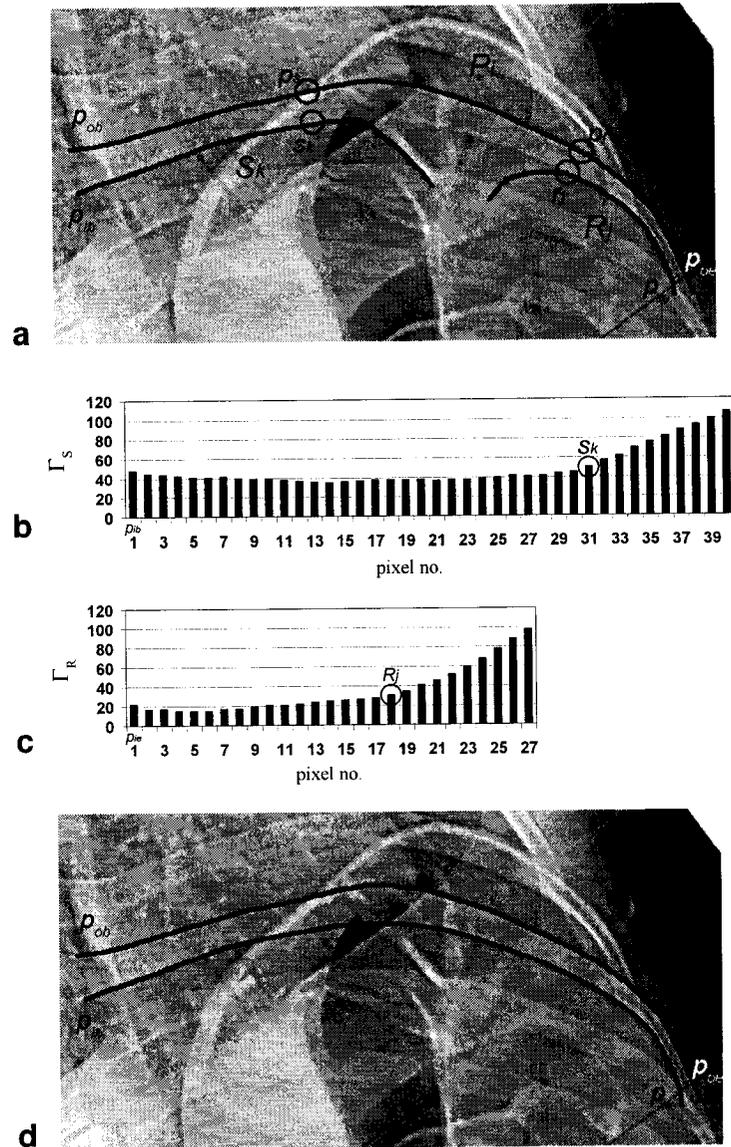


Figure 3-4 – Récupération automatique d’une côte incomplète. (a) Le chemin racine-à-racine (*RTR path*) P_i est considéré parallèlement aux chemins racine-à-feuille (*RTL paths*) S_k et R_j . (b) Calcul de la fonction d’épaisseur costale (*rib width function*) Γ_s et détection du point d’inflexion s_k par l’analyse des différences finies. (c) Calcul de la fonction d’épaisseur costale (*rib width function*) Γ_r et détection du point d’inflexion r_j par l’analyse des différences finies. (d) Reconstruction de la côte par l’interpolation linéaire des valeurs d’épaisseur costale entre s_k et r_j .

La méthode a ses limites, bien entendu. En effet, plus longue sera la zone de non intersection entre r_j and s_k , moins bonnes seront les chances d'obtenir une récupération acceptable de la côte considérée. De plus, si le chemin racine-à-racine (RTR) P_i correspondant n'est pas bien localisé sur le contour de la côte, une « fausse côte » sera créée (Figure 3-5). Ces « fausses côtes », lorsqu'elles sont comparées à chacune des autres solutions préliminaires dans l'étape de parallélisme perceptuel (perceptual parallelism), obtiennent des scores de parallélisme très élevés, car elles furent forgées parallèles. C'est précisément la raison pour laquelle la méthodologie présentée au chapitre 2 prévoit de retenir un groupe de contours préliminaires les plus parallèles (au lieu de la paire la plus parallèle uniquement) pour ensuite sélectionner le contour final en utilisant un critère d'énergie interne basé sur les modèles de contours actifs. En effet, bien qu'une « fausse côte » possède des bords très parallèles entre eux, elle n'est jamais aussi régulière qu'une côte réelle, puisqu'elle possède de grandes déviations.

Finalement, si Q_i et Q_o sont tous les deux vides, le contour final semble alors très difficile à trouver. Des contours brisés, un faible contraste local ou une image radiographique très bruitée sont autant d'exemples de facteurs qui pourraient expliquer qu'aucun des quatre arbres de suivi de contours ne soit entré en intersection. Dans le présent travail de recherche, aucune action spécifique ne fut entreprise dans ce cas, donnant lieu à un résultat final où la côte en question est non détectée. Au chapitre 2.2.3, on rapporte un taux de détection de 93%. C'est justement ces côtes n'ayant pas eu d'intersections qui donnent lieu au 7% de côtes non détectées.

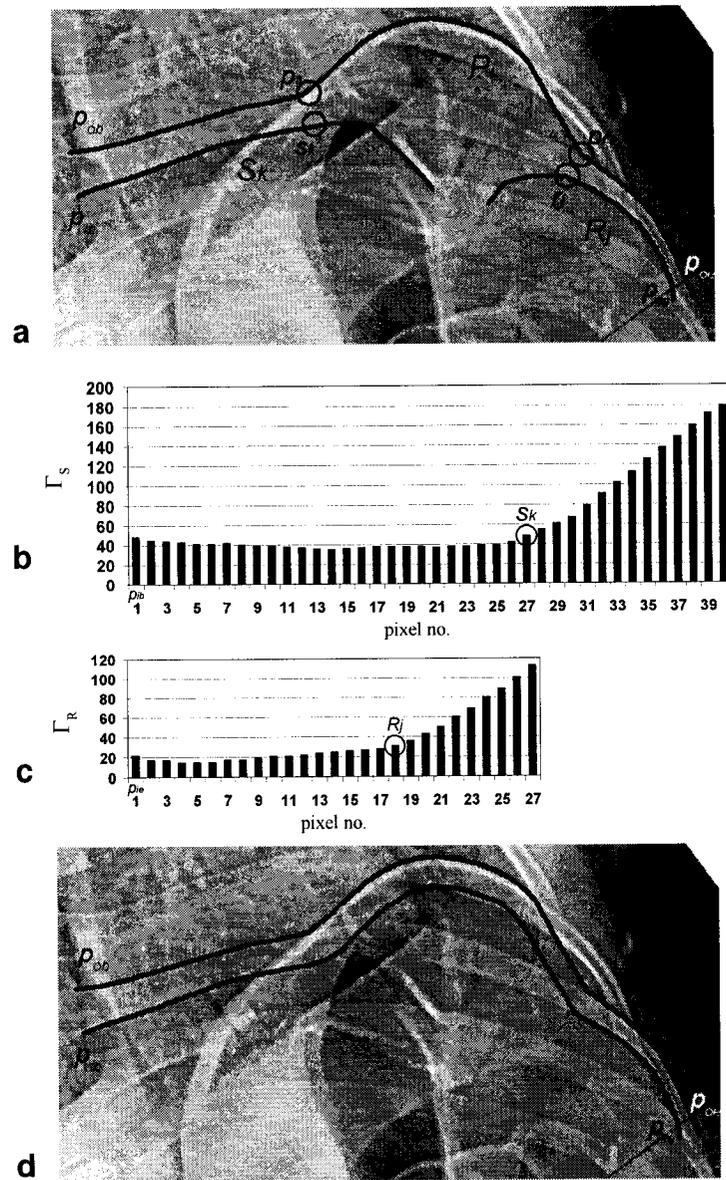


Figure 3-5 – Problème de la création de « fausses côtes » lors de la récupération automatique des côtes incomplètes. (a) Le chemin racine-à-racine (*RTR path*) P_i sur lequel on se base est erroné. (b) Calcul de la fonction d'épaisseur costale (*rib width function*) Γ_s et détection du point d'inflexion s_k par l'analyse des différences finies. (c) Calcul de la fonction d'épaisseur costale (*rib width function*) Γ_r et détection du point d'inflexion r_j par l'analyse des différences finies. (d) La côte formée est appelée « fausse côte » dans ce cas-ci, puisqu'elle est erronée et forgée parallèle.

3.3 Interface graphique et correction manuelle

Dans le cadre de ce projet, nous avons également développé une interface graphique (appelée RbDgui) implantant toutes les fonctionnalités requises par la méthode proposée. Cette dernière fut développée en Matlab dans l'environnement de développement GUIDE. Cependant, nous avons en outre développé des outils de correction manuelle des côtes que nous avons intégrés à l'interface. Avec cette interface, un expert en radiologie fut chargé d'insérer les quatre points initiaux sur chacune des 24 côtes des 44 radiographies thoraciques, excepté pour de rares cas où la douzième côte (gauche ou droite) n'était pas apparente. Le temps requis pour cette opération a été enregistré pour chacune des radiographies. La Figure 3-6 montre une capture d'écran de l'interface graphique RbDgui.

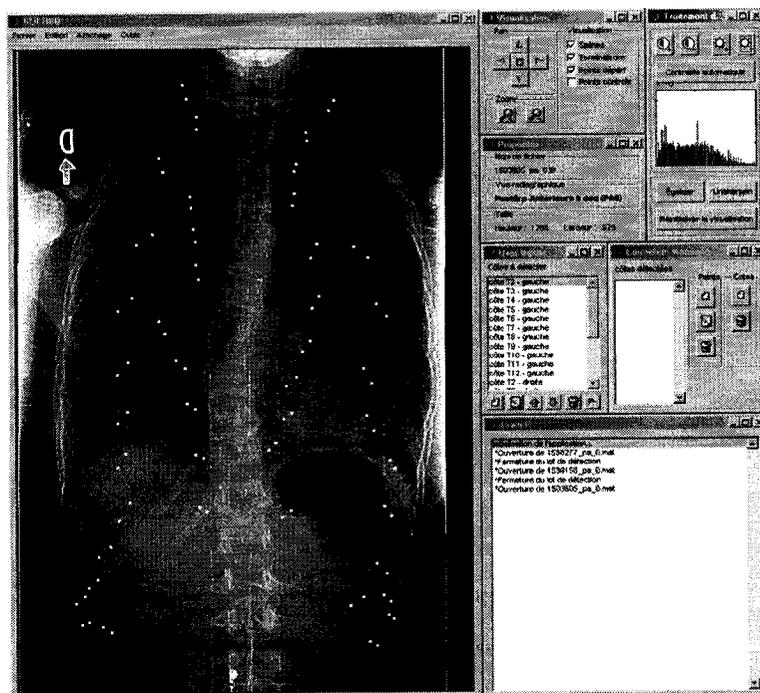


Figure 3-6 – L'Interface graphique RbDgui qui fut développée dans le cadre du présent projet de recherche. Les points blancs apparaissant dans la fenêtre de gauche représentent l'ensemble des points de contrôle ajoutés par l'expert.

3.4 Méthode de validation

La validation de la méthode proposée se concentre sur la mesure de la distance 2D entre les pixels de contours détectés et leur position de référence. Un expert en radiologie fut chargé de tracer manuellement les contours de chacune des côtes des 44 radiographies utilisées. Pour ce faire, il a utilisé l'outil de création de chemins (*path creation tool*) disponible dans le logiciel d'édition graphique Adobe Photoshop CS2. Chacune des radiographies numériques en format TIFF fut importée dans Photoshop et 24 calques (*layers*) furent créés, chacun contenant un remplissage en blanc sur fond noir des contours délimités. Les calques furent nommés « L01 » à « L12 » et « R01 » à « R12 », et chaque radiographie fut alors sauvegardée dans le format natif PSD de Photoshop. Une des 44 images de validation ainsi créées est montrée à la Figure 3-7, avec toutes les couches visibles dans la même image.

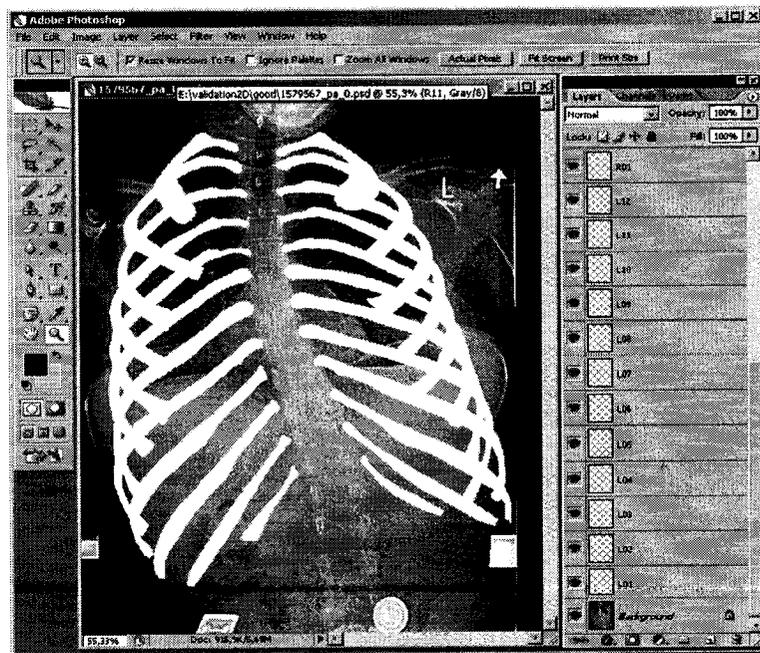


Figure 3-7 – Un exemple d'image de validation créée avec le logiciel Adobe Photoshop CS2. Chaque calque contient l'image en blanc d'une seule côte. Les contours de chaque côte furent manuellement détectés par un expert.

Une fois que les différents fichiers PSD furent créés et sauvegardés, la validation à proprement parler a pu être conduite. Nous avons écrit un script Matlab pouvant charger en mémoire chaque résultat de détection obtenu ainsi que son image de validation associée. Pour chacune des côtes détectées, le script conçu permet d'extraire chaque pixel de contour détecté et d'importer l'image correspondante de la côte de référence issue du fichier PSD de validation. En utilisant une technique très similaire à la détermination de la *rib width function* (Equation 14), le script peut obtenir une perpendiculaire à chacun des pixels de contours détectés et calculer alors automatiquement la distance entre chacun de ces pixels détectés et leur pixel de référence sur l'image de validation correspondante. Les résultats de cette validation sont présentés à la section 2.2.3.

CHAPITRE 4 - RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES

Les éléments complémentaires de méthodologie présentés au chapitre 3 ont pour certains généré des résultats qu'il convient de présenter de manière indépendante dans le présent chapitre.

4.1 Résultats visuels additionnels

Dans le cadre de l'article qui fut présenté au chapitre 2, seulement trois résultats visuels furent montrés et expliqués (section 2.2.3). Dans la présente section, douze résultats visuels additionnels de détection sont présentés. La Figure 4-1 présente quatre bons résultats tirés des radiographies de bonne qualité, la Figure 4-2 présente quatre résultats visuels moyens tirés des radiographies de moyenne qualité et la Figure 4-3 présente les quatre moins bons résultats visuels de l'étude, tirés du groupe de radiographies de mauvaise qualité. Une analyse plus approfondie de la précision de détection relative à ces douze résultats visuels additionnels ne fut pas tentée, mais on peut d'ores et déjà, en comparant les trois figures, sentir la pertinence de l'une des conclusions de la section 2.2.3 qui dit en somme que la qualité radiographique influence moins la précision de détection 2D des côtes elle-même que le ratio de côtes détectées. En regardant la Figure 4-3, on s'aperçoit en effet que le nombre de côtes détectées en moyenne par radiographie tombe à 15,75 alors qu'il est de 22,25 à la Figure 4-1.

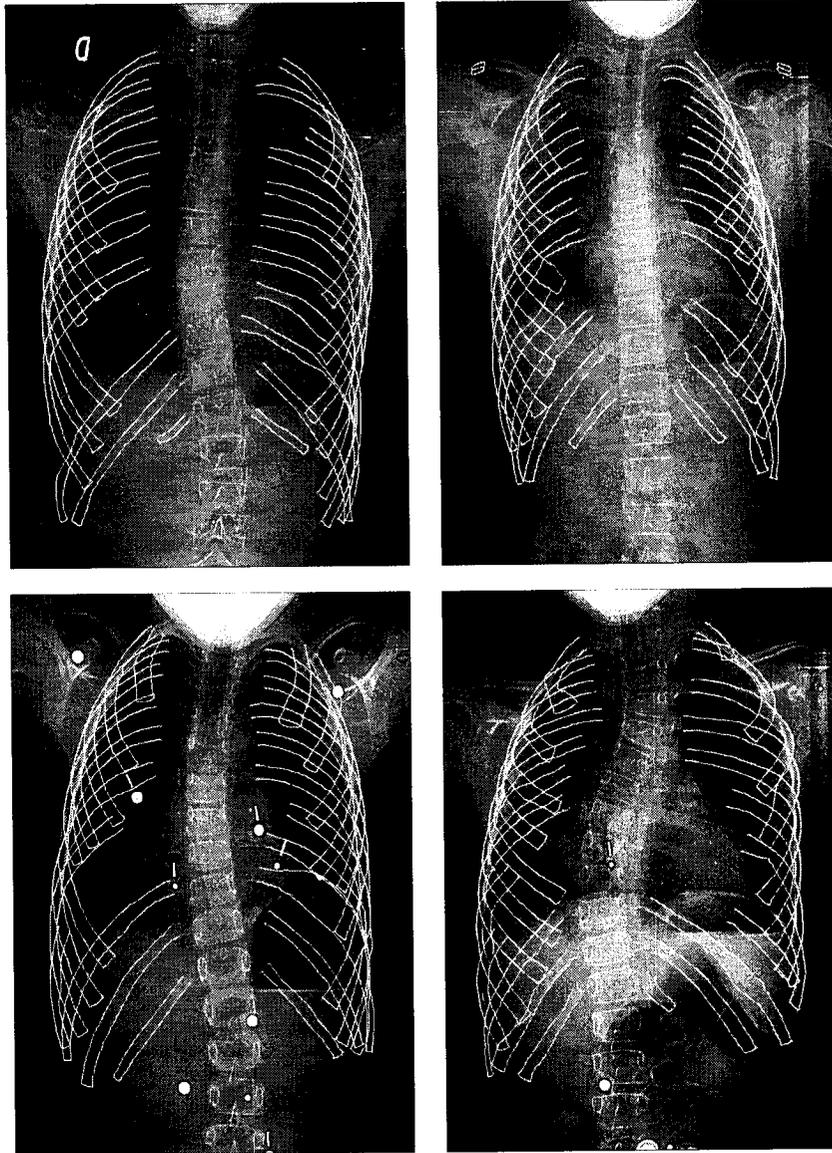


Figure 4-1 – Quatre bons résultats visuels. Le nombre moyen de côtes détectées par radiographie dans cet ensemble de résultats visuels est de 22,25.

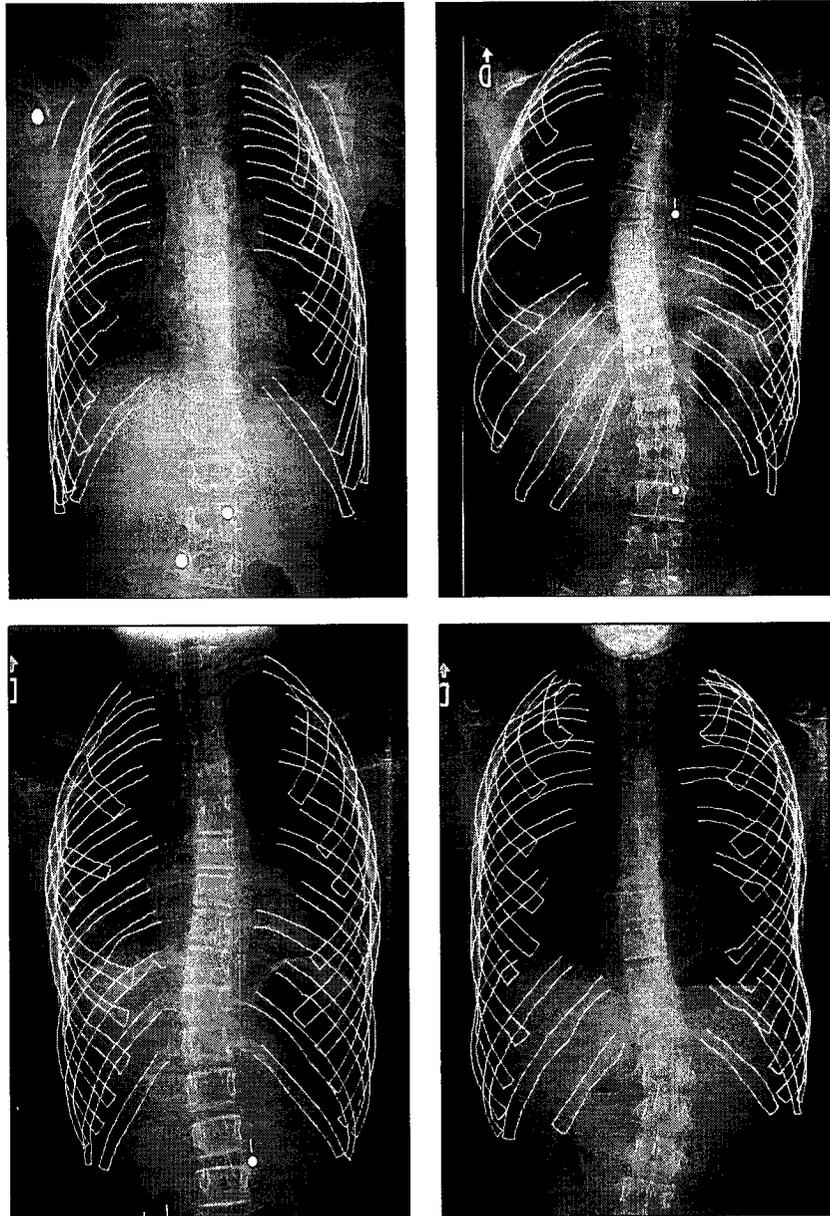


Figure 4-2 – Quatre moyens résultats visuels. Le nombre moyen de côtes détectées par radiographie dans cet ensemble de résultats visuels est de 21,25.

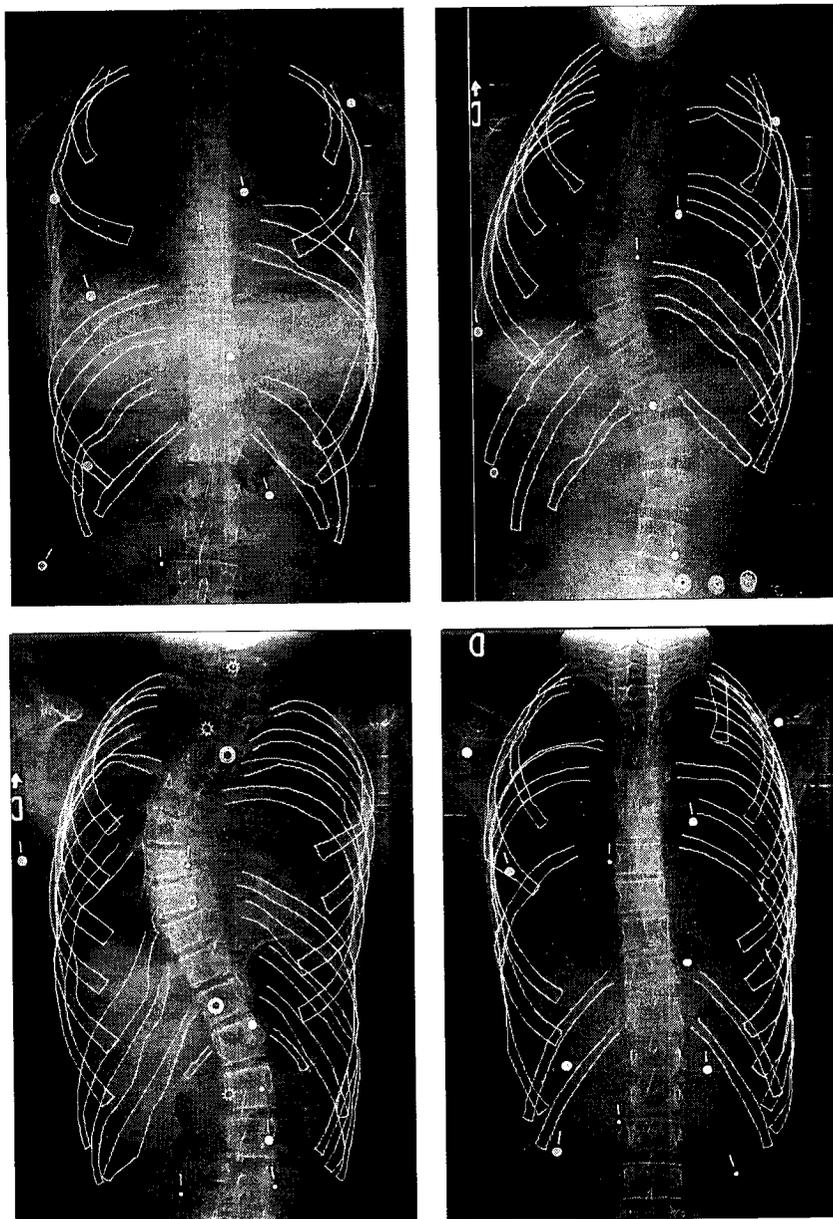


Figure 4-3 – Les quatre moins bons résultats visuels. Le nombre moyen de côtes détectées par radiographie dans cet ensemble de résultats visuels est de 15,75.

4.2 Résultats comparatifs selon le niveau de correction manuelle

Tel que mentionné dans la section 2.2.2.3, l'approche préconisant une légère semi-automatisation, admettant la possibilité d'interventions humaines lors d'une phase corrective en post-traitement fut privilégiée au détriment de l'approche complètement automatique. Conséquemment, nous avons doté l'interface RbDgui de diverses fonctionnalités permettant à un expert de supprimer, d'ajouter ou de corriger toute côte détectée dans la radiographie. En quelques clics de la souris, l'utilisateur peut donc supprimer les points de contours mal positionnés, les déplacer ou en ajouter de nouveaux pour lesquels la spline cubique est automatiquement mise à jour. Ces composantes permettant la correction manuelle furent toutes implantées en Matlab.

Après la détection des 44 radiographies, un expert en radiologie fut chargé de corriger manuellement toutes les côtes qui ne lui semblaient pas bien détectées. Les côtes retouchées ainsi que le nombre de pixels modifiés furent mémorisés. Nous avons défini le niveau de correction d'une côte comme étant dépendant du nombre de pixels de contour détectés qui furent modifiés (supprimés, déplacés) pendant la correction manuelle. Toutes les côtes furent classées parmi l'un des trois niveaux de correction manuelle : les côtes ayant subi des corrections manuelles majeures, les côtes ayant subi des corrections mineures et celles n'ayant subi aucune correction. Nous avons défini une correction majeure comme étant une retouche de 15% ou plus des points détectés d'une côte, alors qu'une correction mineure fut définie comme étant une retouche de moins de 15% des points. La Figure 4-4 montre la répartition des différentes catégories de côtes obtenues après la correction manuelle. Pour chacune des trois qualités radiographiques (bonne, moyenne et mauvaise), on a la catégorie « corrections majeures », « corrections mineures » et « sans correction ». Finalement, il y a aussi une catégorie « non détectées ». Si l'on considère ensemble tous les niveaux de correction, on remarque que 61% des côtes n'ont nécessité aucune correction manuelle. 27% ont nécessité des

corrections mineures tandis que seulement 5% ont nécessité des corrections majeures. Finalement, 7% des côtes n'ont pas pu être détectées par la méthode proposée, car elles n'ont pas généré d'intersection entre les différents suivis de contours.

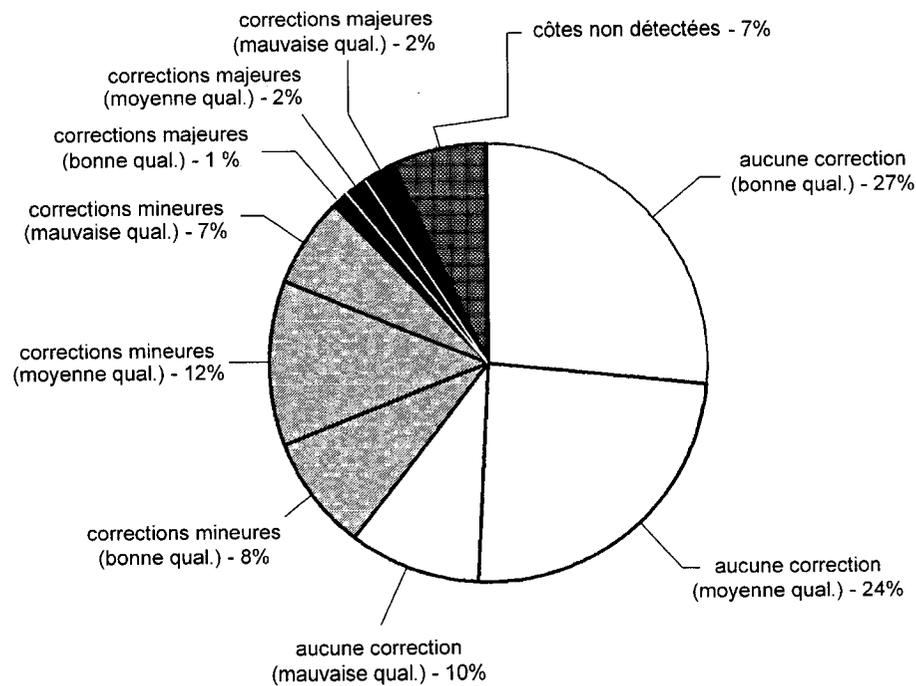


Figure 4-4 – Graphique de secteurs montrant la répartition de chaque sous-catégorie de côtes après l'étape de correction manuelle.

La Figure 4-5 montre les résultats comparatifs entre les différentes qualités d'images radiographiques, en regard des côtes ayant subi des corrections majeures uniquement. La Figure 4-6 et la Figure 4-7 reprennent les mêmes résultats, mais pour les côtes ayant respectivement subi des corrections mineures et celles n'ayant subi aucune correction.

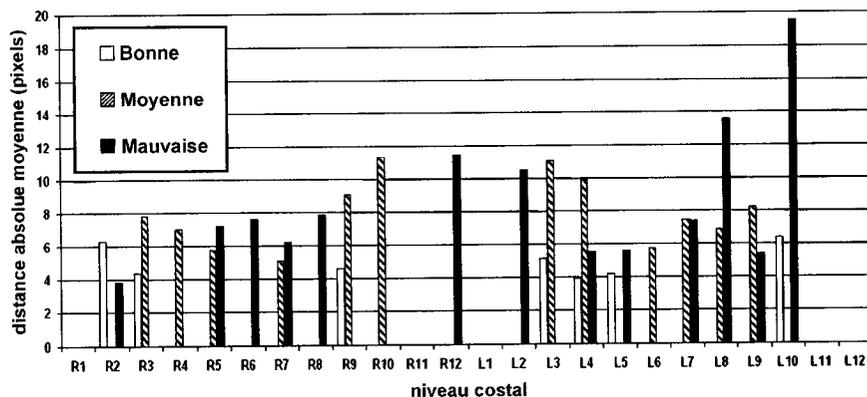


Figure 4-5 – Résultats comparatifs entre différentes qualités radiographiques pour les côtes ayant subi des corrections majeures. Lorsque les niveaux costaux sont confondus, la précision moyenne de chaque sous-ensembles est : bonne: $\mu = 5.5$, moyenne: $\mu = 7.8$, mauvaise: $\mu = 8.9$.

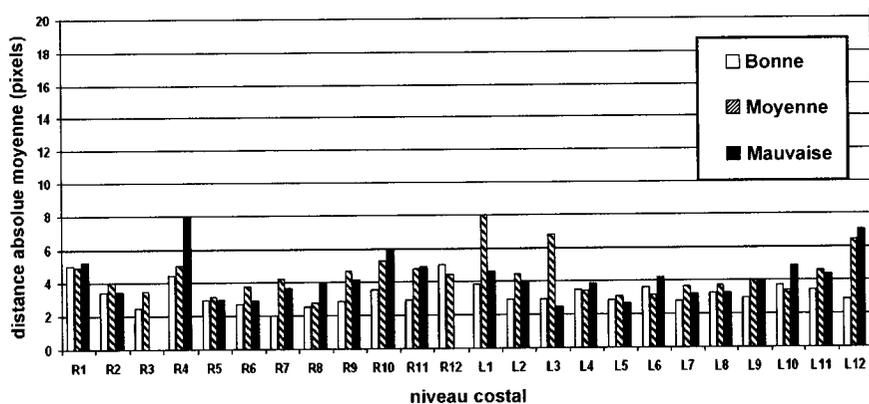


Figure 4-6 - Résultats comparatifs entre différentes qualités radiographiques pour les côtes ayant subi des corrections mineures. Lorsque les niveaux costaux sont confondus, la précision moyenne de chaque sous-ensembles est : bonne: $\mu = 3.0$, moyenne: $\mu = 4.0$, mauvaise: $\mu = 4.0$.

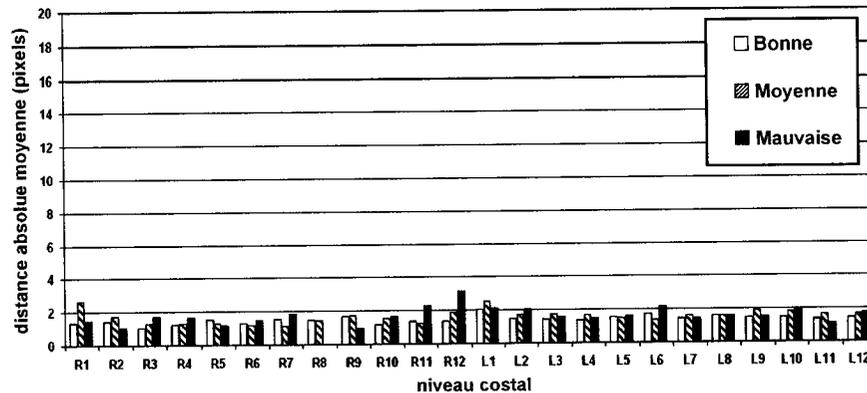


Figure 4-7 - Résultats comparatifs entre différentes qualités radiographiques pour les côtes n'ayant subi aucune correction. Lorsque les niveaux costaux sont confondus, la précision moyenne de chaque sous-ensembles est : bonne: $\mu = 1,4$, moyenne: $\mu = 1,5$, mauvaise: $\mu = 1,7$.

Dans le graphique de la Figure 4-5, on observe des niveaux de côtes pour lesquelles il n'y a pas de données. Cela est parfaitement normal et reflète simplement le fait qu'aucune côte de ce niveau n'a subi de correction manuelle. Cela ne veut donc pas dire que l'erreur associée est de 0 pixels, mais simplement qu'aucune donnée n'était disponible. En regardant les trois figures précédentes, on observe la présence de pics bien définis dans la distribution de l'erreur parmi les différents niveaux costaux. Par exemple, dans la Figure 4-5, on remarque un pic important au niveau L10, alors qu'aucun pic n'est apparent au niveau R10. Cela est expliqué par la présence, sur les radiographies, de l'estomac, visible sous la forme d'une tache sombre au niveau de la dixième côte, à gauche. De façon générale, la présence de l'estomac, assez contrasté, nuit au pouvoir de détection des côtes. De façon similaire, le pic au niveau de R4 (Figure 4-6) peut être expliqué par la présence des clavicules qui, la plupart du temps, est surimposée aux quatrième côtes en vue postéro-antérieure. Sinon, la distribution de la précision de détection parmi les différents niveaux costaux semble passablement constante. Évidemment, nous notons aussi que pour chacune des quatre figures, la

précision associée à une mauvaise qualité radiographique est toujours moindre que la précision associée à une bonne qualité radiographique.

Finalement, la Figure 4-8 présente les résultats comparatifs de détection pour les différents niveaux costaux après correction manuelle, toutes qualités radiographiques confondues.

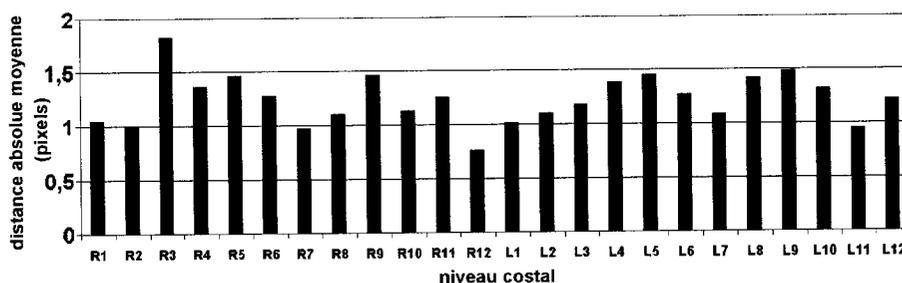


Figure 4-8 – Précision moyenne de détection, en pixels, pour toutes les qualités radiographiques confondues APRÈS l'étape de correction manuelle. Lorsque tous les niveaux costaux sont considérés ensemble, la précision moyenne est de 1.3 pixels.

Finalement, le temps usager moyen nécessaire pour corriger les côtes ayant nécessité une correction manuelle (39% des côtes détectées) fut de 512 secondes par radiographie, c'est-à-dire environ 8½ minutes.

4.3 Temps de calcul

Le temps moyen de calcul pour détecter l'ensemble des côtes d'une radiographie thoracique (22.6 côtes en moyenne) est de 2460 secondes, ce qui équivaut à 41 minutes. Pour une reconstruction complète de la cage thoracique (à l'aide d'une paire de radiographies), le temps moyen de calcul est donc de 1h22 minutes.

CHAPITRE 5 - DISCUSSION GÉNÉRALE

La méthode proposée repousse les limites et contraintes associées aux méthodes antérieures de détection automatique des contours des côtes présentées dans la littérature. Certes, la méthode proposée est semi-automatique, alors que les méthodes présentées en introduction sont automatiques. Qu'à cela ne tienne, cette particularité ne saurait ici être considérée comme une limite, car l'ensemble des méthodes antérieures de détection automatique ne s'appliquent qu'à des radiographies thoraciques de patients non scoliotiques. Au contraire, on pourrait même avancer que la présente méthode est plus flexible et générale que les méthodes antérieures présentées dans la revue de littérature, car, même si la méthode ne fut testée que sur des radiographies thoraciques de patients scoliotiques, il est tout à fait acceptable de penser qu'elle puisse performer aussi bien dans la détection des contours de côtes saines, considérant l'approche générale de suivi de contours utilisée.

Par ailleurs, en termes de précision, on l'a vu, la méthode proposée surpasse les quelques résultats numériques rapportés dans la littérature (van Ginneken et al., 2000). Malheureusement, la plupart des résultats de méthodes antérieures ne donnent pas la précision de détection en termes de distance absolue entre pixels détectés et pixels de référence. Certains donnent le pourcentage de chevauchement entre les côtes détectées et les côtes de référence, mais cette mesure ne donne qu'une idée générale de la précision globale de détection. La plupart des méthodes antérieures se limitent à présenter les résultats visuels sans effectuer de validation rigoureuse pour attester de la précision.

Cependant, la méthode présentée possède quelques limites et contraintes par rapport aux résultats antérieurs. Tout d'abord, bien que le temps utilisateur soit réduit à un peu moins de 30 minutes pour une reconstruction 3D complète de la cage thoracique, le

temps d'exécution machine associé reste très long. En considérant la détection de deux radiographies thoraciques en vue d'une reconstruction 3D complète, le temps moyen requis par la méthode proposée, entre le moment d'insertion manuelle des points de départ et le résultat final après correction manuelle est de 1h50min. Dans un contexte réel d'application clinique, ce n'est guère mieux que le 2 heures que nous avons précédemment, même si la tâche du technicien est divisée par quatre. Aussi, dans la littérature, plusieurs méthodes antérieures rapportent des temps de détection pour l'ensemble de la cage thoracique aussi faibles que 4 secondes (van Ginneken et al., 2000) sur un ordinateur personnel standard avec processeur de 500MHz. La méthode proposée, même si elle est originale dans sa recherche des contours de côtes, semble posséder un niveau de complexité assez élevé. Cependant, il faut nuancer ces propos et dire que la méthode proposée fut implémentée en script Matlab, un langage reconnu pour être très lent parce qu'il est interprété et non compilé. En plus, dans le présent projet, l'accent était explicitement mis sur la faisabilité et la précision d'une telle technique de détection, non sur son optimisation. Une panoplie de scripts Matlab furent écrits sans aucune tentative d'optimiser la vitesse d'exécution, ce qui, à la fin, peut faire une différence énorme. Toute la technique proposée devrait donc être migrée et réécrite en C++ avec optimisations, et il serait alors raisonnable de penser que le temps d'exécution en serait réduit de façon drastique et que la technique pourrait alors s'intégrer au contexte clinique.

Par ailleurs, une autre limite de la méthode proposée est son incapacité à détecter la totalité des côtes, du moins son incapacité à proposer une solution au moins approximative pour chacune des côtes pour lesquelles des points de contrôle ont été enregistrés par l'utilisateur. En effet, en moyenne, 61% des côtes détectées ne nécessitent aucune retouche, 27% nécessitent une retouche mineure (affectant moins de 15 % des points de contours de la côte), 5% nécessite une retouche majeure (affectant 15% ou plus des points de contours de la côte) et 7% ne sont pas détectées du tout. On peut donc affirmer que 12% des côtes (retouches majeures et côtes non détectées) posent

problème. Cette proportion n'est pas énorme, mais elle mérite qu'on s'y attarde. Dans la plupart des cas, les côtes nécessitant une retouche majeure ont des formes erratiques ou même des bords détectés supérieurs et inférieurs qui se croisent! Après la détection semi-automatique, il serait donc tout à fait possible de reconnaître ces « côtes en échec » (corrections majeures et non détectées). Un mécanisme additionnel de reprise des côtes en échec devrait donc être implanté dans la méthode proposée. Ce module devrait être capable de reconnaître quelles côtes sont en échec, et pour chacune, relancer la détection 2D en incorporant cette fois-ci les informations relatives aux côtes voisines détectées correctement. Cet apport d'informations à ces nouvelles détections permettra sans doute de contraindre suffisamment l'espace de recherche pour que les côtes en échec puissent être finalement correctement détectées. Finalement, cela étant dit, il reste quand même 27 % des côtes qui nécessitent des retouches mineures. C'est là une avenue très intéressante d'optimisation de la méthode proposée, car à l'observation visuelle de ces côtes sur les résultats finaux de détection, il semble bien qu'il soit possible de réduire au maximum les retouches en ce qui les concerne. En effet, lorsqu'on regarde l'ensemble des côtes qui nécessitent des retouches mineures, on se rend compte que la très grande majorité est impeccablement détectée sur la plus grande partie du contour et que la partie en erreur est localisée. L'erreur n'est donc pas répartie sur toute la côte, mais bien localisée en une zone unique sur le contour. Une première idée afin de régler ce problème serait d'inclure un module d'inspection des côtes, post détection, utilisant la même fonction de largeur F qu'à la section 2.2.2.6, et qui tenterait de détecter les zones où la largeur varie subitement. Dans ce cas, il est fort à parier qu'on trouvera là un segment de contour en erreur. Une fois détecté, ce segment pourra automatiquement être corrigé en recherchant au voisinage de ce dernier, d'autres contours candidats. Une autre piste afin de régler ce problème, et qui est probablement meilleure que la précédente au niveau de la précision, serait carrément d'utiliser chacun des contours détectés comme approximation initiale dans un algorithme de contours actifs (Snake). Il est raisonnable de penser qu'après plusieurs itérations de l'algorithme de contour actif, la ou les zones de contours en erreur soient efficacement corrigées.

Cela étant dit, parce que la méthode proposée reste très générale, plusieurs autres applications dans d'autres domaines du traitement d'image sont envisageables. En fait, toute détection de structures tubulaires aux bords sensiblement parallèles est envisageable. Notons par exemple la détection de cathéters, d'artères ou d'instruments chirurgicaux toujours à partir de radiographies. Mais notons aussi toute détection de structures tubulaires à partir d'images non radiographiques en niveaux de gris. La force de la méthode proposée est sa capacité à détecter des formes allongées aux bords relativement parallèles même si l'image contient une panoplie d'autres objets en chevauchement.

Par ailleurs, parce qu'elle est capable de détecter les contours mêmes des côtes au lieu de s'en tenir aux lignes médianes, la méthode proposée appelle à une nouvelle technique de reconstruction 3D par stéréoradiographie qui serait en mesure non pas de faire la correspondance entre différents points dans les deux vues radiographiques, mais bien d'apparier directement différentes courbes ou splines entre elles. Des modèles surfaciques complets des côtes pourraient alors être reconstruits directement à partir de cet appariement 3D de plus haut niveau au lieu de déformer par krigeage des modèles 3D génériques de côtes sur chacune des lignes médianes reconstruites. Nous disposerions alors de modèles 3D de côtes encore plus personnalisés, ce qui nous permettrait d'extraire les différents indices cliniques avec une précision accrue.

Finalement, la contribution apportée par le présent projet de recherche nous laisse cependant entrevoir plusieurs retombées potentielles. Tout d'abord, l'amélioration de la précision 2D de détection des côtes qui fut réalisée ici nous permettra sans doute d'obtenir des modèles 3D de la cage thoracique qui soient plus précis. Par ailleurs, l'injection de tels modèles 3D mieux personnalisés dans les études de corrélation entre les déformations des structures osseuses et les déformations de la géométrie externe du tronc déjà en place améliorerait certainement notre capacité à prédire les déformations scoliotiques des structures osseuses en se basant uniquement sur la morphologie externe

du tronc, et permettrait de réduire la nécessité à recourir à la radiographie dans le suivi clinique, ce qui réduirait du coup pour le patient le risque de tumeurs associé à la dose de radiation cumulative durant le suivi clinique. De plus, avec la présente méthode, grâce à la précision gagnée sur la détection de chacune des côtes, nous pourrions sans doute inclure dans le suivi clinique la mesure de la gibbosité calculée directement à partir de la reconstruction 3D de la cage thoracique, alors que jusqu'à maintenant, seul l'angle de Cobb était considéré à partir de la reconstruction de la colonne vertébrale. Finalement, en ce qui concerne la chirurgie des côtes pour des raisons fonctionnelles ou esthétiques (thoracoplastie), l'intégration de contours de côtes mieux détectés dans le processus de reconstruction 3D de la cage thoracique permettrait de simuler la thoracoplastie dans le présent modèle biomécanique afin de prévoir les asymétries résultantes et la gibbosité résiduelle suite à la chirurgie.

CONCLUSION

Une nouvelle méthode semi-automatique de détection de contours dorsaux et ventraux des côtes scoliotiques à partir de radiographies thoraciques postéro-antérieures fut proposée et détaillée dans ce mémoire. L'utilisation du filtrage directionnel, le développement d'une nouvelle technique de suivi multiple de contours ainsi que l'application de techniques de détection perceptuelle du parallélisme ont permis de résoudre plusieurs difficultés rencontrées par les méthodes antérieures afin d'ouvrir la voie vers l'utilisation de routine de la méthode proposée dans un contexte clinique. Parallèlement au développement de cette nouvelle méthode, une interface graphique fut conçue et réalisée afin d'assurer ergonomie et convivialité aux différentes fonctionnalités implémentées et de permettre à l'utilisateur, dans une phase corrective en post-traitement, de corriger manuellement les côtes qui lui sembleraient ne pas avoir été bien détectées.

Cette méthode fut développée dans le cadre de la reconstruction 3D par stéréoradiographie de la cage thoracique à partir d'une paire de radiographies thoraciques postéro-antérieures. Ainsi, la méthode de reconstruction 3D de la cage thoracique présentement utilisée à l'Hôpital Sainte-Justine de Montréal intègre l'étape de détection 2D des côtes de manière complètement manuelle, c'est-à-dire que pour chacune des côtes à détecter, un technicien doit manuellement insérer 11 points de contrôle également espacés le long de sa ligne médiane. Le temps requis au technicien pour identifier l'ensemble des côtes d'une paire de radiographies est d'environ 2 heures et, après l'étape de reconstruction 3D, seules les lignes médianes des côtes sont restituées (modèle filaire). La méthode proposée dans ce mémoire repousse donc les limites de la présente technique de détection 2D des côtes en faisant premièrement passer le nombre de points de contrôle à insérer par côte de 11 à 4. Ensuite, dans la

méthode proposée, les contours même des côtes sont détectés (pas seulement leur ligne médiane) et finalement, le temps usager requis est divisé par 4.

Une validation rigoureuse fut menée grâce à la mise au point d'une méthode simple de comparaison de la position des pixels détectés aux pixels de référence fournis dans des images de validation. Un expert en radiologie a tout d'abord manuellement tracé les contours de l'ensemble des côtes des 44 radiographies thoraciques sur les vues PA-0° et PA-20°. Ensuite, la méthode de détection fut testée sur l'ensemble des radiographies, puis elle fut validée auprès des côtes de référence tracées par l'expert. 93% des côtes furent effectivement détectées. La précision de détection était de 2,64 pixels après détection semi-automatique, et de 1,3 pixels lorsque le résultat final après correction manuelle par un expert était considéré. Par ailleurs, en considérant les résultats de détection en fonction de la qualité des images radiographiques, la précision passait de 1,259 pixels, à 1,254 pixels, à 1,221 pixels pour les images de mauvaise, moyenne et bonne qualités respectivement avec les échantillons associés uniquement au processus de détection (*reduced set*), alors que la précision passait de 3,60 pixels, à 2,71 pixels, à 1,97 pixels pour les images de mauvaise, moyenne et bonne qualités respectivement lorsqu'on considérait en plus les échantillons associés aux cas où l'algorithme de suivi de contours perdait sa route (*complete set*). En regard de ces résultats, il fut montré tout d'abord que la qualité radiographique influençait moins la précision de détection comme telle que la probabilité pour l'algorithme de suivi de contours de perdre la trace de la côte en cours. Cela se traduit donc par une grande robustesse de l'algorithme sous diverses qualités radiographiques. Ces résultats sont très satisfaisants et surpassent la précision de détection 2D rapportée dans la littérature. Par ailleurs, le temps usager, considéré après détection 2D, fut d'un peu moins de 6 minutes par radiographie (10 fois moins long que la méthode antérieure) et considéré après l'étape de correction manuelle, fut d'environ 14,5 minutes (4 fois moins long que la méthode antérieure). Finalement, la validation n'a montré aucune différence statistique entre la précision de détection

associée aux radiographies en vue PA-0° et celle associée aux radiographies en vue PA-20°.

La possibilité de divergence du suivi de contours demeure la principale limite de la méthode développée dans ce mémoire et explique en grande partie la grande différence observée entre les précisions avant et après l'étape de correction manuelle. Il fut démontré que les grandes erreurs de détection (> 5 pixels) étaient en général associées aux cas de divergences du suivi de contour, c'est-à-dire aux cas où l'algorithme de suivi de contours perd la trace de la côte suivie et peut alors se mettre à suivre relativement longtemps n'importe quel contour trouvé sur son chemin et appartenant à n'importe quelle structure radiographiée. Une autre limite importante de la méthode proposée, et qui découle de la dernière, est son incapacité à proposer une solution au moins approximative pour l'ensemble des côtes détectées. En effet, il reste encore 7% des côtes qui ne sont tout simplement pas détectées.

De façon à assurer la continuité de ce projet de recherche et, conformément aux limites susmentionnées, les recommandations suivantes sont formulées par ordre de priorité :

1. Implémenter la méthode proposée en langage C++ orienté objet en gardant cette fois à l'esprit un souci d'optimisation de la vitesse d'exécution.
2. Étudier l'influence des objets de calibrage sur la dégradation des performances de l'algorithme de détection des contours des côtes. Si des dégradations significatives sont démontrées, appliquer en prétraitement une méthode de suppression automatique des objets de calibrage.
3. Développer un mécanisme de détection de la divergence du suivi de contour qui impliquerait entre autres la définition de conditions d'arrêt pertinentes et robustes afin de permettre, le cas échéant, la poursuite de la détection de la côte à partir du point de départ estimé de la divergence.

4. Développer une stratégie de raffinement des points de contours interpolés dans les cas de récupération automatique de côtes incomplètes (section 3.2).
5. Étudier diverses possibilités de prétraitement des images radiographiques afin d'améliorer le ratio et la précision de détection. Considérer l'usage d'approches adaptatives en fonction de différents paramètres de l'image comme le bruit, le contraste, la distribution de l'histogramme, etc.
6. Développer une méthode automatisée de déduction de la ligne médiane à partir du contour détecté afin d'être en mesure de comparer directement les reconstructions 3D provenant des lignes médianes déduites avec celles provenant de la détection manuelle.
7. Développer une stratégie d'étiquetage automatisé des côtes en post-détection. Intégrer les étiquettes « bien détectée », « mal détectée », « non détectée / récupérable » et « non détectée / irrécupérable ».
8. Développer un mécanisme post-détection d'identification des côtes non détectées en procédant à une analyse de la morphologie, et développer une approche de correction automatisée des côtes « non détectées / récupérables ». Alternativement, pour les côtes identifiées « non détectées / irrécupérables », développer un algorithme de reprise de la détection en intégrant un plus grand nombre de contraintes (morphologiques et autres) issues des côtes voisines identifiées « bien détectées ».
9. Raffiner l'étape d'insertion des points de contrôle utilisateur en intégrant une fonctionnalité de recherche automatisée des plus forts gradients de contours au voisinage du point marqué afin de diminuer le nombre de points de contrôle requis par côte à seulement 2. L'idée serait de retrouver automatiquement les quatre points de départ spécifiés dans la méthode proposée (section 2.2.2.3) en

utilisant uniquement 2 points départ situés au début et à la fin de la côte considérée, à peu près sur la ligne médiane.

10. Étudier la variabilité des résultats de détection en fonction de la position initiale des différents points de contrôle insérés par l'utilisateur avant la détection. Intégrer également une étude de la variabilité intra-observateur vs inter-observateur de ces résultats.
11. Peaufiner la stratégie « de la dernière chance » (*last-chance child*, p.63) dans l'étape de sélection de pics lorsque aucun pic ne fut détecté dans le PAP en cours.
12. Étudier la présence d'une différence statistique des résultats de détection entre les radiographies thoraciques PA-0° et PA-20° en utilisant cette fois le même nombre de radiographies thoraciques dans les deux angles de vue.

RÉFÉRENCES

- Benameur, S., Mignotte, M., Destrempe, F., & De Guise, J.A. (2005). Three-dimensional biplanar reconstruction of scoliotic rib cage using the estimation of a mixture of probabilistic prior models. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 52(10), 1713-28.
- Berzins, V. (1984). Accuracy of Laplacian edge detectors. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 27(2), 195-210.
- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8(6), 679-98.
- Cobb J.R. (1948). Outline for the study of scoliosis. Instructional Course Lectures, W.P. Blount Ed., *American Academy of Orthopaedic Surgeons*, vol. V, Ann Arbour J., Edwards Publisher Inc.(6), 261-275.
- Dansereau, J., & Stokes, I.A.F. (1988). Measurements of the three-dimensional shape of the rib cage. *Journal of Biomechanics*, 21(11), 893-901.
- De Souza, P. (1983). Automatic rib detection in chest radiographs. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 23(2), 129-61.
- Delorme, S., Petit, Y., de Guise, J.A., Labelle, H., Aubin, C.-E., & Dansereau, J. (2003). Assessment of the 3-D reconstruction and high-resolution geometrical modeling of the human skeletal trunk from 2-D radiographic images. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 50(8), 989-998.
- Diméglio, A., Hérisson, C., & Simon, L. (1996). *La Scoliose idiopathique*. Paris : Masson.

- Dobosiewicz, K., Durmala, J., Czernicki K., & Piotrowski, J. (2006). Radiological Results of Dobosiewicz Method of Three-Dimensional Treatment of Progressive Idiopathic Scoliosis. *Proceedings of IRSSD2006 – 6th biennial Meeting of the International Research Society of Spinal Deformities*. Amsterdam, NL: IOS Press.
- Drummond, D., Rogala, E., & Gurr, J. (1976). School screening, a community project. *Quebec Scoliosis Society Meeting*, Québec.
- Duda, R.O., Hart, P.E., & Stork, D.G. (2001). *Pattern classification*. (2nd ed.). New York: Wiley.
- Dunteman, G.H. (1989). *Principal components analysis*. Newbury Park : Sage Publications.
- Freeman, W.T., & Adelson, E.H. (1991). The design and use of steerable filters. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(9), 891-906.
- Gilboa, G., Sochen, N., & Zeevi, Y.Y. (2004). Image enhancement and denoising by complex diffusion processes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(8), 1020-36.
- Gray, H., & Goss, C.M. (1973). *Anatomy of the human body*. (29th American ed.). Philadelphia: Lea & Febiger.
- Ip, H.H.S., & Wong, W.H. (1997). Detecting perceptually parallel curves: criteria and force-driven optimization. *Computer Vision and Image Understanding*, 68(2), 190-208.
- Jacobi, C.A., & Paris, D.Q. (1977). *Textbook of radiologic technology*. (6th ed.). St. Louis : Mosby.
- Kass, M., Witkin, A., & Terzopoulos, D. (1987). Snakes: active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4), 321-31.

- Keim, H.A., Hensinger, S.N., (1989). Spinal deformities : scoliosis and kyphosis. *Clinical Symposia*, 41-4.
- Kovacs, T. (1994). An edge following algorithm and its application. *Periodica Polytechnica Electrical Engineering*, 38(2), 175-90.
- Kulick, J.H., Challis, T.W., Brace, C., Christodoulakis, S., Merritt, I., & Neelands, P. (1976). An image processing laboratory for automated screening of chest X-rays. 3rd *International Joint Conference on Pattern Recognition*. Coronado, CA, USA: IEEE.
- Lee, E.T.Y. (1989). Choosing nodes in parametric curve interpolation. *Computer Aided Design*, 21(6), 363-70.
- Marieb, E.N. (1999). *Anatomie et physiologie humaines* (2^e éd.). Saint-Laurent : Éditions du Renouveau Pédagogique.
- Marzan, G.T. (1976). *Rational Design for Close-Range Photogrammetry*. Thèse de Doctorat, University of Illinois-Department of Civil Engineering, Urbana-Champaign, Illinois, USA.
- McIntire, K., Asher, M., Burton, D., & Liu, W. Trunk Rotational Strength Training for the Management of Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS). (2006) *Proceedings of IRSSD2006 – 6th Biennial Meeting of the International Research Society of Spinal Deformities*. _ Amsterdam, NL: IOS Press.
- Moe, J.E. (1978). *Scoliosis and other spinal deformities*. Philadelphia; Toronto : Saunders.
- Mouren, S. (2003). *Reconstruction 3D biplanaire de cages thoraciques scoliotiques à l'aide de modèles déformables de côtes*. Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal - Département de Génie Mécanique, Montréal, Québec, Canada.
- Park, M., Jin, J.S., & Wilson, L.S. (2003) Detection and labeling ribs on expiration chest

radiographs. *Proc. SPIE - Int. Soc. Opt. Eng. (USA)*: Vol. 5030. San Diego, CA, USA: SPIE-Int. Soc. Opt. Eng.

Perdriolle, R., Boffelli, N., & Ousset, M. (1979). *La scoliose : son étude tridimensionnelle*. Paris : Maloine.

Persoon, E. (1976). New Edge Detection Algorithm and its Applications in Picture Processing. *Computer Graphics and Image Processing*, 5(4), 425-446.

Pope, M.H., Stokes, I.A.F., & Moreland, M. (1984) The biomechanics of scoliosis. *CRC Critical Reviews in Biomedical Engineering*. Vol. 11.

Press, W.H. (1992). *Numerical recipes in C : the art of scientific computing*. (2nd ed.). Cambridge ; New York : Cambridge University Press.

Riseborough, E.J., & Herndon, J.H. (1975). *Scoliosis and other deformities of the axial skeleton*. (1st ed.). Boston : Little, Brown.

Robert, P., & Rey, A. (2000). *Le Petit Robert de la langue française*. (Nouv. éd. revue, corr. et mise à jour pour 2000). Paris : Le Robert.

Roberts, L.G. (1965). Machine Perception of Three-Dimensional Solids. *Optical and Electro-Optical Information Processing*, Tippet, J.T., MIT Press, Cambridge, Mass.

Rouviere, H., & Delmas, A. (2002). *Anatomie humaine : descriptive, topographique et fonctionnelle*. (15 ed. revue par Vincent Delmas). Paris : Masson.

Sanada, S., Doi, K., & MacMahon, H. (1991). Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography: automated delineation of posterior ribs in chest images. *Medical Physics*, 18(5), 964-71.

Shiek, C.F., Fong, C.P., Savol, A.M., Li, C.C., Sze, T.W., Preston, K.Jr., Sashin, D., & Hoy, R. (1977) An algorithm for rib extraction in chest X-rays for pneumoconiosis

detection. *The 30th Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology (papers in summary form only received)*. Los Angeles, CA, USA: Alliance for Engng. in Medicine & Biology.

Shier, D., Butler, J., Lewis, R., & Hole, J.W. (2004). *Hole's human anatomy & physiology*. (10th ed.). Boston, Mass. ; Montréal : McGraw-Hill Higher Education.

Simon, G., & Hamilton, W.J. (1978). *X-ray anatomy*. London ; Toronto : Butterworths.

Sobel, I.E. (1970). *Camera Models and Machine Perception*. Thèse de Doctorat, Stanford University, Palo Alto, CA, USA.

Soille, P. (2003). *Morphological image analysis : principles and applications*. (2nd ed.). Berlin : Springer.

Soultanis, K., Pyrovolou, N., Karamitros, A., Konstantinou, V., Lenti, A., & Soucacos, P.N. (2006). The Use of Thoracoplasty in the Surgical Treatment of Idiopathic Scoliosis. *Proceedings of the 6th biennial Meeting of the International Research Society of Spinal Deformities*, Amsterdam, NL: IOS Press.

Suri, J.S., Setarehdan, S.K., & Singh, S. (2002). *Advances in pattern recognition state-of-the-art applications in cardiology, neurology, mammography and pathology*. London: Springer.

Tong, R., Dong, J., & Wang, G. (1999). Approach for contour following. *High Technology Letters*, 5 (2), 53-58.

Toriwaki, J.I., Suenaga, Y., Negoro, T., & Fukumura, T. (1973) Pattern recognition of chest X-ray images. *1st International Joint Conference on Pattern Recognition*. Washington, DC, USA: IEEE.

Trochu, F. (1993). A contouring program based on dual kriging interpolation. *Engineering with Computers*, 9(3), 160-77.

van Ginneken, B., ter Haar Romeny, B.M. Automatic delineation of ribs in frontal chest radiographs. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*: Vol. 3979, San Diego, CA, USA: SPIE, Bellingham, WA, USA.

Wang, J., & Howarth, P.J. (1989). Edge following as graph searching and Hough transform algorithms for lineament detection. *IGARSS'89-Twelfth Canadian Symposium on Remote Sensing Part 1 (of 5), Jul 10-14 1989: Digest - International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 1, 93-96.

Wechsler, H., & Sklansky, J. (1977). Finding the rib cage in chest radiographs. *Pattern Recognition*, 9(1), 21-30.

Weir, J., & Abrahams, P.H. (1978). *An atlas of radiological anatomy*. Kent, Eng. : Pitman Medical.

Weisstein, E.W. (1999). *CRC concise encyclopedia of mathematics*. Boca Raton, Flor. : Chapman & Hall/CRC.

Wicke, L., Firbas, W., & Schmiedl, R. (1978). *Atlas of radiologic anatomy*. Baltimore : Urban & Schwarzenberg.

Wicke, L., Firbas, W., & Schmiedl, R. (1982). *Atlas of radiologic anatomy*. (3rd ed.). Baltimore, Mar. : Urban & Schwarzenberg.

Williams, D.J., & Shah, M. (1990) A fast algorithm for active contours. *Third International Conference on Computer Vision*, Osaka, Japan: IEEE Comput. Soc. Press.

Wong, W.H., & Ip, H.H.S. (1995) Heuristic strategy for feature matching in parallel curve detection. *1995 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Intelligent Systems for the 21st Century*, vol.5. Vancouver, BC, Canada: IEEE.

Wong, W.H., & Ip, H.H.S. (1996). On the detection of parallel curves: models and representations. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*,

10(7), 813-27.

Wu, L., Qiu Yong, & Wang, B. (2006) Adolescent Scar Contracture Scoliosis Caused by Back Scalding During the Infantile Period. *Proceedings of the IRSSD2006 - 6th biennial Meeting of the International Research Society of Spinal Deformities*, Amsterdam, NL: IOS Press.

Oldnall, N., (2007). *Cobbs Angle*, XRAY2000, Consulté le 1er avril 2007, tire de <http://www.e-radiography.net/radpath/c/cobbs-angle.htm>.

Zhanjun Yue, Goshtasby, A., & Ackerman, L.V. (1995). Automatic detection of rib borders in chest radiographs. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 14(3), 525-36.

