

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

DÉTECTION ET CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DE LA COLONNE
VERTÉBRALE À PARTIR D'IMAGES À RAYONS-X

LUC DUONG
DÉPARTEMENT DE GÉNIE INFORMATIQUE
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

THÈSE PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE PHILOSOPHIAE DOCTOR (PH.D.)
(GÉNIE INFORMATIQUE)
AOÛT 2007

© Luc Duong, 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: 978-0-494-35511-4

Our file Notre référence

ISBN: 978-0-494-35511-4

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

Cette thèse intitulée :

DÉTECTION ET CLASSIFICATION AUTOMATIQUE DE LA
COLONNE VERTÉBRALE À PARTIR D'IMAGES À RAYONS-X

présentée par: DUONG Luc

en vue de l'obtention du diplôme de: Philosophiae Doctor

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

M. OZELL Benoît, Ph.D. président

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

M. LABELLE Hubert, M.D., membre et codirecteur de recherche

M. PARENT Stefan, M.D., membre

M. BUI Tien, Ph.D., membre

À mon père

Pour m'avoir inspiré à suivre ses traces.

REMERCIEMENTS

J'aimerais remercier mes directeurs de recherche, la Professeure Farida Cheriet et le Dr Hubert Labelle qui ont su m'orienter par de sages conseils, m'encourager dans les moments difficiles et surtout me transmettre ce qu'est un esprit scientifique. Je leur en suis très reconnaissant et espère sincèrement que leurs enseignements me suivront tout au long de ma carrière. Je remercie les membres du jury ayant évalué mon travail, soit les Professeurs Benoit Ozell, Tien Bui, Abdelhakim Khouas et le Dr Stefan Parent.

J'aimerais souligner la contribution du Professeur Mohamed Cheriet de l'École de Technologie Supérieure (ETS) qui a su m'inspirer au cours de bonnes discussions et qui a su me transmettre sa vision de la recherche. J'aimerais remercier le Dr Jean-Marc Mac-Thiong pour ses nombreuses critiques constructives et surtout son dynamisme sans bornes. J'aimerais également remercier l'équipe du laboratoire LAVIANI, notamment Nancy Shawafaty, Fethia Miled, Claudia Chevretils, Charles-Auguste St-Pierre et Carole Fortin pour les nombreuses discussions fructueuses et leurs chaleureuses personnalités qui ont su rendre l'ambiance de travail des plus agréables. J'aimerais également remercier Philippe Labelle, Christian Bellefleur, Julie Joncas et Gnahoua Zoabli du laboratoire LIS3D pour leur contribution au projet et du bon temps passé en leur compagnie. J'aimerais aussi souligner la contribution scientifique de Luke Windisch et Charles Bergeron du laboratoire LIV4D et de Vincent Doré du laboratoire LIVIA avec qui j'ai eu la chance de collaborer. Je tiens à souligner les nombreuses suggestions apportées par Philippe Debanné, associé de recherche au LIV4D, lors de la rédaction de la thèse.

Je remercie grandement les membres du comité sur la classification 3-D de la Scoliosis Research Society, notamment le Dr Lawrence Lenke, le Dr Peter Newton, le Dr Roger P. Jackson, et le Professeur Ian Stokes, pour leur contribution au projet et les nombreuses discussions scientifiques qui ont permis d'orienter ce projet de recherche vers un but plus clinique que technique. Ce fut un honneur de pouvoir collaborer avec de tels experts et cela a permis d'apporter une dimension clinique importante au projet.

Je tiens également à remercier Yiyong Sun, Chenyang Xu et Frank Sauer de *Siemens Corporate Research* pour m'avoir accueilli dans leur institution durant mon séjour à Princeton, New Jersey et pour m'avoir permis d'approfondir mes connaissances de l'imagerie médicale et de la reconstruction 3-D.

J'aimerais remercier Anne-Marie Huynh pour avoir partagé les moments heureux et difficiles, pour sa patience, son support et ses encouragements tout au long du doctorat. Je tiens également à exprimer toute ma reconnaissance à mes parents, Luy Duong et Diane Lauzon, à ma sœur Laetitia et à mon frère Maxime pour leur soutien durant les périodes difficiles. Je remercie chaudement mes camarades du baccalauréat, Francis Piérait et Christian Laforte avec qui j'ai eu de nombreuses discussions et partagé de bons moments.

Ce projet de recherche a été premièrement réalisé grâce au financement des projets concertés en santé du Conseil de Recherche en Sciences Naturelles et en Génie du Canada (CRSNG 262634-2003). Par la suite, ce projet de recherche a été financé en partie par la Scoliosis Research Society (SRS) et MENTOR, un programme de formation des Instituts de Recherche en Santé du Canada (IRSC) sur les troubles de la mobilité et de la posture.

RÉSUMÉ

Afin de mieux généraliser l'étude d'une pathologie dans le domaine médical, un principe fondamental consiste à évaluer les cas extrêmes au sein d'une population. Ainsi, en observant la distribution statistique d'un échantillon significatif, il est possible d'obtenir une meilleure généralisation de la pathologie et ainsi de prodiguer de meilleurs traitements, optimisés de sorte à obtenir des résultats concluants.

La scoliose idiopathique adolescente (SIA) consiste en une déformation tridimensionnelle et complexe de la colonne vertébrale, qui dans certains cas, peut mener à des complications sérieuses de la santé. La méthode d'évaluation traditionnelle consiste à analyser des radiographies conventionnelles acquises tous les six mois pour évaluer le risque de progression de la déformation de la colonne. Selon le risque et la sévérité de la déformation, un corset orthopédique sera prescrit pour stabiliser la déformation. Cependant, pour certaines courbures graves, une opération chirurgicale de la colonne (appelée arthrodèse vertébrale) est requise pour stabiliser la progression et également corriger la déformation. Plusieurs types de courbures existent et sont généralement décrits selon leur localisation (thoracique ou lombaire) ou par leur amplitude.

À ce jour, la classification de ces courbures est essentielle pour le traitement de la SIA et a été longtemps uniquement associée au traitement chirurgical. Plusieurs systèmes de classification, basés sur l'identification de caractéristiques à partir des radiographies frontale et latérale, ont été proposés. Or, ces systèmes demeurent controversés, ceci étant dû essentiellement à leur faible reproductibilité intra et interobservateur. De plus, les systèmes de classification actuels sont basés sur les radiographies 2-D et ne représentent que partiellement la réalité 3-D des déformations scoliotiques. L'analyse 3-D des courbures scoliotiques est à présent possible grâce aux progrès réalisés en vision par

ordinateur, celle-ci permettant une reconstruction 3-D de la colonne à partir de deux radiographies ou plus. Ainsi, il est possible de proposer des outils informatiques aux cliniciens permettant d'améliorer le diagnostic et le traitement de la SIA. En utilisant les données cumulées pendant plus de dix ans de recherche, ce projet a pour objectif de concevoir et valider un système d'intelligence artificielle (IA) permettant d'évaluer automatiquement les courbures scoliotiques.

Cette étude a donc pour objectif de proposer de nouveaux outils informatiques menant à l'amélioration du diagnostic en scoliose idiopathique et permettant d'étudier les différents systèmes de classification. En second lieu, cela permettra une évaluation quantitative de ceux-ci; et finalement, cela faciliterait l'introduction de solutions d'intelligence artificielle dans le traitement de routine des déformations musculosquelettiques. Ce projet se base sur trois hypothèses bien définies, à savoir : premièrement, que la variabilité intra et inter-observateur des classifications en SIA est largement débattue. L'introduction d'un algorithme d'intelligence artificielle (IA) permettrait de diminuer cette variabilité. Deuxièmement, que des outils basés sur la reconnaissance des formes et le traitement de l'image peuvent contribuer à la conception d'un système de classification permettant de traiter une grande quantité d'information et d'y identifier les patrons spécifiques de manière significative. Troisièmement, que la classification 2-D de la colonne vertébrale à partir de radiographies conventionnelles a tendance à trop simplifier la complexité inhérente aux déformations scoliotiques 3-D. Une analyse 3-D en prévision de l'identification de patrons 3-D serait plus adéquate pour jeter les bases d'un système de classification complet.

Les résultats de cette étude ont permis de conclure qu'une variabilité intra et interobservateur existe dans les systèmes de classification actuels et que chacun des paramètres, si simple soit-il, a un impact sur le résultat de classification global. Un algorithme d'IA permet une meilleure reproductibilité en assistant la décision du clinicien, basé sur des critères et des règles bien définis. Une première étude pour

l'identification du critère lombaire dans la classification de Lenke a permis de statuer que la variabilité intra et interobservateur se situe à un niveau allant de moyen à bon (coefficient kappa variant de 0,50-0,60 où 0,00 signifie l'absence d'accord et 1,00 un accord parfait) parmi un ensemble d'experts en orthopédie. Par la suite, un algorithme d'IA a permis de réduire la variabilité à l'échelle d'une erreur de mesure plutôt que d'une erreur d'interprétation.

Une deuxième étude a permis de vérifier si une technique basée sur des algorithmes d'apprentissage permettait de diminuer la variabilité intra et interobservateur en se basant sur de la connaissance *a priori* provenant, par exemple, d'experts (apprentissage supervisé). Il est possible de conclure qu'une technique de reconnaissance des formes permet une meilleure détection des structures d'intérêt sur une radiographie conventionnelle grâce à l'utilisation de connaissances *a priori* sur la tâche à effectuer plutôt qu'une technique déterministe uniquement basée sur le traitement de l'image. La première conclusion au sujet de la détection automatique est basée sur le fait que l'information est distribuée de façon régulière d'une radiographie à une autre. Cette observation est simplement due au fait que lors de la prise de radiographies, le cadrage est toujours effectué de façon à inclure le bassin et l'ensemble de la colonne vertébrale. En radiographie postéro-antérieure, l'information pertinente de la colonne vertébrale a été identifiée dans une proportion de 37 % (en largeur) et 70 % (en hauteur) de l'image. Les paramètres optimaux des machines à vecteur de support (SVM) ont été définis comme étant $c = 1$ et $\gamma = 0,03125$, avec une validation croisée évaluée à 80 % en apprentissage (en considérant un ratio de 3:1, représentant la proportion de la colonne vertébrale au sein de l'image radiographique). Globalement, la détection par SVMs a permis d'obtenir un bon taux de reconnaissance (65,6 % à 90,7 %). En interprétant le résultat de la classification par un système de votes, il a été possible de détecter une courbure qui est statistiquement comparable avec une segmentation humaine ($p < 0,05$) dans une proportion de 93% des cas. L'erreur maximale de 8,47 mm correspondait à 7% des cas qui était majoritairement des courbures sévères (angle de Cobb supérieur à 60

degrés). Par la suite, une technique de reconnaissance des formes a été appliquée pour évaluer la distribution statistique des colonnes vertébrales en 3-D et ainsi mieux documenter s'il existe des patrons de courbures distincts, et le cas échéant, comment les identifier de manière quantitative. Deux distributions 3-D ont été identifiées par un algorithme de groupement : une à cinq classes et une deuxième à douze classes. Une analyse de variance a permis de conclure que les distributions 3-D ainsi identifiées sont statistiquement significatives selon l'angle de Cobb frontal et le plan de déformation maximale. Une autre étude a été conduite pour pouvoir si ces résultats peuvent être appliqués dans un contexte clinique et si certains des indices 3-D décrits dans la littérature peuvent servir à l'élaboration d'une classification 3-D parmi des cas d'un même groupement, à savoir les courbures de type Lenke 1. Dans un deuxième temps, la variabilité des indices 3-D a été étudiée pour une population de Lenke 1. Des patrons distincts au niveau des rotations dans le plan frontal ont été identifiés. Deux patrons significatifs ont été observés par une étude statistique selon l'orientation du plan thoracique optimal. Par contre, aucun changement significatif n'a été observé en utilisant le plan de déformation maximale. Deux patrons de torsion ont été observés et sont fortement associés avec les changements de courbures lordotiques et cyphotiques.

Ce projet a permis d'investiguer si des outils informatiques peuvent permettre d'assister les cliniciens dans leur diagnostic et s'il est possible d'automatiser par la même occasion le processus d'analyse. Ce projet a permis de conclure que des outils d'IA et des initiatives telles que des groupes de travail réunissant des cliniciens formés dans l'évaluation 3-D pourraient permettre l'élaboration de trois types de classification. (1) une classification basée sur la 3-D pour permettre une indexation de tous les types de courbures confondues; (2) une classification chirurgicale permettant de guider la stratégie opératoire; et finalement (3) une classification dite de progression pour permettre d'identifier précocement les courbures à risques et d'adapter en conséquence le plan de traitement pour freiner la progression.

ABSTRACT

To better understand a particular pathology in the medical field, a fundamental principle consists in evaluating outlier cases of a population. Therefore, by considering the statistical distribution of significant samples, it is possible to obtain a better generalization of the pathology itself and hence to design better treatments, optimized to improve the well-being of the patient.

Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) is a disease characterized by a three-dimensional (3-D) deformity of the spine that can, in severe cases, lead to serious health problems. Clinicians generally use conventional 2-D radiography acquired every six months, as an evaluation method to study the progression of the spinal curve. Depending on the severity and the risk of curve progression, clinicians often prescribe an orthopaedic brace to stabilize the deformity. However, when this treatment fails, and the curve is still progressing, the indicated treatment is a spinal surgery designed to straighten the spine and stop the curve progression. Different spinal curve patterns exist, either described by their location (thoracic or lumbar) or their magnitude.

As of today, classification of spinal curves is paramount for the assessment of AIS and has been focused on guiding surgical treatment. Several classification systems based on identification of key features from frontal and sagittal X-rays have been proposed, but these remain controversial due to their relatively low inter- and intraobserver reliability. In addition, current classification systems are two-dimensional (2-D) and do not accurately reflect the 3-D nature of the deformity. 3-D analysis is now possible due to advances in computer vision that allow to reconstruct a 3-D model of the spine using two or more radiographic images. Therefore, it is possible to propose computer tools to clinicians to improve diagnosis and treatment of AIS. Using data collected from more than ten years of research, this project is aimed towards the design and validation of an

artificial intelligence (AI)-based tool that allows to detect and to classify spinal curves automatically.

Thus, this study aims to propose artificial intelligence (AI) to improve the diagnosis of idiopathic scoliosis, to investigate existing classification systems, to allow a quantitative evaluation of spinal curves and finally to facilitate the introduction of a 3-D classification system into the treatment of musculoskeletal deformities. This project is based on three well-defined hypotheses. First, intra and interobserver variability of spinal curve classification in AIS is largely debated. The introduction of a computer algorithm would contribute to decrease this variability. Second, a computer tool based on pattern recognition and image processing could contribute to the design of a classification system allowing to process a great volume of information automatically and to identify relevant patterns. Third, 2-D classification of the spine is an oversimplification of the inherent complexity of the 3-D scoliotic deformity. Investigation of 3-D parameters would lead to a better understanding of spinal deformities and would provide the foundation of a 3-D classification system.

Two initial points can be outlined as a result of this study. First, intra and interobserver variability can indeed be observed during classification of AIS curves, even for expert surgeons and second, that each parameter, even a simple one, has an impact on the total result of classification. Subsequently, a computer algorithm allowed a better repeatability by assisting the decision of the clinician, based on well-defined criteria and rules. Hence, a first study for the identification of the lumbar modifier established an intra and interobserver variability evaluated around a kappa value of 0.50-0.60, (where 0.00 is no agreement and 1.00 is perfect agreement) among a panel of expert spine surgeons. A computer algorithm reduced variability from the observation level down to a measurement error. A second study allowed us to investigate whether a technique based on machine learning could increase repeatability based, for example, on prior knowledge from experts (supervised learning algorithms). It is possible to conclude that

a technique based on pattern recognition allows a better detection on a conventional radiograph by using prior knowledge of the task to be carried out, as opposed to a merely deterministic image processing technique. Moreover, it was found that radiographic acquisition is a standardized process, aimed toward imaging the whole torso, including the pelvis and the cervical vertebrae. Relevant information from the spinal column was first identified in 37% (width) and 70% (height) of the overall image. The optimal parameters of SVMs were defined as being $c = 1$ and $\gamma=0.03125$, with a cross validation accuracy of 80% in training (with a ratio of 3:1 to take in account the ratio of the spine with regard to the overall radiographic image). Detection by SVMs allowed us to obtain a good identification of the spine (65.6% to 90.7%). A voting algorithm from the prediction of the SVMs allowed us to identify a curve statistically comparable ($p<0.05$) with a manual identification in 93% of the spinal curves considered.

Thereafter, a fuzzy clustering algorithm was implemented to evaluate the statistical distribution of the spinal columns in 3-D and thus to better document if there are distinct curve patterns, and if so how to identify these in a quantitative manner. Two distributions in 3-D were identified, one with five classes and a second with twelve classes. A variance analysis determined that the distributions found in 3-D space are statistically significant ($p<0.05$). Another study was undertaken to determine whether these results can be applied in a clinical context. Consequently, these results can be used towards a 3-D refinement of current classification systems to pave the road towards a simple, useful and comprehensive 3-D classification. 3-D variability was then investigated using clinical 3-D parameters described in the literature. Two distinct curve patterns were found using the best fit plane and geometric torsion parameters.

In this project, we have investigated whether computer tools can assist clinicians in their diagnosis and automate the analytical process. This project allowed us to conclude that AI-based solutions, together with initiatives such as workgroups of clinicians trained in 3-D evaluation could lead towards three types of classification: (1) a classification based solely on the 3-D shape of the spine, to understand spinal curves at large; (2) a surgical classification, to guide surgical planning; and finally (3) a classification of progression patterns to allow early identification of progressive curves and to propose timely treatment plans.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE.....	IV
REMERCIEMENTS.....	V
RÉSUMÉ.....	VII
ABSTRACT.....	XI
TABLE DES MATIÈRES	XV
LISTE DES TABLEAUX.....	XIX
LISTE DES FIGURES	XX
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XXI
LISTE DES ANNEXES	XXII
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DES CONNAISSANCES	4
1.1 Anatomie de la colonne vertébrale.....	4
1.2 Scoliose idiopathique	6
1.3 Évaluation clinique des déformations scoliotiques	8
1.3.1 Radiographie numérique.....	8
1.3.2 Angles de Cobb.....	9
1.3.3 Cyphose et lordose.....	11
1.3.4 Déjettement.....	11
1.3.5 Translation apicale.....	11
1.4 Classification en scoliose	11
1.4.1 Classification 2-D	12
1.4.2 Classification 3-D	16
1.4.3 Variabilité inter et intraobservateur	17
1.4.4 Bilan sur les systèmes de classification existants.....	18

1.5	Évaluation 3-D des déformations scoliotiques	20
1.5.1	Définition des référentiels et systèmes d'axes	20
1.5.2	Origine du système d'axes	23
1.5.3	Indices cliniques d'évaluation 3-D.....	24
1.5.4	Reconstruction 3-D de la colonne vertébrale par stéréoradiographie.....	27
1.6	Classification des formes : méthodes statistiques.....	32
1.6.1	Introduction.....	32
1.6.2	Classification supervisée des formes	35
1.6.3	Classification non supervisée des formes.....	42
1.7	Segmentation et reconnaissance des formes.....	46
1.7.1	Modèle de formation de l'image radiographique	47
1.7.2	Analyse des images radiographiques	48
1.8	Synthèse de la revue des connaissances	58
CHAPITRE 2 PROBLÉMATIQUE, HYPOTHÈSES, OBJECTIFS ET MÉTHODE GÉNÉRALE.....		60
2.1	Problématique	60
2.2	Hypothèses	61
2.3	Objectif.....	63
2.4	Objectifs spécifiques	63
2.4.1	Objectif spécifique 1 : Développement de techniques d'IA permettant de diminuer la variabilité intra et interobservateur de la classification en SIA	63
2.4.2	Objectif spécifique 2 : Conception et développement d'une technique permettant l'automatisation de la détection de la colonne vertébrale sur une radiographie 2-D	65
2.4.3	Objectif spécifique 3 : Investigation d'algorithmes informatiques pour l'identification de patrons 3-D afin de poser les bases d'une classification 3-D	66
2.5	Approche générale du projet	68
CHAPITRE 3 PRÉSENTATION DE L'ARTICLE 1 – INTRA AND INTEROBSERVER VARIABILITY IN THE IDENTIFICATION OF THE LUMBAR MODIFIER (SOUMIS, JOURNAL OF SPINAL DISORDERS AND TECHNIQUES, SEPTEMBRE 2007).....		72
3.1	Introduction	75
3.2	Materials and Methods	77
3.2.1	Sample description.....	77
3.2.2	Inter- and intraobserver reliability	79
3.2.3	Three-dimensional observation of the lumbar modifier.....	79

3.3	Results	82
3.4	Discussion	83
3.5	References	88
3.6	Figures.....	90
3.7	Tables	92
CHAPITRE 4 PRÉSENTATION DE L'ARTICLE 2 – AUTOMATIC DETECTION OF SPINAL CURVES USING SUPPORT VECTOR MACHINES (SOU MIS, IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, AOÛT 2006)		
4.1	Introduction	95
4.2	Materials and Methods	99
4.2.1	X-ray acquisition system.....	99
4.2.2	Mean model computation.....	99
4.2.3	Restoration filters.....	100
4.2.4	Features extraction and classification	102
4.2.5	Clinical validation method	106
4.3	Results and Discussion.....	107
4.4	Conclusion	109
4.5	References	111
4.6	Figures.....	115
4.7	Tables	120
CHAPITRE 5 PRÉSENTATION DE L'ARTICLE 3 – THREE-DIMENSIONAL CLASSIFICATION OF SPINAL DEFORMITIES USING FUZZY CLUSTERING (PUBLIÉ, SPINE, AVRIL 2006).....		
5.1	Introduction	125
5.2	Materials and Methods	128
5.2.1	3-D reconstruction of the spine	128
5.2.2	3-D classifications.....	129
5.2.3	Validation.....	130
5.3	Results	131
5.4	Discussion	133
5.5	References	137
5.6	Figures.....	139
5.7	Tables	144

CHAPITRE 6 PRÉSENTATION DE L'ARTICLE 4 – THREE-DIMENSIONAL SUBCLASSIFICATION OF LENKE TYPE 1 SCOLIOTIC CURVES (ACCEPTÉ POUR PUBLICATION, JOURNAL OF SPINAL DISORDERS AND TECHNIQUES, AOÛT 2007).....	148
6.1 Introduction.....	151
6.2 Materials and Methods	154
6.2.1 Sample description.....	154
6.2.2 3-D reconstruction of the spine	154
6.2.3 Evaluation methods.....	155
6.2.4 3-D parameters.....	156
6.2.5 Statistical analysis.....	158
6.3 Results.....	159
6.4 Discussion	160
6.5 Conclusion	163
6.6 References	164
6.7 Tables.....	168
6.8 Figures.....	169
CHAPITRE 7 DISCUSSION GÉNÉRALE.....	176
CHAPITRE 8 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS.....	182
CHAPITRE 9 RÉFÉRENCES	185
ANNEXES	195

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 1.1	COURBURES IDENTIFIÉES PAR LENKE ET COLL.	15
TABLEAU 1.2	TABLEAU RÉCAPITULATIF DES SYSTÈMES DE CLASSIFICATION	17
TABLEAU 1.3	CALCUL DES COEFFICIENTS KAPPA.....	18
TABLEAU 1.4	VARIABILITÉ INTER ET INTRAOBSERVATEUR (COEFFICIENT KAPPA)	19
TABLEAU 1.5	MODÈLES DE RECONNAISSANCE DES FORMES (ADAPTÉE DE JAIN ET COLL.)	33

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1.1	ILLUSTRATION DE LA COLONNE VERTÉBRALE.....	5
FIGURE 1.2	VERTÈBRE THORACIQUE A) VUE AXIALE B) VUE LATÉRALE.....	6
FIGURE 1.3	RADIOGRAPHIES DU TRONC	9
FIGURE 1.4	IDENTIFICATION ET CALCUL DES ANGLES DE COBB	10
FIGURE 1.5	CLASSIFICATION DE KING ET COLL.	13
FIGURE 1.6	CLASSIFICATION DE LENKE ET COLL.	14
FIGURE 1.7	PLANS D'ACQUISITION STANDARDS.....	21
FIGURE 1.8	SYSTÈME D'AXES DÉFINIS PAR LA <i>SCOLIOSIS RESEARCH SOCIETY</i>	22
FIGURE 1.9	TORSION GÉOMÉTRIQUE ET TORSION MÉCANIQUE	25
FIGURE 1.10	ROTATIONS VERTÉBRALES DANS LE PLAN AXIAL (A), CORONAL (B) ET SAGITTAL (C).....	25
FIGURE 1.11	PLAN OPTIMAL ET PLAN DE DÉFORMATION MAXIMALE.....	26
FIGURE 1.12	ACQUISITION ET RECONSTRUCTION STÉRÉORADIOGRAPHIQUE.....	30
FIGURE 1.13	APPAREIL DE POSITIONNEMENT ET APPAREIL RADIOGRAPHIQUE NUMÉRIQUE FUJI.....	30
FIGURE 1.14	MODÈLE DÉTAILLÉ ET PERSONNALISÉ SELON LA RECONSTRUCTION 3-D	32
FIGURE 1.15	SYSTÈME TYPIQUE DE CLASSIFICATION STATISTIQUE DES FORMES.	34
FIGURE 1.16	ALGORITHME PROPOSÉ PAR STOKES ET COLL.	36
FIGURE 1.17	REPRÉSENTATION 2D DES SVMs	38
FIGURE 1.18	PROJECTION DES DONNÉES PAR UNE FONCTION NOYAU.	38
FIGURE 1.19	FRONTIÈRE DE DÉCISION $G(x)$	39
FIGURE 1.20	PROBLÈME MULTICLASSES DES CLASSIFICATEURS LINÉAIRES	41
FIGURE 1.21	OBSERVATIONS ÉQUIDISTANTES REPRÉSENTÉES EN 2-D.....	43
FIGURE 1.22	RÉSULTAT DE L'ALGORITHME DE GROUPEMENT K-MEANS POUR 2 CLASSES.	45
FIGURE 1.23	FONCTIONS OBJECTIVES DANS A) K-MEANS ET DANS B) FUZZY C-MEANS.	45
FIGURE 1.24	VARIATION DU FACTEUR D'INCERTITUDE (FUZZYNESS)	46
FIGURE 1.25	MODÈLE DE FORMATION DE L'IMAGE AVEC UNE CAMÉRA PIN-HOLE	47
FIGURE 1.26	PROCESSUS STOCHASTIQUE DE POISSON.....	48
FIGURE 1.27	INFLUENCE DU NOMBRE DE PHOTONS SUR LE SEUIL DE DÉTECTION	50
FIGURE 1.28	TRANSFORMÉE PAR ONDETTES PROGRESSIVE	53
FIGURE 1.29	DÉTECTION DE CONTOUR À L'AIDE DES CONTOURS ACTIFS	58
FIGURE 2.1	ORGANISATION MÉTHODOLOGIQUE DE LA THÈSE EN FONCTION DES OBJECTIFS.	71
FIGURE III.1	RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE DE LA COLONNE VERTÉBRALE SUR LA VUE POSTEROANTÉRIEURE.....	215

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

2-D	Bidimensionnel
3-D	Tridimensionnel
ACP	Analyse par composantes principales
ANOVA	Analysis of variance
C1-C7	Vertèbres cervicales C1-C7
CMM	Coordinate measuring machine
CSVL	Central Sacral Vertical Line
DLT	Direct Linear Transform
DWT	Discrete Wavelet Transform (Transformée par ondelettes discrètes)
EDP	Équations dérivées partielles
GRDMS	Groupe de recherche sur les déformations musculosquelettiques
GVF	Gradient Vector Flow
HSJ	Hôpital Sainte-Justine
IA	Intelligence artificielle
IRM	Imagerie par résonance magnétique
L1-L5	Vertèbres lombaires L1-L5
LAT	Latérale
LIS3D	Laboratoire Informatique sur la Scoliose 3-D
MDLT	Modified Direct Linear Transform
NLT	Non Linear Transform
PA	Postero antérieure
PT	Proximal thoracique
S1	Sacrum
SRS	Scoliosis Research Society
SVM	Support Vector Machine (Machine à vecteur de support)
SIA	Scoliose Idiopathique Adolescente
T	Thoracique principale
T1-T12	Vertèbres thoraciques T1-T12
TL/L	Thoracolombaire-lombaire

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE I	PRÉSENTATION DU RÉSUMÉ 1 – AUTOMATIC CLASSIFICATION OF SPINAL DEFORMITIES USING SUPPORT VECTOR MACHINES	195
ANNEXE II	PRÉSENTATION DU RÉSUMÉ 2 – TOWARDS AN AUTOMATIC CLASSIFICATION OF SPINAL CURVES FROM X-RAY IMAGES	204
ANNEXE III	IMAGES ISSUES DE LA DÉTECTION AUTOMATIQUE	215

INTRODUCTION

La scoliose idiopathique adolescente (SIA) est une anomalie de la colonne vertébrale affectant une population généralement féminine et apparaît habituellement durant la période de la puberté. La prévalence de la SIA est évaluée autour de 1,1% à 3,0% de la population adolescente. Cette pathologie atteint une population généralement féminine (3,2% des adolescentes versus 0,5% des adolescents). De cette population, 1/1000 des patients auront besoin d'un traitement chirurgical, lourd de conséquences sur les plans physique et psychologique. L'évaluation et la classification clinique de la courbure scoliotique s'effectuent généralement par une analyse radiographique 2-D selon le plan coronal. Les systèmes de classification clinique actuellement utilisés permettent une bonne catégorisation en 2-D, mais ne couvrent pas l'ensemble complexe des patrons de courbure en 3-D. De plus, la fiabilité intra et interobservateur de la classification en SIA est largement débattue au sein de la communauté clinique.

L'étiologie et l'histoire naturelle d'une pathologie médicale peuvent permettre de mieux comprendre ses mécanismes sous-jacents et ainsi de mieux concevoir des stratégies de traitement adaptées à la pathologie. L'étiologie réelle de la scoliose idiopathique adolescente (SIA) est à ce jour inconnue, mais plusieurs théories portent à croire qu'un débalancement au niveau des voies de signalisation de la mélatonine, une hormone, serait en cause. La scoliose idiopathique est caractérisée par une déformation latérale de la colonne vertébrale, produite généralement par un couplage de torsion appliquée à la colonne. Cependant, cette torsion, même si elle semble être uniquement dirigée latéralement, présente une composante tridimensionnelle qui est impossible à détecter parfaitement sur une radiographie conventionnelle par un observateur humain. Plusieurs hypothèses ont été émises sur les mécanismes en cause dans cette déformation. Un équilibre anormal de la posture, une asymétrie de la croissance des vertèbres (cunéiformisation), une asymétrie de la cage thoracique, un chargement asymétrique

seraient tous des facteurs associés soit à la cause ou à la conséquence de la déformation rachidienne. Une grande variété de patrons de déformations scoliotiques 3-D existe parmi les patients atteints de SIA. C'est dans cette lignée que ce projet s'inscrit, c'est à dire de proposer des approches innovatrices dans l'analyse 3-D des déformations scoliotiques.

Depuis l'installation en 1992 au CHU Sainte-Justine d'un système Fuji permettant l'acquisition numérique de radiographies à basse dose, une grande quantité de radiographies du tronc (plus de 30 000) a été recueillie au laboratoire. À partir de ces radiographies, une technique de reconstruction 3-D a permis de représenter en 3-D des structures anatomiques et ainsi permettre une étude tridimensionnelle de la colonne vertébrale. Un total de 3 000 reconstructions de colonnes vertébrales de patients a été traité de la sorte au cours des dix dernières années au Laboratoire Informatique sur la Scoliose 3-D (LIS3D). De nouvelles modalités d'imagerie ont émergé depuis l'apparition de la radiographie conventionnelle (tomographie axiale, imagerie par résonance magnétique, etc.), mais il demeure que seule la radiographie représente le patient en position debout avec l'effet de la gravité appliqué à la colonne vertébrale.

À ce jour, plusieurs études ciblées sur des sous-populations de cette banque de données ont été conduites. Cependant, aucune étude de synthèse n'a encore porté sur la classification en général, afin de quantifier l'ensemble des sujets et ainsi généraliser les différents patrons de courbures identifiables en scoliose idiopathique. A plus forte raison, ce genre d'étude n'existe pas non plus en 3-D, faute de données. De plus, le processus de reconstruction 3-D actuel est long, fastidieux et sujet à interprétation et donc, n'est pas utilisé de routine en clinique.

Le but de ce projet de recherche est donc de proposer une nouvelle technique de détection et de classification automatique permettant d'évaluer rapidement les déformations scoliotiques et ainsi de pouvoir exploiter une quantité appréciable de données pouvant servir à améliorer la reproductibilité et par la même occasion la fiabilité de l'évaluation des radiographies conventionnelles. L'organisation de ce document est comme suit : le premier chapitre est consacré à la revue des connaissances; le deuxième chapitre se penche sur la problématique et sur le cadre méthodologique du projet; les troisième, quatrième, cinquième et sixième chapitres portent sur le développement des aspects méthodologiques du projet; et finalement, les septième et huitième chapitres présentent une discussion, une conclusion et des recommandations issues de ce travail.

CHAPITRE 1 REVUE DES CONNAISSANCES

Ce chapitre se concentre sur la revue des connaissances au niveau clinique de la Scoliose Idiopathique Adolescente (SIA), et au niveau technique, incluant les différentes techniques de classification des formes et de traitement de l'image. Ce chapitre est organisé en cinq grandes sections soit : l'anatomie de la colonne vertébrale (Section 1.1), la scoliose idiopathique (Section 1.2), l'évaluation clinique des déformations scoliotiques (Section 1.3), la classification des déformations scoliotiques (Section 1.4), l'évaluation clinique 3-D de la scoliose (Section 1.5), les techniques de classification des formes supervisées et non supervisées (Section 1.6) et finalement une section sur les différentes techniques de segmentation et de reconnaissance des formes (Section 1.7).

1.1 Anatomie de la colonne vertébrale

La colonne vertébrale est une structure complexe de l'anatomie humaine permettant un support de l'ensemble du corps, tout en permettant une flexibilité et une mobilité du mouvement dans plusieurs directions. Dans le plan coronal, la colonne vertébrale est généralement symétrique, centrée sur la ligne verticale centrale sacrée (ligne centrale issue du sacrum), mais peut parfois présenter de légères déviations, même dans les cas sains. Dans le plan sagittal, deux courbures sont généralement observables : une courbure située au niveau vertébral lombaire, définie par le terme lordose et une courbure au niveau thoracique, définie par le terme cyphose. Ces courbures lombaire et thoracique permettent de maintenir l'équilibre, de compenser le poids du corps et d'absorber les chocs associés à l'activité physique.

La colonne vertébrale chez l'adulte est composée de sept vertèbres cervicales (niveaux C1 à C7), de douze vertèbres thoraciques (niveaux T1 à T12) et de cinq vertèbres lombaires (niveaux L1 à L5). Lors de l'étude des déformations de la colonne, le segment thoracique est divisé en deux segments : proximal thoracique, défini entre T1 et T3, et

principal thoracique, défini entre les niveaux vertébraux T3 et T12. En position antérieure, chaque vertèbre présente une forme cylindroïde définie comme étant le corps vertébral et qui est empilée l'une sur l'autre. Chaque corps vertébral est séparé de son voisin par une structure discoïde spongieuse, nommé disque intervertébral, et dont la fonction est d'absorber les chocs tel un ressort lors d'impacts. En position postérieure, la vertèbre présente un arc vertébral cernant la moelle épinière.

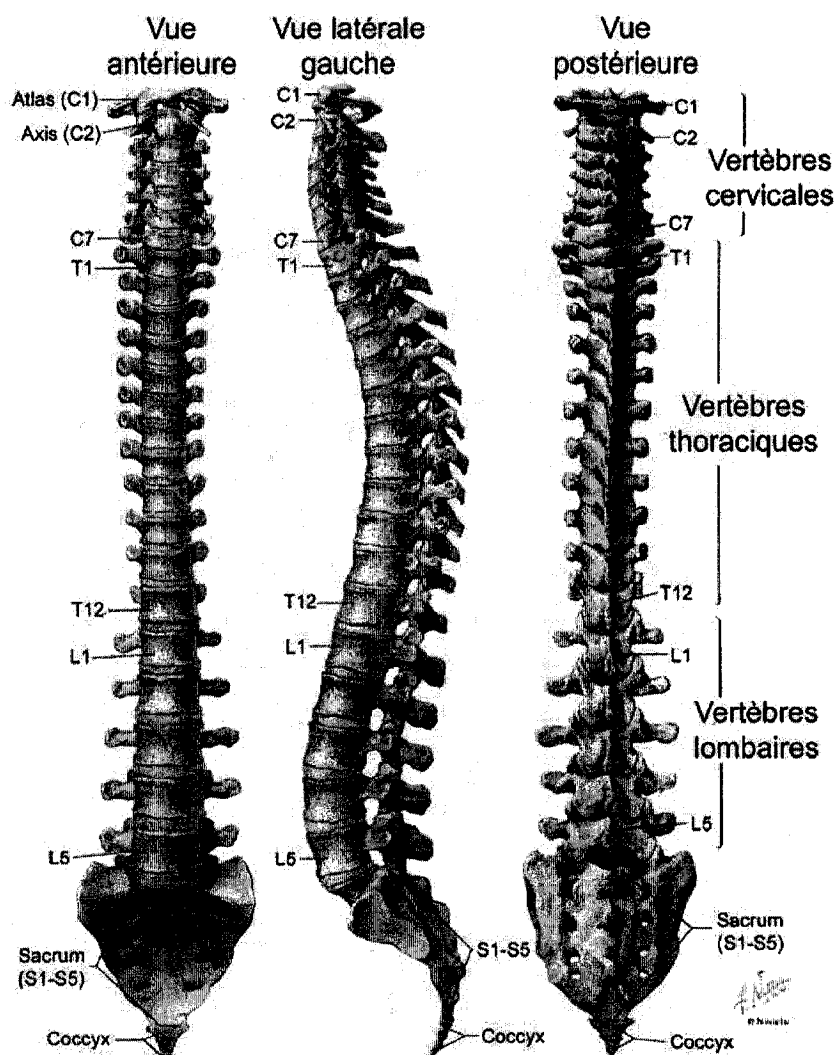


Figure 1.1 Illustration de la colonne vertébrale en vue antérieure, latérale et postérieure (adaptée de Netter et coll, 1999)

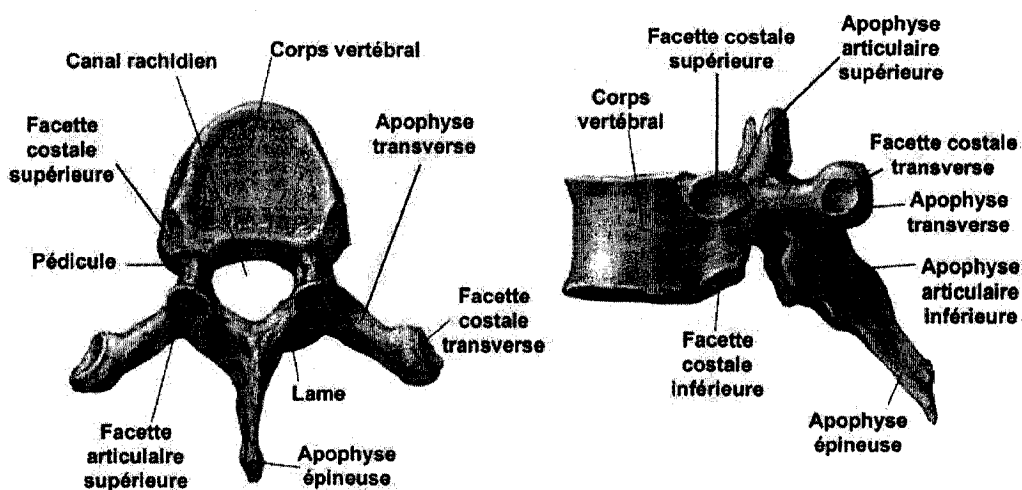


Figure 1.2 Vertèbre thoracique a) vue axiale
b) vue latérale (adaptée de Netter et coll, 1999)

1.2 Scoliose idiopathique

Les déformations squelettiques furent étudiées dès l'Antiquité par Hippocrates (460-370 BC) qui fut le premier à étudier le phénomène. Cependant, ce fut Galen (129-200 AD) qui fut le premier qui introduisit les termes cyphose et lordose associés à la scoliose. Cependant, ce fut bien plus tard, avec la découverte des rayons X en 1895, qu'il sera possible de documenter avec précision le phénomène.

La SIA est une anomalie fréquente de la colonne et du tronc dont la prévalence dans la population générale se situe entre 1,1% et 3,0% (Lonstein, Bradford, Winter, et Ogilvie, 1987). Elle affecte particulièrement la population féminine, dans une proportion de 3,2% versus 0,5% et durant la poussée de croissance pubertaire. La SIA entraîne, dans les cas sévères, des désordres physiques et psychologiques importants. Elle est principalement caractérisée par une déformation latérale de la colonne vertébrale, produite généralement par un couplage de torsion géométrique appliqué à la colonne (Poncet, Dansereau, et Labelle, 2001).

Cependant, cette torsion, même si elle semble uniquement dirigée latéralement dans le plan coronal, comporte une composante tridimensionnelle (Perdriolle, Le Borgne, Dansereau, de Guise, et Labelle, 2001; Perdriolle et Vidal, 1987; Stokes, 1994; Stokes, Bigalow, et Moreland, 1987) difficilement détectable de manière précise sur une radiographie conventionnelle. Lorsque diagnostiquée suffisamment tôt, la progression peut être ralentie, voire même limitée par le port d'un corset modifiant la géométrie du patient. Cependant, dans une minorité des cas (1/1000 dont neuf fois plus d'adolescentes que d'adolescents), une intervention chirurgicale est nécessaire pour fusionner certains segments de la colonne à l'aide d'une instrumentation (vis, crochets et tiges) et d'une greffe osseuse visant à enrayer la progression de la courbure. Le premier succès chirurgical d'une fusion corrigeant la colonne vertébrale fut obtenu en 1914 et la pratique de cette intervention s'est propagée au fil des années pour aboutir au développement de l'instrumentation Harrington dans les années soixante. Cette instrumentation corrigeant en 2-D les déformations de la colonne fut largement répandue au sein des chirurgies correctrices de la colonne. Ce fut vers le milieu des années 80, qu'une véritable prolifération d'instrumentations corrigeant le rachis en 3-D, dont l'instrumentation Cotrel-Dubousset, fut introduite. La communauté scientifique de l'époque, largement conscientisée quant à la nature 3-D des déformations rachidiennes fut séduite par l'idée de pouvoir rétablir davantage les courbures sagittales. La correction chirurgicale obtenue avec de telles instrumentations atteint jusqu'à 60-70% dans le plan frontal (Betz et Shufflebarger, 2001) et a été jugée adéquate en 3-D (Delorme, Labelle, et Aubin, 2002; Delorme, Labelle, Aubin *et coll.*, 2000; Delorme, Labelle, Poitras *et coll.*, 2000; Papin *et coll.*, 1999). Malgré le consensus généralisé selon lequel la SIA évolue de manière 3-D, les déformations rachidiennes se quantifient généralement à l'aide de radiographies conventionnelles 2-D. De nombreuses technologies ont été proposées pour produire une image des structures anatomiques en 3-D, mais pour des raisons pratiques, techniques, économiques ou éthiques, ces technologies ne sont pas adaptées pour une utilisation clinique *de facto*. Le risque inhérent à l'exposition aux rayons X, qui est fonction de la durée d'exposition et de la dose utilisée, n'est pas

négligeable, principalement au sein de la population adolescente (Levy, Goldberg, Mayo, Hanley, et Poitras, 1996). Un compromis est réalisé pour obtenir une image de bonne qualité, en tenant compte de la dose et du temps d'exposition, de sorte à minimiser l'exposition des patients aux rayons X. De plus, seulement deux ou trois vues radiographiques sont acquises pour caractériser une déformation qui est toutefois 3-D. Or, ces deux ou trois vues sont certes utiles pour quantifier la déformation globale dans un plan, mais ne demeurent pas moins une simplification de la réalité. Ainsi, les projections orthogonales permettent de déduire empiriquement l'ampleur de la déformation, sans toutefois tenir compte de plusieurs facteurs dont le facteur d'agrandissement de l'image qui permettrait de représenter de façon plus réaliste la complexité des déformations scoliotiques.

1.3 Évaluation clinique des déformations scoliotiques

1.3.1 Radiographie numérique

La radiographie numérique est la technique d'imagerie médicale par excellence dans le domaine des déformations scoliotiques. La prise de radiographies est un processus normalisé et supervisé de sorte à ce que les images présentent une bonne visibilité du bassin, et naturellement une visibilité des niveaux vertébraux allant de C7 à L5. Deux vues sont acquises: une vue dans le plan coronal, prise en position postéro-antérieure (PA) et une vue sagittale ou latérale (LAT) par rapport à la source (voir Figure 1.3, Figure 1.12 et Figure 1.13). L'Hôpital Sainte-Justine, où les radiographies exploitées dans notre projet sont acquises, possède un système radiographique numérique Fuji FCR7501 utilisant une cassette radiographique de 91,4 cm par 35,6 cm (14 pouces par 36 pouces) produisant une image ayant une résolution de 2140 pixels par 880 pixels à une profondeur effective de 12 bits. Un total de 30 000 radiographies a été archivé depuis 1992, la majorité des patients présentant une indication de déformation du rachis.

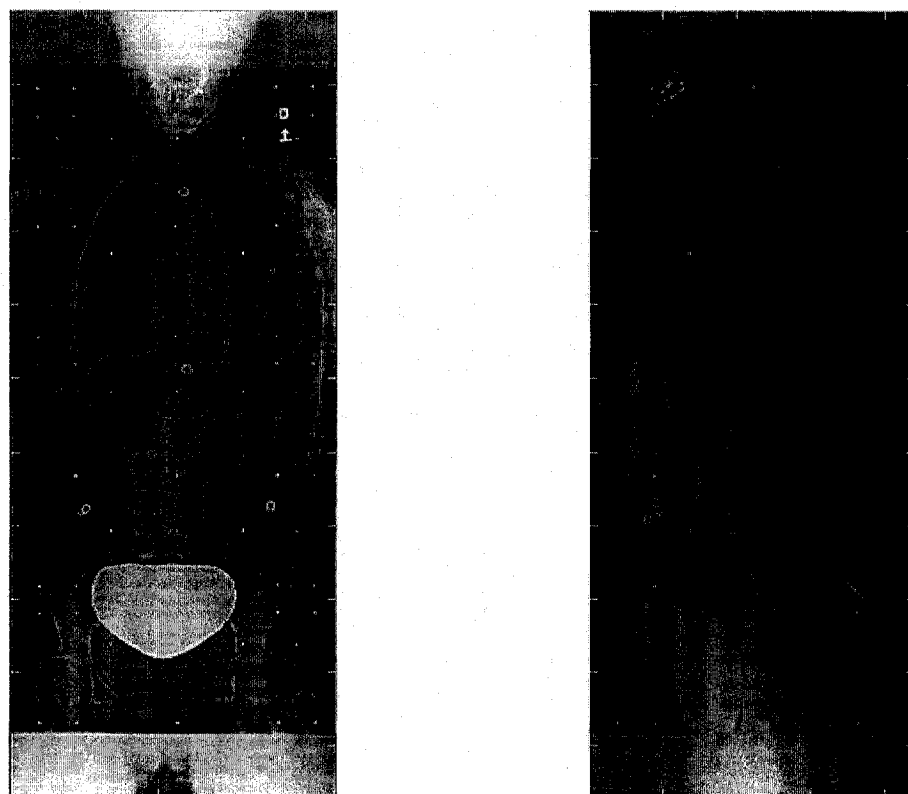


**Figure 1.3 Radiographies du tronc : a) vue coronale postéro-antérieure
b) vue sagittale**

1.3.2 Angles de Cobb

Au niveau du diagnostic en SIA, la méthode utilisée de routine en clinique consiste à évaluer les points d'inflexion de la courbure rachidienne sur une ou plusieurs radiographies du tronc et de calculer l'angle entre les plateaux des vertèbres situé à ces points d'inflexion. Cet angle est désigné par le terme *angle de Cobb* (Cobb, 1948) et constitue un des principaux indices permettant de prendre une décision clinique. Il est donc possible de déterminer ces angles sur les différents segments de courbures des deux radiographies (plan coronal et plan sagittal) prises de routine lors de l'examen clinique. Les courbures sont considérées sévères lorsque la courbure majeure égale ou dépasse 40 degrés d'angle de Cobb et deviennent ainsi candidates à être instrumentées. Plusieurs

études ont critiqué l'utilisation de l'angle de Cobb comme seul critère de quantification de la courbure. Premièrement, la validité et la précision de ce dernier sont largement débattues au sein de la communauté des cliniciens. Également, cette mesure ne quantifie pas exactement la courbure, mais plutôt permet de mesurer l'amplitude d'une courbe sans tenir compte de sa longueur. De plus, l'angle de Cobb demeure une mesure limitée à la vue dans laquelle la mesure est prise. Cet indice 2-D ne permet qu'une visualisation simplifiée d'une projection de la déformation dans un plan spécifique, sans tenir compte de la déformation 3-D réelle. Néanmoins, il demeure que l'angle de Cobb est la principale mesure de la déformation de la colonne vertébrale et que son utilisation de routine en clinique permet une bonne corrélation avec la sévérité de la déformation. Des mesures manuellement effectuées, telles l'angle de Cobb frontal présentent une fiabilité intra et interobservateur bonne à moyenne (Kuklo *et coll.*, 2005) et une deuxième étude a permis de valider que des mesures manuelles effectuées sur un support numérique (radiographie numérique par exemple) sont fortement similaires à des mesures prises directement sur les radiographies (Kuklo, Potter, Schroeder, et O'Brien, 2006).

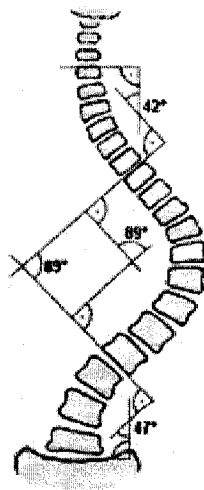


Figure 1.4 Identification et calcul des angles de Cobb
(tirée de Skoliose-Info-Forum.de)

1.3.3 Cyphose et lordose

La cyphose est une courbure naturelle de la colonne vertébrale au niveau thoracique, visible dans le plan sagittal, et qui est d'un ordre de grandeur variable tout au long de la croissance. Généralement, pour une population adolescente, une cyphose normale est évaluée à $25,11^\circ \pm 8,16^\circ$ chez les garçons et $26,00^\circ \pm 7,43^\circ$ chez les filles (Fon, Pitt, et Thies, 1980). La lordose est également une courbure naturelle de la colonne vertébrale, au niveau lombaire et dans le sens inverse de la cyphose. Une augmentation prononcée de cette courbure est souvent associée à des douleurs dans la région du bas du dos.

1.3.4 Déjettement

Le déjettement, soit coronal ou sagittal consiste à évaluer le déplacement entre la ligne centrale verticale sacrée (CSVL) et la ligne verticale émanant de la vertèbre C7. Les lignes sont généralement tracées perpendiculairement au bord de la radiographie, en posant l'hypothèse que la cassette radiologique est installée perpendiculairement au sol.

1.3.5 Translation apicale

La translation apicale (Aaro et Dahlborn, 1981) permet d'évaluer, généralement dans le plan coronal, l'éloignement de la vertèbre apicale (située au sommet de la courbure) par rapport à la CSVL. Une translation apicale nulle signifie un alignement parfait avec la CSVL.

1.4 Classification en scoliose

L'objectif global d'un système de classification est de raffiner la définition d'une pathologie en lui associant une prédiction de son histoire naturelle ainsi qu'un traitement (Edgar, 2002). Au niveau de la SIA, la classification fut historiquement orientée vers l'apprentissage des stratégies opératoires pour la correction des déformations rachidiennes. La classification en SIA se veut un outil permettant de guider la pratique chirurgicale, de communiquer entre différents intervenants et de comparer le traitement

de cas cliniques avec des courbures scoliotiques similaires et ainsi de comparer différentes approches en vue d'améliorer le traitement chirurgical de la scoliose (Lenke, Edwards, et Bridwell, 2003). L'intérêt de la classification pour le domaine clinique est de permettre une normalisation des traitements chirurgicaux basés sur l'expérience, de promouvoir un moyen de communication entre les pairs, de pouvoir classifier et organiser les différents cas de scoliose qui se présentent en type et sous-type de cas similaires.

1.4.1 Classification 2-D

La SIA est caractérisée par une déformation 3-D importante de la colonne vertébrale. Malgré les composantes 3-D majeures de la courbure rachidienne, les cliniciens doivent baser principalement le diagnostic et l'évaluation des déformations scoliotiques sur les données disponibles en clinique. Ainsi, l'étude des radiographies de routine est principalement utilisée pour caractériser les différents patrons observables en SIA. Dans la littérature, il est possible de relever deux principaux systèmes de classification, tous deux basés sur les radiographies conventionnelles. King et coll. en 1983 proposèrent une première classification permettant de guider la stratégie opératoire avec une instrumentation Harrington (King, Moe, Bradford, et Winter, 1983). King et coll. ont innové en étant les premiers à établir une base de connaissance pour guider l'approche chirurgicale pour le traitement des scolioses idiopathiques. À l'aide de cette base de connaissances, en utilisant uniquement sept indices et en associant un plan de traitement à chacun des types identifiés, ils ont permis de guider la planification et la pratique chirurgicale en divisant l'ensemble des courbures thoraciques selon leurs types. Cette première classification fut relativement bien reçue auprès de la communauté et permit une première normalisation du traitement chirurgical. En analysant les radiographies de 405 patients atteints de SIA, cinq types de courbure thoracique furent identifiés et un traitement chirurgical pour l'instrumentation Harrington fut proposé pour chacun de ces types de courbures. La classification de King s'est démarquée par sa simplicité et sa facilité d'utilisation en clinique: seule la vue postéro-antérieure fut utilisée lors de la

conception de ce système de classification et les courbures lombaires et thoracolumbaire (TL/L) en furent exclues. Par contre, cette classification fut grandement critiquée à cause de sa faible reproductibilité et sa faible fiabilité intra et interobservateur. De plus, cette classification ne permettait pas de couvrir tous les patrons de courbures identifiables en scoliose idiopathique, puisqu'elle se limite uniquement aux courbures thoraciques. De nouvelles instrumentations multi-segmentaires corrigeant les composantes de torsion de la colonne ont également fait leur apparition sur le marché depuis, rendant l'utilisation du système Harrington désuet et, par la même occasion, l'utilisation de la classification de King. Carpineta et coll. (Carpineta et Labelle, 2003) ont évalué qu'il existait une variabilité au sein des différentes classes définies par King et coll. et que les courbures du plan sagittal devaient être considérées.

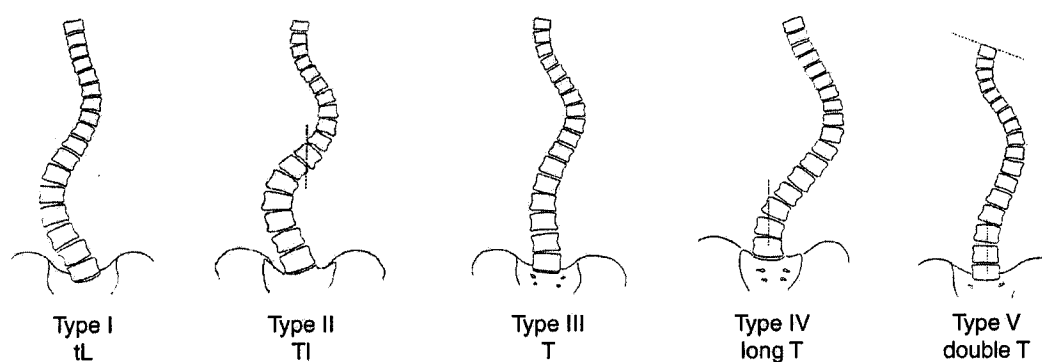


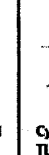
Figure 1.5 Classification de King et coll.

Par conséquent, en 2001, Lenke et coll. (Lenke *et coll.*, 2001) ont proposé un raffinement de la classification de King en tenant compte des différentes limitations de cette dernière et en identifiant un ensemble de requis pour une classification. Une classification devrait présenter les aspects suivants :

1. être complète, c'est-à-dire couvrir tous les types de courbures,
2. considérer l'alignement sagittal du rachis,
3. aider à définir un traitement standard,
4. comporter des critères objectifs pour chacun des types de courbure,
5. avoir une bonne fiabilité inter et intraobservateur,

6. être facile à comprendre et utile en clinique.

Lenke et coll. ont alors proposé une classification qui, par rapport à celle de King et coll. tient compte des courbures lombaires (modificateur lombaire identifiant respectivement : un alignement sur la ligne centrale, modificateur A, un chevauchement, modificateur B, ou complet désalignement, modificateur C), du profil sagittal (modificateurs sagittaux identifiant la cyphose : +, - ou N). La classification de Lenke et coll. intègre plusieurs notions de la classification de King et coll., tout en précisant davantage chacun des critères. Les différentes courbures sont énumérées au Tableau 1.1 et sont illustrées à la Figure 1.6.

Types de Courbure (1-6)						
Critère Lombaire	Type 1 Simple Thoracique	Type 2 Double Thoracique	Type 3 Double Majeure	Type 4 Triple Majeure	Type 5 Thorace- lombaire /Lombaire (TLL)	Type 6 TL/L Thoracique Principale
	 1A*	 2A*	 3A*	 4A*		
B	 1B*	 2B*	 3B*	 4B*		
	 1C*	 2C*	 3C*	 4C*	 5C*	 6C*
Critère Sagittal	 Normal	 Cyphose PT	 Cyphose TL	 Cyphose PT et TL	 Normal	 Cyphose TL

*T5-T12
-: <10°
N: 10-40°
+: >40°

critère sagittal -, N, or +

Figure 1.6 Classification de Lenke et coll. (adaptée du *SDSG Radiographic Measurement Manual*).

Trois niveaux distincts sont définis : 1. proximal thoracique (PT), 2. thoracique (T), 3. thoraco-lombar/lombar (TL/L). La courbure est exprimée en terme d'un angle positif ou négatif selon le sens de la courbure et de trois vertèbres identifiant les points limites de cet angle. Cette courbure est alors divisée en 4 types de courbure qui dépendent grandement de l'amplitude et de la localisation de la courbure (majeure, mineure, structurelle ou non). Le Tableau 1.1 illustre les différentes combinaisons possibles. La principale innovation de Lenke et coll. fut de proposer des critères d'évaluation pour le plan sagittal et pour les niveaux lombaires, contrairement à la classification de King et coll. Ainsi, le modificateur lombaire caractérise la déformation lombaire selon sa localisation par rapport à la ligne CSVL.

Tableau 1.1 Courbures identifiées par Lenke et coll.

Abréviation	Proximale Thoracique	Thoracique	Thoracolombar ou Lombar	Description
Type 1	Non-structurelle	Structurelle (Majeure)	Non-Structurelle	Thoracique Principale
Type 2	Structurelle	Structurelle (Majeure)	Non-Structurelle	Double Thoracique
Type 3	Non-structurelle	Structurelle (Majeure)	Structurelle	Double Majeure
Type 4	Structurelle	Structurelle (Majeure)	Structurelle (Majeure)	Triple Majeure
Type 5	Non-structurelle	Non-structurelle	Structurelle (Majeure)	Thoracolombar/Lombar
Type 6	Non-structurelle	Structurelle	Structurelle (Majeure)	Thoracolombar/Lombar Majeure
*Majeure : Plus grande mesure d'angle de Cobb		Courbure structurelle : Test inflexion latérale > 25° et cyphose : PT (T2-T5) ≥ 20° ou T et TL/L (T10-T5) ≥ 20°		

L'avantage majeur de cette classification réside dans sa simplicité et sa couverture complète des différents patrons de courbures scoliotiques. Cependant, tout comme la majorité des classifications proposées, la classification de Lenke et coll. demeure basée sur l'observation visuelle des radiographies 2-D, et même si une vaste gamme de courbure est couverte par cette classification, celle-ci demeure biaisée par la pratique chirurgicale de ses concepteurs. Ainsi, l'attribution des types de courbure, tout comme la classification de King, est arbitrairement déterminée. De plus, au niveau de la fiabilité

intra et interobservateur, le consensus n'est pas tout à fait unanime. Les études de Richards et coll. et de Lenke et coll. ont démontré de bons résultats, tandis que les études de Ogon et coll. ont démontré une fiabilité moindre, surtout au niveau de l'identification de la courbure proximale thoracique et de l'identification du modificateur lombaire (A versus B ou C versus B). La classification de Lenke s'appuie également sur la notion de courbure structurelle qui est à ce jour quelque peu controversée (Hidalgo-Ovejero, Garcia-Mata, Martinez-Grande, et Izco-Cabezon, 2000; Pigeon et Lebwohl, 2002). Finalement, l'utilisation des tests d'inflexion latérale (bending) pour déterminer le critère structurel rend l'utilisation de cette classification possible seulement avec des cas pré-opératoires et nécessite une installation et une prise de radiographie supplémentaire pour pouvoir statuer sur le véritable type de courbure. Le Tableau 1.2 résume les différents avantages et inconvénients des systèmes de classifications 2-D.

1.4.2 Classification 3-D

Asher et coll. (Asher et Burton, 1999) ont modélisé la colonne vertébrale comme une série de torsions imparfaites et ont visualisé les apex des courbures dans le plan axial. Ils ont permis d'identifier trois types de courbures : une simple, double ou triple torsion de la colonne. Poncet et coll. (Poncet, Dansereau, et Labelle, 2001) se sont penchés sur le problème de la classification en se basant sur l'idée que la colonne vertébrale évolue selon une composante de torsion, identifiable par un outil mathématique nommé torsion géométrique. L'avantage majeur, comme avec la classification de Asher et coll., est l'utilisation d'indices purement 3-D. Le principal désavantage de cette classification par rapport à Asher et coll. est qu'aucun plan de traitement n'est associé au type de courbure selon la torsion. La torsion géométrique permet une bonne représentation locale entre deux niveaux vertébraux, mais illustre difficilement l'ensemble des déformations tels que King et coll. et Lenke et coll. et donc par conséquent, ne correspond pas nécessairement au besoin des cliniciens en terme de classification. D'autre part, pour obtenir une représentation compacte de la colonne dans l'étude de Poncet et coll., des coefficients de Fourier sont utilisés pour la modélisation de la courbe avec un nombre

fixe d'harmoniques. En résumé, la torsion géométrique est une première proposition pour effectuer une classification 3-D, mais, étant localement distribuée, ne reflète pas nécessairement la réalité des déformations scoliotiques qui est de nature multi échelle (par exemple, courbures locales, torsions et rotations intervertébrales). Le Tableau 1.2 présente les différents avantages et inconvénients des systèmes de classifications 3-D.

Tableau 1.2 Tableau récapitulatif des systèmes de classification en scoliose idiopathique adolescente.

Etudes	Description	Avantages	Inconvénients
(Ponseti et Friedman, 1950)	Thoracique: simple, double et triple.	Première classification de courbure	Patrons de courbures couverts limités
(Coonrad, Murrell, Motley, Lytle, et Hey, 1998)	Utilisation de la vertèbre apicale pour classifier	Etude large-échelle en scoliose idiopathique	Classification complexe, difficilement utilisable en clinique
(King, Moe, Bradford, et Winter, 1983)	Thoraciques: type I à type V.	Première classification orientée vers le traitement chirurgicale Utilisation répandue	Faible fiabilité Courbures thoraciques Uniplanaire
(Poncet, Dansereau, et Labelle, 2001)	Torsion géométrique: première tentative de classification 3-D.	Purement 3-D	Complexe et nécessite une modalité d'imagerie 3-D
(Lenke et coll., 2001)	Thoracique : type 1 to 6, lombaire : A, B ou C et profil sagittal: +, -, N	Première classification biplanaire Meilleure couverture des patrons de courbures Fiabilité intra et inter-observateur accrue	Utilisation des tests d'inflexion latérale Critère structural
(Qiu et coll., 2005)	Similaire à Lenke et coll.mais basé sur une vaste expertise de radiographies de patients pré- et post-opératoires. Torsion géométrique,	Similaire à Lenke et coll. Basée sur une cohorte significative	Critères peu compréhensifs et moins simple d'utilisation que Lenke et coll.
(Asher et Burton, 1999)	utilisation du plan axial pour visualiser la courbure 3-D. Simple, double ou triple torsion	Purement 3-D et orientée vers la stratégie opératoire	Complexe et nécessite une modalité d'imagerie 3-D

1.4.3 Variabilité inter et intraobservateur

Plus récemment, Stokes et coll. (Stokes et Aronsson, 2002a, 2006) ont proposé un algorithme pour introduire un formalisme dans la classification. Ils ont démontré l'efficacité de leur algorithme comparativement à des observateurs humains en utilisant les tests statistique kappa pour valider l'amélioration de la variabilité intra et

interobservateur. Le test de statistique kappa consiste à analyser l'accord ou le désaccord entre deux ou plusieurs observateurs experts. Ce test est souvent utilisé pour quantifier, en radiologie, la fiabilité (variabilité intra et interobservateur) d'une technique d'identification d'une pathologie, par exemple. La statistique kappa compare l'accord entre des observateurs et permet une évaluation pondérée en considérant les cas identifiés par chance. Ainsi, il est possible d'obtenir une valeur proportionnelle à la chance au lieu de comparer uniquement les observations avec un index tel que le pourcentage d'accord. (Bland et Altman, 1986). L'avantage d'une telle technique réside dans sa simplicité et dans la facilité à calculer pour les études radiographiques. De plus, ce critère est utilisé largement dans la communauté clinique pour qualifier la variabilité des classifications, donc permet une comparaison facile. Par contre, l'utilisation de la statistique kappa comporte plusieurs limitations :

1. Elle ne tient pas réellement compte de la chance car aucun modèle probabiliste n'y est affecté.
2. Elle ne tient pas compte des sources de désaccord.
3. Les taux de coefficients kappa peuvent être bas, même si les niveaux d'accord sont élevés.

Tableau 1.3 Calcul des coefficients Kappa

		Observateur 1		
	Nombre d'accord	Pourcentage d'accord	Nombre de désaccord	Pourcentage de désaccord
Nombre d'accord	α	A%	β	B%
Pourcentage d'accord	γ	C%	δ	D%

$$X = \frac{\alpha + \delta}{\alpha + \beta + \gamma + \delta} \quad Y = \frac{(A + B)(A + C)}{(B + D)(C + D)} \quad K = \frac{X - Y}{1 - Y}$$

1.4.4 Bilan sur les systèmes de classification existants

Comme nous l'avons soulevé précédemment, la littérature sur la classification de la scoliose est divisée en deux catégories : les études sur la conception de systèmes de classification et les études de fiabilité sur l'utilisation de ces systèmes de classification. Le débat sur la technique de classification optimale est ouvert car aucune de ces

classifications ne fait l'unanimité au sein de la communauté scientifique et l'adoption d'un consensus est difficilement envisageable tant qu'une méthode de quantification fiable, répétable et simple ne sera pas définie. Selon le Tableau 1.4, il est possible de constater la disparité entre les différentes études sur les différentes classifications.

Tableau 1.4 Variabilité inter et intraobservateur (coefficient kappa) pour les classifications de King et coll. et de Lenke et coll.

Classification de King et coll.				Variabilité				
				Inter	Intra			
(Lenke <i>et coll.</i> , 1998)				0,49	0,62			
(Richards, Sucato, Konigsberg, et Ouellet, 2003)				0,61	0,81			
(Cummings, Loveless, Campbell, Samelson, et Mazur, 1998)				0,44	0,64			
(Stokes et Aronsson, 2006)				0,82	0,85			

Classification de Lenke et coll.				Variabilité				
				Interobservateur		Intraobservateur		
	Total	type	L mod	S mod	Total	type	L mod	S mod
(Lenke <i>et coll.</i> , 2001)	-	0,74	0,80	0,94	-	0,89	0,84	0,97
(Ogon <i>et coll.</i> , 2002)	0,62	0,75	0,69	0,91	0,73	0,81	0,81	0,93
(Richards, Sucato, Konigsberg, et Ouellet, 2003)	0,50	0,64	0,88	0,41	0,60	0,76	0,89	0,47

Lmod : modificateur ou critère lombaire
Smod : modificateur ou critère sagittal

En conclusion, pour la classification, la littérature nous guide vers l'utilisation de la forme de la colonne vertébrale (courbure maximale, plan de déformation maximale, torsion, rotation axiale) globale et/ou locale, de la cunéiformisation des vertèbres, de l'utilisation d'un indice de flexibilité et finalement de l'évaluation clinique, plutôt que de se baser uniquement sur une forme 2-D, mesurée sur le plan coronal ou sagittal pour l'étude des déformations scoliotiques 3-D. De plus, les systèmes de classification existants sont basés sur des connaissances d'experts, en mesurant et en analysant les patrons de courbures basés sur les modalités d'imagerie existantes, soit les radiographies biplanaires. King et coll. ont proposé une première classification uniplanaire purement 2-D, Lenke et coll ont proposé une classification biplanaire (deux vues 2-D) et Poncet et coll. ainsi que Asher et coll. ont proposé la suite logique, une classification 3-D basée sur des modalités d'imagerie 3-D.

1.5 Évaluation 3-D des déformations scoliotiques

1.5.1 Définition des référentiels et systèmes d'axes

La découverte des rayons X est attribuable à W.C. Roentgen en 1901 et constituait alors la seule technique d'imagerie pour le diagnostic des structures osseuses. Cette technique consiste à émettre des photons à partir d'une source en direction d'une structure osseuse à imager. Ces photons sont, soit complètement absorbés comme dans le cas de structures ferrométalliques, soit atténués par les tissus ou la structure osseuse et cumulés au niveau du détecteur radiographique (film). Le détecteur radiographique permet la formation d'une image produite dont la qualité dépendra de la durée d'exposition aux différents photons qui auront traversé les structures anatomiques (atténué ou non). Les dangers reliés à l'exposition aux rayons-X sont connus et sont fonction soit de la durée de l'exposition ou de la dose de radiation émise (Macovski, 1983). Hormis les dangers reliés à l'exposition prolongée, la radiographie comporte le désavantage de n'acquérir qu'une projection uniplanaire des structures anatomiques à observer. Des avancements dans le domaine de l'imagerie médicale, notamment en tomographie axiale ont permis de proposer des solutions purement 3-D et ainsi permettre une meilleure visualisation pour le diagnostic (Duncan et Ayache, 2000). Pour décrire adéquatement les structures anatomiques du corps humain, des plans de références ont été définis dans la littérature pour pouvoir décrire les différents types d'acquisition et ainsi établir une convention à l'intention des cliniciens (Figure 1.7). Cette convention permet donc de pouvoir établir une correspondance entre plusieurs modalités, dans différents plans de l'espace.

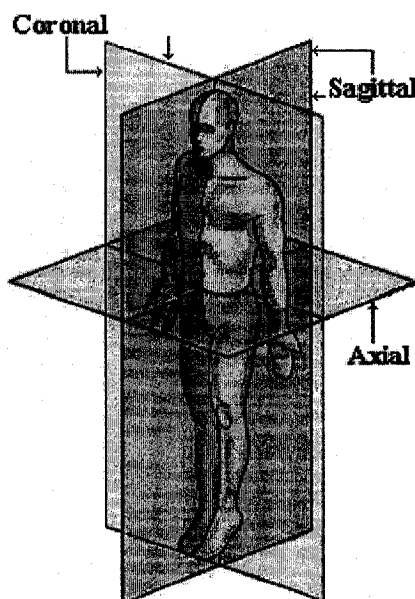


Figure 1.7 Plans d'acquisition standards
(adaptée de www.spineuniverse.com)

L'acquisition d'images médicales est régie par les plans d'acquisition disponibles avec les différentes modalités. Ainsi, une vue frontale sera alors aussi qualifiée de vue coronale, la vue latérale sera aussi qualifiée de vue sagittale et une vue transverse correspond à vue axiale. Lors de l'étude de la colonne vertébrale, la description 3-D de celle-ci est souvent liée aux vues radiographiques coronale et sagittale, mais rarement à la vue axiale, à défaut de pouvoir utiliser la tomographie axiale 3-D de routine.

Au niveau des déformations du rachis, un intérêt marqué pour toute technique permettant le diagnostic 3-D a été manifesté par les cliniciens. Cette prise de conscience de la nature 3-D des déformations du rachis par les cliniciens s'est traduite à une véritable explosion de nouveaux concepts d'instrumentations 3-D, prolifération liée à l'introduction du concept de chirurgie 3-D mis de l'avant par la technique de Cotrel-Dubousset (Dubousset et Cotrel, 1991). Par conséquent, le besoin grandissant d'établir référentiel normalisé pour l'étude 3-D du rachis motiva la conception d'un système

d'axes normalisé dans l'espace 3-D qui permettra un meilleur repérage et ainsi une meilleure communication entre cliniciens et chercheurs utilisant différentes modalités d'imagerie.

La *Scoliosis Research Society* (SRS) (Stokes, 1994) définit alors un système d'axes complet permettant de caractériser dans l'espace les structures suivantes, tel qu'illustré à la Figure 1.8 :

- les vertèbres individuelles (axe local),
- les courbures scoliotiques (axe régional),
- le rachis (axe spinal),
- le corps humain (axe global).

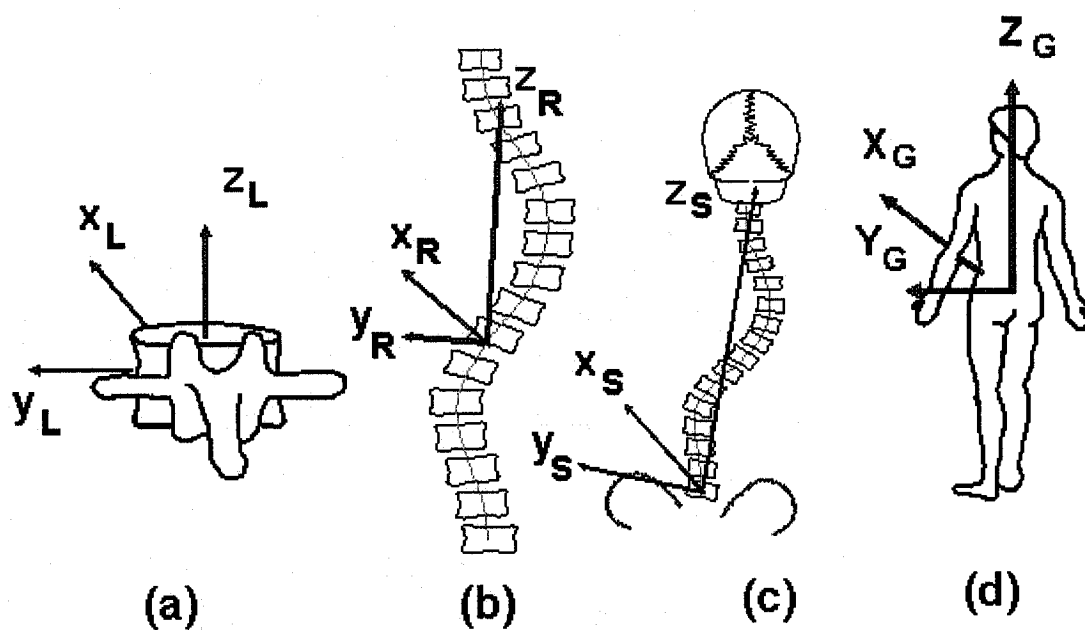


Figure 1.8 Système d'axes définis par la *Scoliosis Research Society*
(adaptée de Stokes et coll.)

Le système d'axes de la *Scoliosis Research Society* (SRS) considère l'axe x comme étant orienté perpendiculairement au corps du sujet, l'axe z orienté vers la tête et finalement l'axe y comme étant dirigé vers la gauche du sujet. En adoptant une terminologie 3-D, la

SRS a permis de reconnaître la vraie nature 3-D de la pathologie et ainsi de promouvoir des outils de diagnostic et de communication plus adaptés à la fois au milieu clinique et à la recherche scientifique. Une étude conduite auparavant par Stokes et coll. (Stokes, Bigalow, et Moreland, 1987) a permis de confirmer la nature 3-D de la scoliose et donc de raffermir la position selon laquelle une étude 3-D permettrait, entre autre, de caractériser les vraies déformations dans des plans de l'espace autres que ceux des vues standards.

La majorité des algorithmes (Duncan et Ayache, 2000) dans le domaine de l'imagerie médicale vont premièrement étudier les cas sains ou théoriques avant de se pencher sur les cas pathologiques. Cette pratique est souhaitable pour effectuer une première validation, mais ne permet d'assurer le succès ultime d'une technique que lors de sa validation en clinique. De plus, en étudiant uniquement une cohorte restreinte de patients, il est possible de ne pas atteindre un niveau de généralisation suffisant pour proposer des solutions viables lors de l'utilisation clinique. D'un individu à l'autre, une grande variabilité de postures a été observée durant la croissance. Poussa et coll. (Poussa *et coll.*, 2005) ont étudié l'effet de la croissance d'une large population de patients sains (1060 enfants) durant un total de 11 ans et ont noté une grande variabilité uniquement reliée à la croissance. La grande variabilité inhérente à une pathologie telle que la scoliose rend obligatoire le développement de techniques d'analyse automatisées, répétables et surtout fiables.

1.5.2 Origine du système d'axes

La définition d'un référentiel global permet de pouvoir exprimer de manière normalisée la localisation spatiale des structures à étudier. Dans le cas des structures biologiques, la notion de référentiel est complexe, car la variabilité associée à ces structures ne permet pas toujours une expression fixe du référentiel. Deux hypothèses majeures émergent de la littérature quand à la définition d'un référentiel pour l'étude du rachis: la première consiste à établir le barycentre du sacrum (S1) comme base du système de coordonnées et

la deuxième consiste à placer le système d'axe global au niveau du centre des têtes fémorales. Le premier référentiel établie par Engsberg et coll. (Engsberg *et coll.*, 2003) qui cherchait à établir la localisation du centre de masse corporel à l'aide de l'imagerie par résonance magnétique (IRM), n'est pas toujours applicable en scoliose idiopathique car le sacrum (S1) est parfois difficile à localiser précisément sur une radiographie PA. Généralement, une ligne centrale est définie selon S1 comme point d'origine, juxtaposée à l'axe des z du repère global de la SRS et permet d'évaluer la déviation de la colonne dans le plan coronal. Le deuxième référentiel, proposé par Jackson et coll. (Jackson et Hales, 2000; Jackson, Peterson, McManus, et Hales, 1998) est motivé par le fait que les têtes fémorales sont bien visibles sur des radiographies et que ce dernier référentiel serait plus représentatif pour l'étude de la posture humaine. Par contre, dans la vue sagittale, la superposition des deux têtes fémorales rend difficile la localisation précise de leur barycentre.

1.5.3 Indices cliniques d'évaluation 3-D

Un ensemble de mesures tirés de la littérature peut être extrait de la reconstruction 3-D du rachis et permet de caractériser davantage la courbure que l'angle de Cobb frontal. En plus de l'angle de Cobb, des angles locaux permettant de statuer sur la sévérité sont extraits automatiquement dans plusieurs plans de la géométrie 3-D. Les paramètres 3-D se retrouvant dans la littérature pour la colonne vertébrale sont :

Torsion géométrique (Poncet, Dansereau, et Labelle, 2001) : La torsion géométrique consiste à évaluer le mouvement de rotation transversal au niveau de chaque corps vertébral. Au niveau global, la torsion géométrique permet de caractériser les changements abrupts dans une courbe. Une méthode facile pour visualiser la torsion est de prendre une tige et à la tordre de sorte à épouser la forme de la colonne vertébrale. La torsion géométrique évalue donc la déviation de chaque vertèbre selon un plan donné.

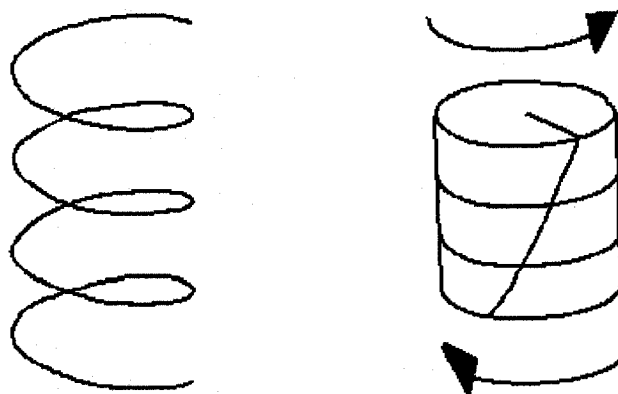


Figure 1.9 Torsion géométrique et torsion mécanique (adaptée de Stokes et coll.)

Rotation vertébrale (Stokes, Bigalow, et Moreland, 1987) : la projection des vertèbres sur plusieurs plans de l'espace permet de situer les déformations et de les caractériser selon les axes présentés plus haut. Bref, en évaluant chacune des déformations dans chacun des plans, il est possible de caractériser localement les déformations. Trois types de rotation sont ainsi définis pour chaque axe soit respectivement les axes x , y et z .

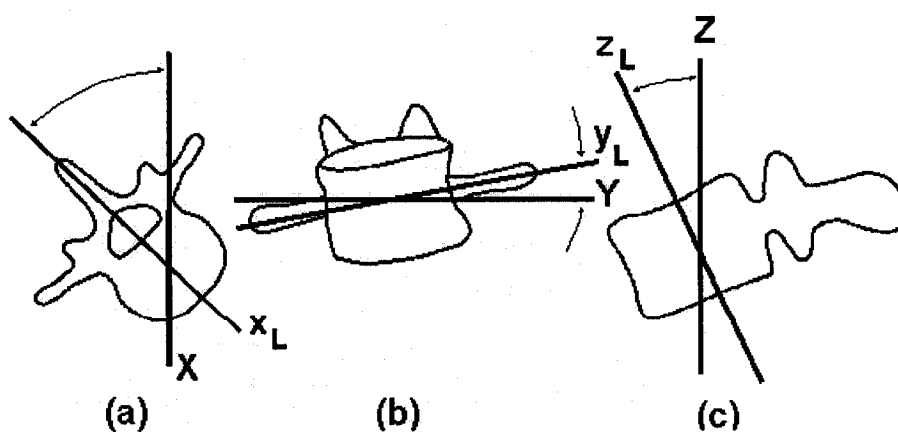


Figure 1.10 Rotations vertébrales dans le plan axial (a), coronal (b) et sagittal (c) (adaptée de Stokes et coll.)

Plan optimal, plan de déformation maximale et minimale (Stokes, Bigalow, et Moreland, 1987) : Le plan de déformation maximale est un bon indicateur de l'ampleur de la déformation. Cet indice consiste à calculer l'angle de Cobb sur une projection de la représentation 3-D de la colonne vertébrale selon un angle donné. Ce plan, lorsqu'il est orienté de façon à maximiser l'angle de Cobb, permet d'étudier la déformation avec la plus grande amplitude sans prendre en considération les plans frontal et latéral, qui peuvent parfois cacher une plus grande déformation par les différentes projections standard. Le plan de déformation minimal, de façon analogue, est le plan défini par la déformation la moins grande. Le plan optimal, quand à lui, consiste à ajuster un plan passant par les centroïdes des vertèbres et à évaluer la rotation par rapport au plan défini par le système d'axes de référence.

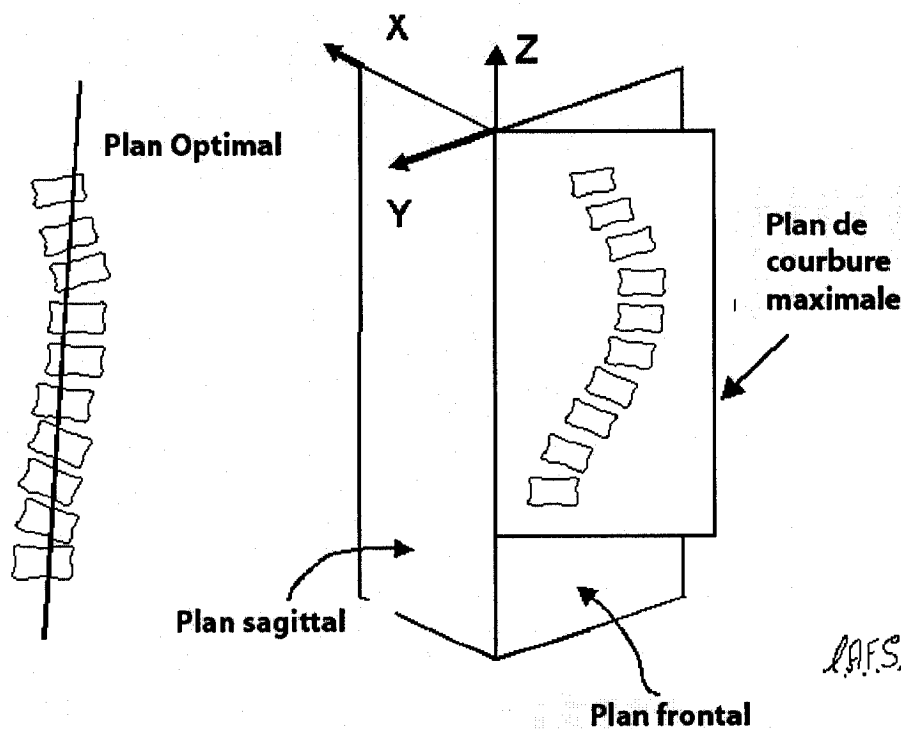


Figure 1.11 Plan optimal et plan de déformation maximale
(adaptée de Stokes et coll.)

1.5.4 Reconstruction 3-D de la colonne vertébrale par stéréoradiographie

Pour obtenir une visualisation 3-D de la déformation, plusieurs techniques basées sur la stéréoradiographie ont été mises au point (Delorme *et coll.*, 2003; Huynh, Dansereau, et Maurais, 1997). L'imagerie par résonance magnétique ou par tomographie axiale permet d'obtenir directement une image 3-D. Cependant, les risques associés à l'exposition, le coût de l'acquisition et/ou le temps requis ne coïncident pas avec les besoins pour une utilisation clinique de routine. L'objectif d'une reconstruction 3-D est de permettre la visualisation et l'analyse tridimensionnelle ainsi d'enrichir les outils de diagnostic du clinicien tout en exploitant les modalités d'imagerie usuelles. Afin de pouvoir visualiser et analyser la vraie déformation 3-D, une technique de stéréoradiographie a été proposée afin de représenter les structures anatomiques présentes sur les 2 vues (PA et LAT), dans un repère spatial 3-D. Cet algorithme, le Direct Linear Transform (DLT), a été proposé en 1975 par Marzan et Karara et consiste à une formulation permettant de calculer la matrice de projection pour projeter les données 2-D dans un espace 3-D en tenant compte d'un modèle de calibrage connu. Le DLT est une technique couramment utilisée pour localiser des points dans l'espace acquis avec deux ou plusieurs caméras (Marzan et Karara, 1975). Le principe de colinéarité des axes 3-D en photogrammétrie permet de trouver la correspondance entre des coordonnées spatiales et des coordonnées dans l'image. La formulation de Marzan, basée sur celle de Adbel-Aziz et Karara nous permet d'obtenir la relation suivante :

$$[x + \delta x + \Delta x] = \frac{L_1 X + L_2 Y + L_3 Z + L_4}{L_9 X + L_{10} Y + L_{11} Z + 1} \quad (1.1)$$

$$[y + \delta y + \Delta y] = \frac{L_1 X + L_2 Y + L_3 Z + L_4}{L_9 X + L_{10} Y + L_{11} Z + 1} \quad (1.1)$$

Les onze paramètres du DLT (L1 à L11) sont exprimés selon une relation linéaire, x et y sont des coordonnées dans le plan image 2-D et X , Y et Z sont des coordonnées dans l'espace 3-D. Le paramètre δ correspond aux erreurs non-linéaires et Δ aux erreurs aléatoires. Wood et Marshall en 1986 ont critiqué la faible précision de la technique de

Marzan. Par conséquent, Hatze a proposé une modification au DLT original en introduisant une composante non linéaire permettant de compenser les distorsions (Hatze, 1988). Dans la formulation de Hatze, le point principal et l'axe optique n'apparaissent pas explicitement. La conclusion de Hatze est que cette modification du DLT devrait être utilisée seulement avec un grand nombre de points (supérieur à 30) distribués uniformément dans le volume 3-D. Selon Hatze, la précision théorique d'un tel système se chiffre à 0,733 mm RMS ou 0,035% de précision globale. Chen et coll. ont investigué le nombre optimal de points de contrôle et sont arrivés à la conclusion que 7 points sont suffisants pour estimer les 11 paramètres du DLT, mais que le nombre de points de contrôle et leur distribution dans l'espace influencent grandement la précision (Chen, Armstrong, et Raftopoulos, 1994). L'utilisation du nombre minimum de points de contrôle rend l'algorithme vulnérable aux erreurs aléatoires. De plus, il est recommandé de limiter la reconstruction 3-D par DLT aux frontières du modèle de calibrage.

En résumé, les onze paramètres décrivant le comportement intrinsèque des caméras permettent de caractériser le modèle de projection et sont dérivés d'une procédure de calibration qui consiste à minimiser l'erreur de rétroprojection (projection inverse) sur un ensemble de points aux coordonnées 3-D connues. Le principe de la reconstruction 3-D stéréoradiographique consiste à effectuer un calibrage du système d'acquisition d'images, de mettre en correspondance plusieurs primitives géométriques sur une paire d'images et finalement de projeter ces points mis en correspondance vers un espace 3-D. Une revue de ces techniques est disponible dans l'article de Luccichenti (Luccichenti *et coll.*, 2005). Le principe du calibrage est de repérer les positions bidimensionnelles d'objets, qui sont uniformément distribuées dans l'espace et dont les positions sont connues. Le calibrage consiste donc à résoudre le système d'équations linéaires suivant pour trouver les paramètres de la source radiologique :

$$\begin{bmatrix} w_i x_i \\ w_i y_i \\ w_i \end{bmatrix} = M_i \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}_{i=1,2} \quad (1.2)$$

où w est le facteur d'échelle pour chaque dimension, x et y les positions identifiées sur chacune des deux vues et X , Y et Z les positions 3-D connues. Une plaque de calibrage composée de plusieurs billes de plomb est alors installée sur un appareil de positionnement. Ces billes radio opaques (30-50) de 2 mm de diamètre, incrustés selon une configuration 3-D au préalable déterminée par une machine à mesurer des coordonnées (CMM) sur une plaque de calibrage, permet de calculer le modèle projectif permettant de trouver la correspondance entre les deux vues radiographiques. Une technique alternative d'autocalibrage a été proposée par Cheriet et coll (Cheriet *et coll.*, 1999) et permet de calculer les paramètres intrinsèques (calibration) et extrinsèque (rotation, translation et facteur d'échelle de la source) par optimisation non linéaire et ainsi de s'affranchir de l'appareil de positionnement.

Suite au calibrage du système radiographique, un opérateur humain sélectionne un ensemble de six repères anatomiques par vertèbre sur les 2 clichés radiographiques à l'aide d'un logiciel d'imagerie 2-D/3-D. La précision de l'identification 2-D a été évaluée à 2,0 mm (Beauchamp, Dansereau, et Labelle, 1992). Les six repères anatomiques sont : 1) les centres des plateaux vertébraux inférieur et supérieur 2) les extrémités inférieures et supérieures des pédicules droit et gauche. Une fois la représentation 3-D rachidienne obtenue, il est alors possible de calculer automatiquement des mesures automatiques d'angles, non seulement dans les plans conventionnels, mais également dans plusieurs plans de l'espace. D'autres repères anatomiques peuvent être représentés en 3-D en ajustant un modèle générique interpolé par krigeage dual (Matheron, 1973). La précision générale de la technique de reconstruction a été évaluée à 3,3 mm +/- 3,8 mm sur les points reconstruits.

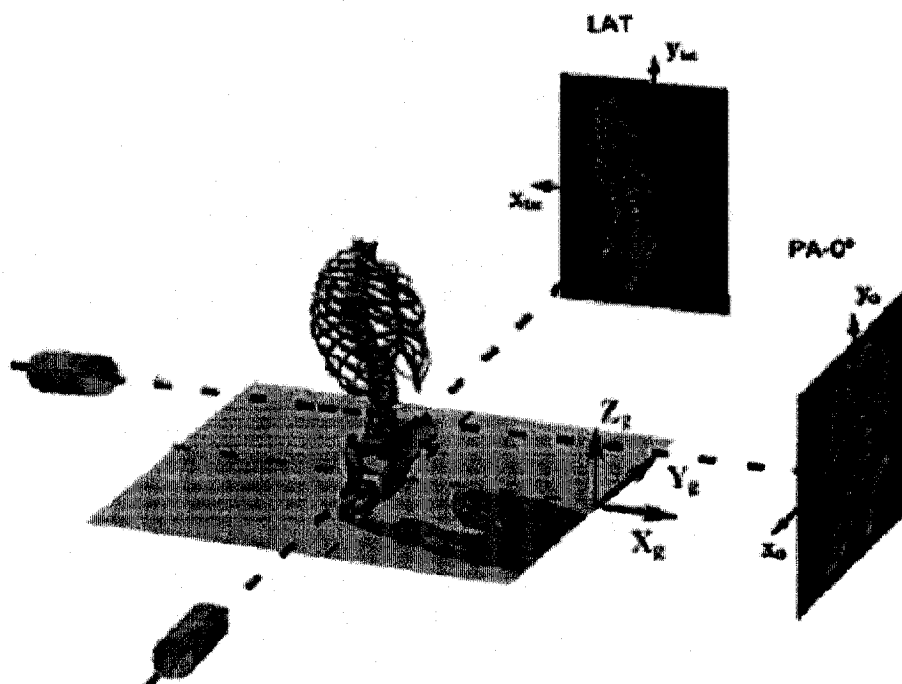


Figure 1.12 Acquisition et reconstruction stéréoradiographique (adaptée de Delorme et coll).

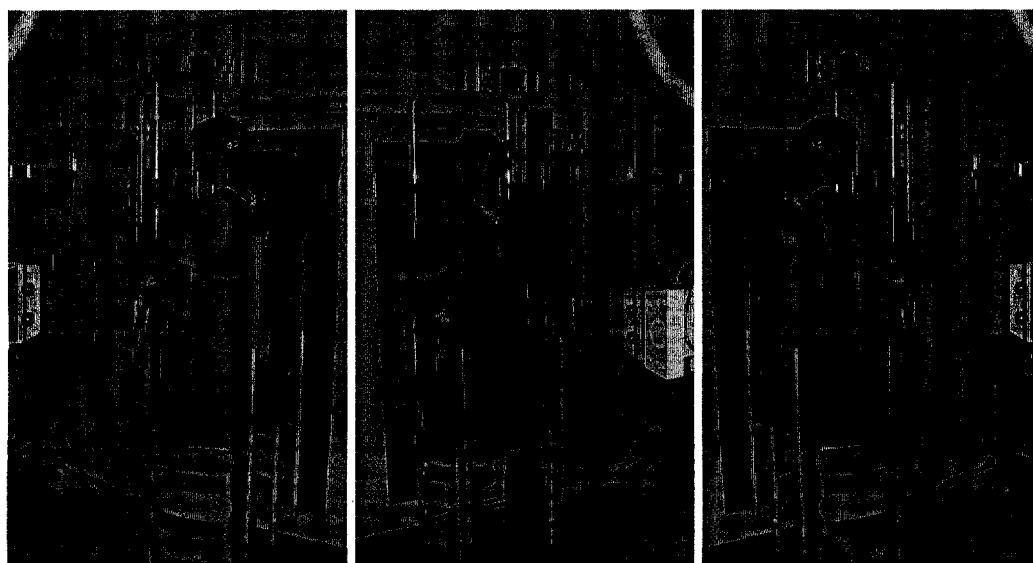


Figure 1.13 Appareil de positionnement et appareil radiographique numérique FUJI.

Ce processus de reconstruction 3-D est cependant fastidieux car il requiert une identification manuelle des repères, sujette à interprétation. Il est certes utile pour une utilisation sporadique, mais peu adapté à être utilisé de routine en clinique. Des tentatives ont été entreprises pour faciliter l'identification des repères anatomiques (détection automatique des billes de calibrage, modèle statistique pour guider la reconstruction 3-D (Vaiton, 2001)), mais l'introduction en clinique d'une telle technique demeure complexe. Cependant, la stéréoradiographie demeure la technique la plus adaptée pour l'étude des déformations scoliotiques, par sa simplicité, par l'utilisation de faibles doses de rayons X versus la tomographie axiale et par son coût largement inférieur à cette dernière. De plus, la position debout (naturelle et sujette à la gravité) du patient est respectée, contrairement aux modalités IRM et tomographique qui imposent une position couchée. La précision totale de la reconstruction 3-D stéréo radiographique est dépendante de plusieurs facteurs cumulatifs: l'identification des repères (2 mm), l'identification des billes de calibrage, la calibration du système, l'estimation de la rotation dans le plan latéral et finalement l'erreur de reconstruction des repères. Aucune étude sur l'effet cumulatif de ces facteurs n'a encore été effectuée. La précision de la technique de reconstruction 3-D des structures osseuses est également relativement faible, principalement à cause de l'utilisation de points pour l'identification des repères anatomiques. Une utilisation de contours, telle que proposée par Deschenes et coll. (Deschenes, Godbout, Skalli, et de Guise, 2002), permettrait une meilleure distribution de l'erreur et ainsi une meilleure précision lors de la reconstruction 3-D. Finalement, l'introduction de connaissance *a priori* sur la reconstruction 3-D ainsi que l'utilisation de modèles de référence a permis de guider davantage le processus de reconstruction 3-D (Benameur, Mignotte, Labelle, et De Guise, 2005; Benameur *et coll.*, 2003). Novosad et coll (Novosad, Cheriet, Petit, et Labelle, 2004) ont proposé une telle approche pour permettre la reconstruction 3-D à partir d'une seule vue en basant leur technique sur une contrainte d'alignement entre les vertèbres et une minimisation de l'erreur de rétroprojection. La principale limite des techniques basées sur des modèles *a priori* est la disponibilité de ceux-ci. De plus, lors de l'étude des pathologies osseuses

caractérisées par une déformation due à la croissance, ces techniques risquent de ne pas être adaptées.

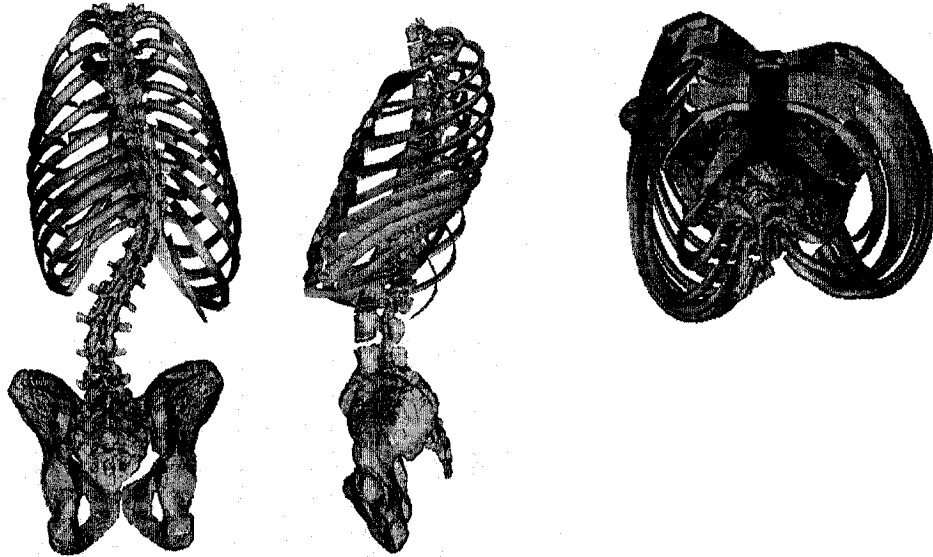


Figure 1.14 Modèle détaillé et personnalisé selon la reconstruction 3-D

1.6 Classification des formes : méthodes statistiques

1.6.1 Introduction

La reconnaissance des formes est une capacité naturelle qui se développe chez l'humain dès le plus jeune âge. Il est possible de reconnaître des caractères grossièrement dessinés au brouillon, même sur une feuille de papier partiellement déchirée. Pour entraîner une machine à accomplir la même tâche, le processus est très complexe. Duda et Hart (Duda, Hart, et Stork, 2001) définissent la reconnaissance des formes comme étant l'action d'identifier ou de classer des formes ou des objets en se basant sur certaines de leurs caractéristiques. Jain et coll. (Jain, Duin, et Jianchang, 2000), dans leur revue de littérature publiée en 2000, complètent cette définition et mettent l'accent sur l'observation de l'environnement, sur l'identification de patrons intéressants par rapport

à cet environnement et finalement sur les décisions considérées en fonction de ces patrons. Selon Watanabe et coll. (Watanabe, 1969) la notion de patrons ou de formes se réfère à l'inverse du chaos. Si une entité peut être définie, même vaguement, alors il est possible de la catégoriser. Les algorithmes de classification de formes peuvent être catégorisés en quatre groupes principaux :

1. Modèle *a priori*
2. Modèle statistique
3. Analyse syntactique ou structurelle
4. Réseau de neurones

Cette liste n'est pas exhaustive, car il existe également une panoplie d'algorithmes hybrides permettant de combiner plusieurs approches afin d'augmenter le taux de reconnaissance positive.

Tableau 1.5 Modèles de reconnaissance des formes (adaptée de Jain et coll.)

Approche	Représentation	Critère de classification	Critère de performance
Modèle a priori	Échantillon, pixels courbures	Corrélation, mesure de distance	Erreur de classification
Modèle Statistique	Caractéristiques	Fonction discriminante	Erreur de classification
Analyse syntactique ou structurelle	Primitives	Grammaire, règle	Erreur d'identification (acceptation)
Réseau de neurones	Échantillon, pixels courbures	Réseau neurones	Erreurs des moindres carrées

Selon Duda et Hart (Duda, Hart, et Stork, 2001), l'algorithme de reconnaissance des formes idéal n'existe pas. La performance d'un algorithme donné est grandement fonction de la tâche à accomplir et de la décision désirée. Un algorithme donné pourrait bien fonctionner dans une tâche bien précise, mais ne pas posséder une généralisation suffisante dans des cas réels (surapprentissage). Étant donné la vaste étendue des différents algorithmes dans le domaine de la reconnaissance des formes, l'intérêt pour une méthode purement statistique a été influencé par la quantité de données disponible

dans nos bases de données. En fait, l'avantage d'opter pour une méthode purement statistique est motivé par la possibilité d'étudier un ensemble de caractéristiques dans un espace N dimensionnel, vu comme étant une série de points dans cette espace.

La notion d'inférence statistique date du vingtième siècle et consiste à établir une décision selon une généralisation statistique des observations. En conséquence, pour bien fonder cette décision, une certaine connaissance *a priori* du problème est indispensable. Sur la base de cet apprentissage statistique, il est alors possible d'inférer la meilleure décision en minimisant le coût ou l'erreur reliée à cette dernière. Cette notion d'apprentissage sur la base de données connue (échantillons) inspire donc plusieurs travaux subséquents et forme le fondement des machines d'apprentissage. Un système typique de reconnaissance des formes est constitué de trois étapes (Duda, Hart, et Stork, 2001) (Jain, Duin, et Jianchang, 2000) :

- a. Acquisition de données et prétraitement,
- b. Représentation des données,
- c. Prise de décision.

Dans le cas d'un système de reconnaissance des formes statistique, ces trois étapes se traduisent selon les 2 phases du système : apprentissage et validation.

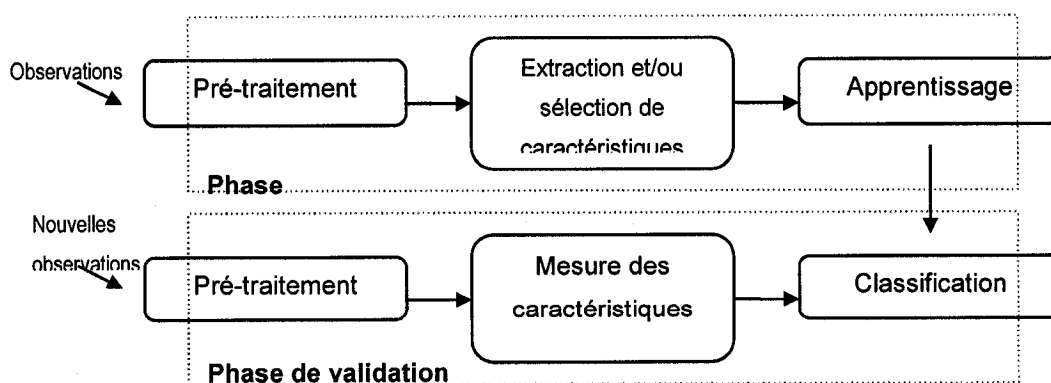


Figure 1.15 Système typique de classification statistique des formes.

Les méthodes statistiques se divisent en deux catégories bien distinctes : les algorithmes dits supervisés où les classes ou catégories sont connues et bien définies et les algorithmes dits non supervisés, où les catégories ne sont pas connues *a priori*, mais devront être identifiées pour résoudre le problème de classification. Dans le cas supervisé, les patrons sont identifiés par l'attribution d'une étiquette à chacune des observations pour pouvoir calculer une frontière géométrique entre deux ou plusieurs distributions. Dans le cas non supervisé, les patrons identifiés peuvent être utilisés pour inférer une nouvelle classification basée sur les patients rencontrés en clinique (connaissance *a priori*).

1.6.2 Classification supervisée des formes

Les concepts de la programmation déterministe peuvent permettre d'établir une décision sur un problème donné. Cette dernière utilise uniquement certaines règles conditionnelles observées à partir de plusieurs caractéristiques d'un échantillon pour déterminer l'appartenance à une classe. Cependant, l'inférence déterministe ne tient aucunement compte de la distribution spatiale des variables du problème et est généralement basée sur des plages de valeurs seuils déterminées arbitrairement. Si la nature du problème est modifiée, les valeurs seuils ne sont plus applicables. Stokes et coll. (Stokes et Aronsson, 2002b) ont appliqué ce principe à l'inférence de la classification de King en utilisant une série de règles déterministes. Lin et Sucato (Lin et Sucato, 2004) ont proposé une application permettant la classification selon le système de Lenke et coll. par deux courbes 2-D, reconstruites ensuite en 3-D par une projection orthogonale. Quoique permettant une meilleure représentation de l'ensemble de la courbure par une modélisation géométrique de la déformation de la colonne vertébrale, l'utilisation de la projection orthogonale ne tient nullement compte de l'effet d'agrandissement présent dans le modèle de formation de l'image en radiologie.

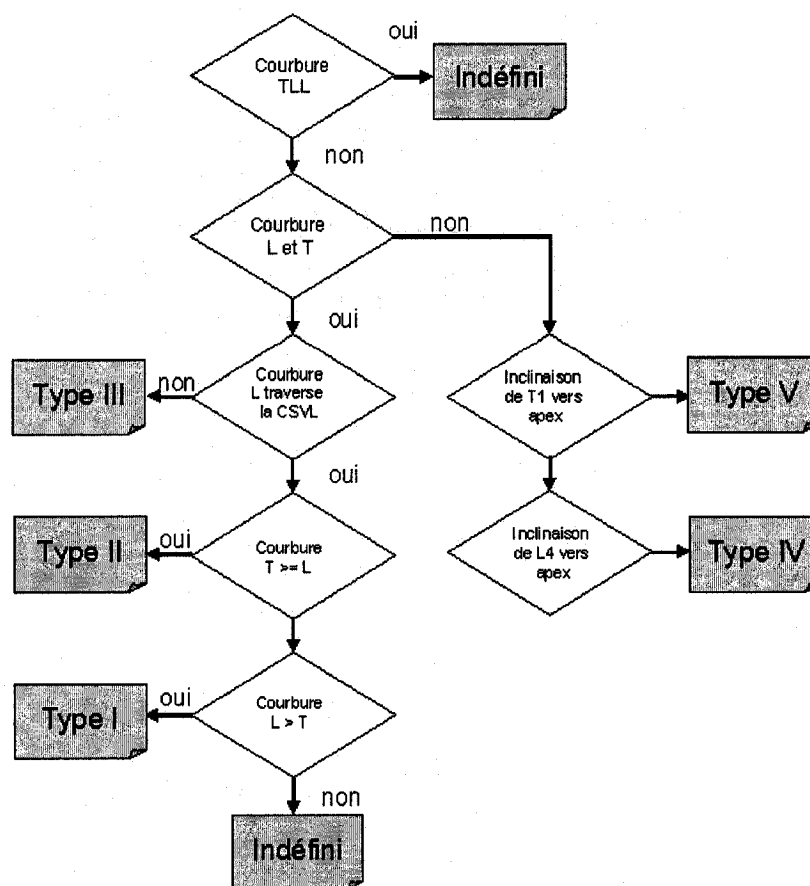


Figure 1.16 Algorithme proposé par Stokes et coll. pour l'inférence des classes de King et coll.

La technique utilisée par Stokes et coll. a permis de démontrer qu'un algorithme informatique permet de diminuer la variabilité intra et interobservateur, voire de l'éliminer complètement. Selon l'existence ou non d'une courbure sur la radiographie, une inférence informatique sur le type de courbure obtenue. Cette technique permet donc une bonne généralisation des critères établis par King et coll. et facilite son intégration dans un outil informatique pour pallier à la grande variabilité intra et interobservateur. L'erreur de classification se retrouve alors, non plus au niveau de l'interprétation de caractéristiques clés, mais au niveau des erreurs de mesures (Stokes et Aronsson, 2006)

Cependant, l'appartenance à une classe peut dépendre d'un ensemble d'observations qui délimitent les bordures de cette dernière et non seulement à un critère arbitraire identifié par une valeur fixe. Par exemple, la présence d'une courbure compensatrice peut amener une certaine ambiguïté au niveau de la classification. Une courbure compensatrice de l'ordre de grandeur des deux courbes principales (ex. deux courbures thoraciques) peut causer une mauvaise classification. Bref, des courbures près des limites établies par l'algorithme pourront être classées dans la mauvaise catégorie. Ainsi la notion d'entraînement ou d'apprentissage comporte un avantage majeur en tenant compte d'un ensemble d'observations au sein d'une classe pour décider l'appartenance à celle-ci.

1.6.2.1 Machines à vecteur de support (SVM)

D'une popularité grandissante dans le domaine de la reconnaissance des formes, les machines à vecteurs de support (*Support Vector Machines* ou SVM) permettent d'inférer une classification en fonction de caractéristiques extraites d'un ensemble de données. Afin de réduire le nombre de caractéristiques du système, une analyse par composantes principales (ACP) permet de transposer les données dans un système de représentation permettant une segmentation linéaire des données en fonction des vecteurs propres obtenus de la matrice de covariance des données. Ces vecteurs propres correspondent aux caractéristiques principales qui délimitent les échantillons. L'ACP est probablement la plus connue et la plus utilisée des techniques d'analyse multivariée et permet de simplifier le nombre de caractéristiques à considérer. Cette technique fut proposée par Karl Pearson en 1901, et reprise par Hotelling dans un article datant de 1933. La théorie probabiliste sur l'analyse par composantes principales fut adoptée et généralisée par la suite par Karhunen et Loève (Johnson et Wichern, 1998) (Jolliffe, 1986). Bien que le concept des SVM fussent présents depuis 1960, il fût généralisé par Vapnik (Schölkopf, Burges, et Smola, 1999; Vapnik, 1995). Cette classe d'algorithmes se distingue par l'utilisation d'une fonction noyau (*kernel*), l'absence de minimums locaux, l'étendue de la solution et la capacité de contrôle en agissant sur la marge ou sur tout autre paramètre tel que le nombre de vecteurs de support (Burges, 1998).

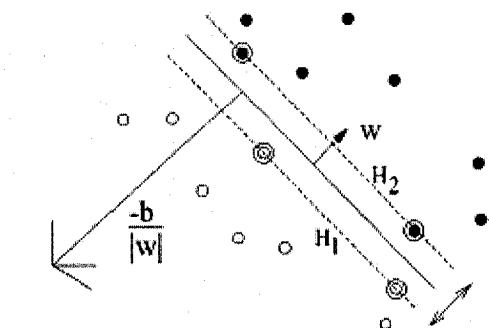


Figure 1.17 Représentation 2D des SVMs
(adaptée de Burges et coll.)

Les SVM permettent d'obtenir des résultats comparables à d'autres techniques similaires avec un temps d'apprentissage moindre. En effet, le principe consiste à estimer une décision par des hyperplans divisant l'espace de représentation de manière optimale et linéaire. Cependant, dans le cas de problèmes non linéaires, il est possible de projeter l'ensemble des données dans un espace dimensionnel plus élevé et ainsi résoudre le problème avec des techniques linéaires. En particulier, l'espace d'Hilbert généralise la notion de produit « interne » et la notion d'espace euclidien de dimension infinie.

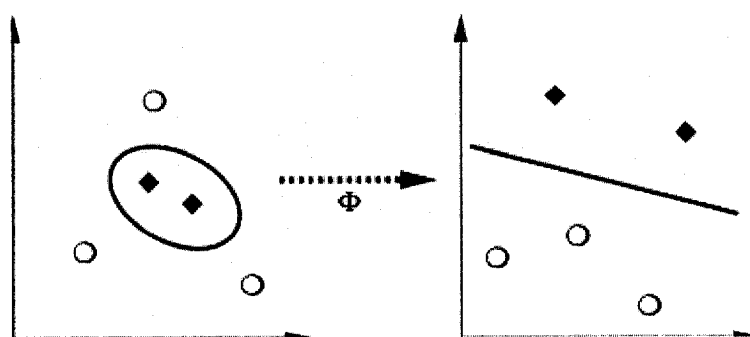


Figure 1.18 Projection des données par une fonction noyau.

1.6.2.2 Théorie sur les SVMs (Cristianini et Shawe-Taylor, 2000)

Soient $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$, un ensemble d'observations où n représente le nombre total d'observations soumis à la phase d'apprentissage et soient $y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_n$, les étiquettes associées à ces observations. Nous désirons obtenir une machine permettant d'associer une étiquette y_i à une observation x_i donnée. Pour se faire, les classificateurs linéaires tel que celui de Ho-Kashyap permettent de trouver une séparation, ou un hyperplan dans l'espace de représentation des données, en fonction de l'équation de cette représentation.

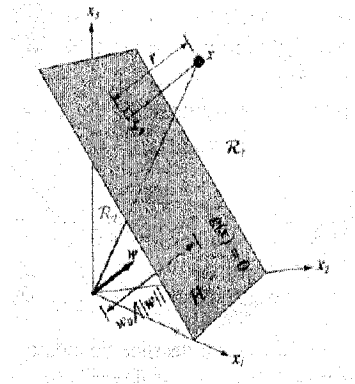


Figure 1.19 Frontière de décision $g(x)$

Dans le cas des SVMs, cette équation se divise en deux parties soit hyperplan de décision 1 et -1 .

$$x_i \cdot w + b \geq 1 \quad (1.3)$$

$$x_i \cdot w + b < -1 \quad (1.4)$$

Les algorithmes basés sur la théorie des vecteurs de support consistent à une minimisation de la valeur absolue de w en fonction de l'équation (1.3). Afin de trouver une solution au système, l'utilisation des multiplicateurs de Lagrange est appliquée avec succès. Les équations (1.3) et (1.4) deviennent donc l'expression (1.5).

$$y_i(x_i \cdot w + b) - 1 \geq 0 \quad (1.5)$$

La formulation lagrangienne de (1.5) nous permet d'obtenir l'équation (1.6).

$$L_p \equiv \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i (x_i \cdot w + b) + \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (1.6)$$

En trouvant le minimum de la fonction (1.6), cela revient à calculer le maximum de la fonction (1.7). Cette formulation permet d'éliminer les termes w et de résoudre l'équation en fonction des α_i . Ainsi, il est possible de trouver l'hyperplan optimal.

$$L_D \equiv \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (1.7)$$

1.6.2.3 Théorie sur les noyaux

Cependant, dans le cas de problèmes non linéaires, il est possible de projeter l'ensemble des données dans un espace dimensionnel plus élevé et ainsi résoudre le problème avec des techniques linéaires. En particulier, l'espace d'Hilbert généralise la notion de produit interne ainsi que la notion d'espace euclidien de dimension infinie. Cette transformation est effectuée par un noyau (kernel) dénoté

$$\Phi : \mathcal{R}^d \rightarrow H \quad (1.8)$$

et appliqué par

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (1.9)$$

De cette manière, la théorie des noyaux consiste à transposer dans un espace Euclidien de dimensions infinies les données et ensuite d'effectuer le traitement linéaire dans cet espace. En particulier, l'espace d'Hilbert (Wahba, 1990) est généralement choisi à cause de ces caractéristiques. Cet espace non linéaire permettra une meilleure segmentation en classe d'où une capacité à séparer des données qui seraient non séparables dans un espace linéaire. Les données d'entrées au système sont alors transformées dans l'espace défini par le noyau et la division en hyperplans de l'espace sera effectuée dans l'espace

transformé. De même, cette transformation sera appliquée aux observations à classer et leur appartenance à une classe sera ainsi déterminée.

1.6.2.4 Applications

Les SVM permettent d'inférer l'appartenance ou non à une classe (classificateur binaire). Cependant, dans plusieurs problèmes concrets, nous sommes exposés à un problème comportant plusieurs classes (problèmes multiclassés). Pour résoudre une telle ambiguïté, il est possible d'opter pour une stratégie *one-against-the-rest* et ensuite de trouver dans quelle classe l'observation appartient en fonction de l'étiquette prédite. Par convention, nous pouvons stipuler qu'une étiquette $y = 1$ constitue une appartenance et $y = -1$ correspond à une exclusion. Il sera possible alors de calculer des étiquettes associant à chacune des classes de l'observation et de retenir comme classe d'appartenance la classe où la valeur de l'étiquette est plus élevée (Figure 1.20). Au niveau des problèmes multiclassés, Hsu et Lin (Hsu et Lin, 2002) ont effectué une comparaison entre les approches de séparation *one-against-the-rest* et *one-against-the-other* pour finalement conclure que cette dernière est plus efficace. Cependant, seulement certains problèmes standards furent considérés dans cette étude, ce qui ne permet pas de conclure pour tous les problèmes en général.

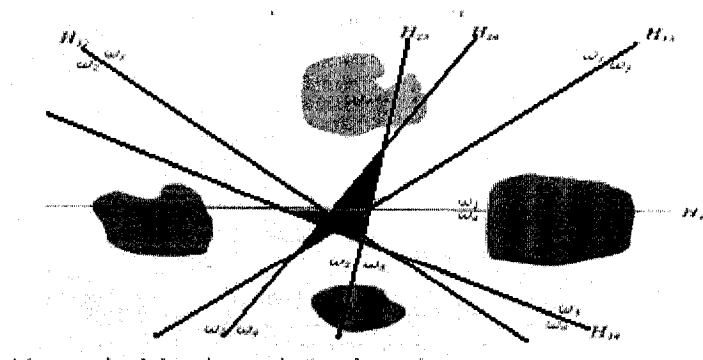


Figure 1.20 Problème multiclassés des classificateurs linéaires

Parmi de nombreux champs d'applications, les SVM ont été utilisés pour résoudre divers problèmes de classification tels que la reconnaissance des formes en écriture, la reconnaissance d'objets en vision (Pontil et Verri, 1998), la catégorisation de textes (Joachims, 2002) et la reconnaissance de visages (Faloutsos, van de Panne, et Terzopoulos, 2001) .

Au niveau des déformations rachidiennes, cette technique a été utilisée pour identifier les cas de scolioses présentant un risque de progression (Ajemba, Ramirez, Durdle, Hill, et Raso, 2005). Cette étude s'est basée sur l'analyse d'indices cliniques, sélectionnés par une ACP pour inférer le risque de progression. L'idée requiert par contre une bonne connaissance *a priori* des indices de progression scoliothique pour pouvoir les attribuer à chacun des cas.

1.6.3 Classification non supervisée des formes

L'interprétation de la distribution des classes n'est pas triviale pour tout problème donné. En effet, celle-ci constitue une inconnue à résoudre en plus de l'inférence de la classe. Une analyse plus complète est donc nécessaire pour pouvoir 1) déterminer la distribution optimale en tenant compte du problème, 2) des cas frontières, 3) des cas isolés (*outliers*). Le principe derrière les algorithmes non supervisés consiste à exprimer les caractéristiques dans un espace donné (Euclidien par exemple) et d'analyser la distribution spatiale résultante en fonction de critères de similarité. Bref, les algorithmes de groupement (ou *clustering*) sont utilisés pour estimer le regroupement de données en fonction de plusieurs observations. Pour l'étude d'un cas réel, il est suggéré d'avoir un nombre suffisant d'observations (soit 2^n , où n représente le nombre de caractéristiques) pour pouvoir statuer sur une distribution spatiale adéquate.

1.6.3.1 Définitions, critères et métriques de similarité

La similarité est définie comme étant un critère permettant d'établir une ressemblance ou une différence entre plusieurs observations. Généralement, la similarité sera exprimée selon une fonction de distance géométrique dans un espace donné. Par contre, une distinction doit être faite entre la similarité perçue et la similarité jugée. Ces deux concepts font appel à la notion de perception qui peut être différente selon qu'on fait appel à des critères psychologiques ou quantitatifs de l'observation (mesure). Au niveau des métriques, la mesure d'une distance (Euclidienne par exemple) est souvent utilisée pour quantifier une similarité. Cependant, cette distance ne permet pas de dissocier le cas où les échantillons sont équidistants. Lors de l'utilisation d'une métrique Euclidienne, la considération de ce facteur entraîne une meilleure représentation et naturellement une meilleure classification.

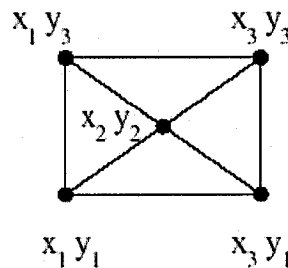


**Figure 1.21 Observations équidistantes
représentées en 2-D**

1.6.3.2 Algorithme de groupement *k-means*

L'algorithme de partitionnement *k-means* a été premièrement proposé par Hartigan et Wong en 1979 (Hartigan et Wong, 1979). Cet algorithme vise à regrouper en k régions distinctes une série de caractéristiques dans l'espace à l'aide d'un critère de distance (Bishop, 1995; Duda et Hart, 1973). L'algorithme consiste à minimiser la fonction J et à appliquer itérativement l'algorithme suivant :

$$J = \sum_{j=1}^K \sum_{n \in S_j} |x_n - u_j|^2 \quad (1.10)$$

1. Affecter aléatoirement chaque point à un des k groupes
2. Recalculer les centroïdes de chacun des k groupes :

$$C_i = \text{card}(f^{-1}(i))^{-1} \sum_{x \in f^{-1}(i)} x \quad (1.11)$$

3. Réaffecter chaque point au groupe dont le centre est le plus proche :

$$f(x_i) = \arg \min_{l \in 1, \dots, k} \|x_i - C_l\| \quad (1.12)$$

4. Répéter les étapes 2 et 3 Jusqu'à ce que la convergence soit atteinte (barycentres fixes).

On peut prouver qu'il y a toujours convergence de l'algorithme. Cependant, il n'y a pas de garantie absolue de trouver effectivement le minimum global de l'expression J que l'on cherche à minimiser. De même, la convergence de l'algorithme *k-means* est assurée à chaque exécution, cependant, aucune garantie n'est offerte sur la précision ou la pertinence des résultats. Rand et coll. (Rand, 1971) ont proposé un index de fiabilité basé sur l'exécution séquentiel de l'algorithme avec plusieurs points de départ différents. Ainsi, cette mesure permet de quantifier la consistance des groupements formés. D'autres métriques tels que les distances intra et inter groupement peuvent donner une indication de la pertinence des groupements identifiés, mais ne permettent pas de déterminer si un groupement est réellement significatif.

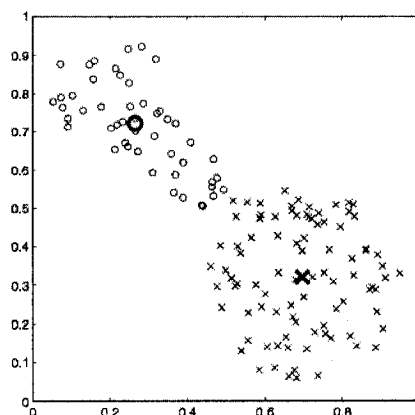


Figure 1.22 Résultat de l'algorithme de groupement *k-means* pour 2 classes.

1.6.3.3 Algorithme de groupement *fuzzy c-means*

La principale limitation de l'algorithme *k-means* réside dans sa méthode de discriminer l'inférence de classe. La mesure de distance utilisée dans le *k-means* est certes utile lorsque la distribution des échantillons est uniforme, mais ne permet pas toujours de trouver la séparation optimale.

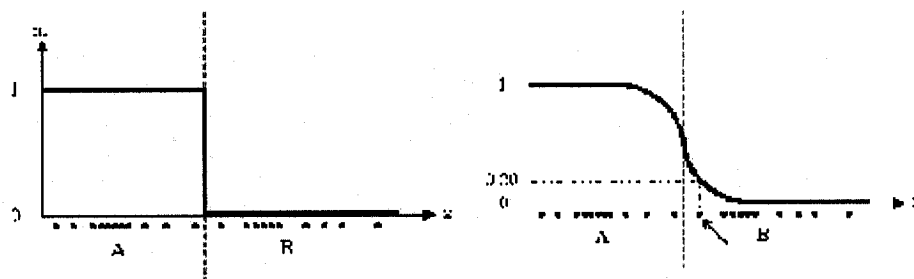


Figure 1.23 Fonctions objectives dans a) *k-means* et dans b) *fuzzy c-means*.

Bezdek (Bezdek, 1981) présenta une technique de groupement permettant de pallier à cette limitation en définissant une fonction d'appartenance. Ainsi au lieu d'être arbitrairement déterminée par le critère de distance, l'appartenance à une classe peut être également influencée par cette fonction et son paramètre principal, un facteur d'incertitude (ou *fuzziness factor*). L'algorithme, tout comme le *k-means*, est itératif, mais chacune des distances est pondérée par la fonction d'appartenance.

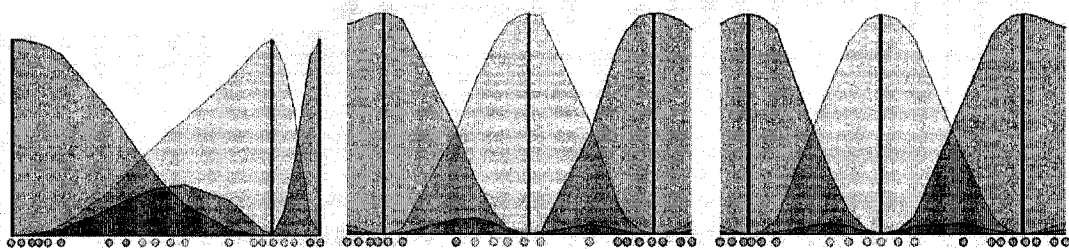


Figure 1.24 Variation du facteur d'incertitude (fuzzyness)

L'algorithme *fuzzy c-means* a été maintes fois utilisé dans beaucoup de problèmes de reconnaissance des formes et permet une meilleure généralisation des patrons identifiés. Quoique largement utilisé (Jain, Topchy, Law, et Buhmann, 2004), plusieurs variations ont été proposées, par exemple, en étudiant les distributions dans un espace transformé où il est possible d'effectuer la recherche d'hyper sphères dans l'espace (Ben-Hur, Siegelmann, Horn, et Vapnik, 2000). Dans le domaine de l'orthopédie, cet algorithme a été utilisé par O'Malley et coll. (O'Malley, Abel, Damiano, et Vaughan, 1997) afin de permettre d'étudier l'évolution de la marche chez des patients atteints de paralysie cérébrale. Dans cette dernière étude, un total de quatre classes fut défini pour évaluer la transition de l'état le plus grave à l'état le moins grave.

1.7 Segmentation et reconnaissance des formes

La démarcation entre la communauté de la reconnaissance des formes et celle du traitement de l'image se rétrécit graduellement, particulièrement dans le domaine de l'imagerie médicale (Duncan et Ayache, 2000). De plus en plus d'applications font à la fois appel aux algorithmes de la reconnaissance des formes et au traitement de l'image pour parfaire l'identification des structures anatomiques. En fait, en intégrant la notion de connaissance *a priori* sur les structures à détecter, il est possible d'enrichir avec une probabilité associée le résultat de leur segmentation dans des images médicales.

1.7.1 Modèle de formation de l'image radiographique

Le modèle de formation de l'image radiographique (Macovski, 1983) est basé sur celui d'une caméra *pin-hole*

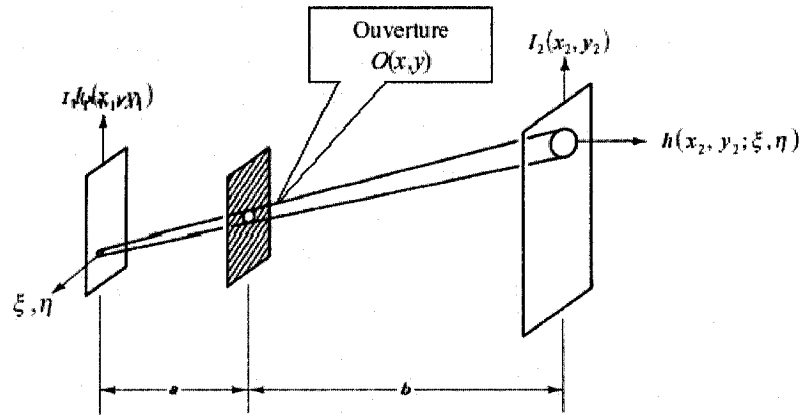


Figure 1.25 Modèle de formation de l'image avec une caméra pin-hole

Par une intégrale de convolution, il est possible de dériver l'équation suivante pour la formation de l'image :

$$I_2(x_2, y_2) = \frac{1}{M^2} I_1\left(\frac{x_2}{M}, \frac{y_2}{M}\right) ** h(x_2, y_2) \quad (1.13)$$

où I_2 représente le résultat au niveau du plan image et M correspond au facteur d'agrandissement qui est équivalent à $-b/a$, le ratio entre les distances entre l'ouverture de la source radiologique. En généralisant la grandeur de l'ouverture, on obtient $M_1 = \frac{a+b}{a}$, donc l'équation générale devient alors :

$$I_2(x_2, y_2) = \frac{1}{M^2} I_1\left(\frac{x_2}{M}, \frac{y_2}{M}\right) ** O\left(\frac{x_2}{M_1}, \frac{y_2}{M_1}\right) \quad (1.14)$$

1.7.2 Analyse des images radiographiques

1.7.2.1 Modèle de bruit

L'émission de photons en radiologie peut-être caractérisée par un processus stochastique de Poisson (Papoulis, 1984). Ainsi, chaque événement survient à la suite de l'autre à des temps aléatoires selon une fonction de probabilité de nature exponentielle.

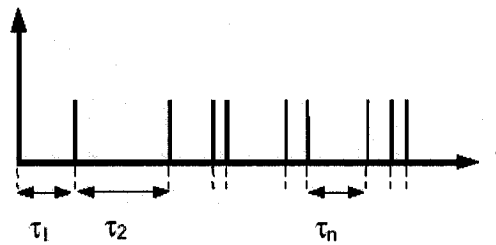


Figure 1.26 Processus stochastique de Poisson

Dans l'exemple de la Figure 1.26, les événements $t_1, t_2, \dots, t_n$ ponctuels sont définis sur l'axe temporel et surviennent à des instants aléatoires. Lorsque les temps d'arrivée des événements sont statistiquement indépendants les uns des autres, et lorsque l'intervalle de temps entre deux événements successifs est distribué selon une loi exponentielle, on dit alors qu'il s'agit d'un processus de Poisson noté $p(k)$ et qui correspond à la probabilité d'avoir k événements produits dans une fenêtre de temps donnée:

$$p(k) = \frac{\lambda^k e^{-\lambda}}{k!} \quad (1.15)$$

La distribution de Poisson possède les propriétés suivantes : 1) La moyenne du nombre d'événements détectés (λ) est égale à la variance; l'écart-type est donc égal à la racine carrée de la moyenne. 2) Le rapport de la moyenne sur l'écart-type (qui sert à définir le rapport signal/bruit) est égal à $\lambda / \sqrt{\lambda} = \sqrt{\lambda}$. Ce rapport augmente donc avec le nombre moyen d'événements détectés. Avec une moyenne élevée ($\lambda > 5$), la distribution de Poisson peut-être modélisée par une distribution gaussienne.

Ce dernier point signifie que pour une radiographie, le rapport signal sur bruit augmente avec le temps, ce qui implique qu'en exposant plus longtemps un patient, on obtient une meilleure image, mais on irradie davantage le patient. Ceci explique le bruit inhérent aux radiographies, qui résulte en un compromis entre la dose, le temps d'exposition et la qualité de l'image pour pouvoir porter un diagnostic.

La résolution d'un système radiographique est généralement déterminée par l'analyse de modèle fantôme, soit une image connue. Ces images sont alors exposées à différentes intensités de photons suivant un procédé de Poisson pour simuler un système radiographique réel. La résolution effective d'un système est donc définie selon la loi de Rose (Rose, 1976) où d est la taille d'une structure, A est l'aire de l'arrière plan et C est le contraste.

$$\frac{1}{d} = \sqrt{\frac{N_{\text{photons par pixels}}}{A} \frac{C}{K}} \quad (1.16)$$

En produisant les images suivantes (Figure 1.27), il est possible de statuer sur la possibilité de détecter ou non une structure selon le niveau de bruit dans l'image. Cette technique permet une évaluation visuelle du seuil de détection théorique requis pour une image radiologique. Cependant, elle ne permet pas de savoir comment augmenter le rapport signal sur bruit afin d'obtenir une meilleure image et ne permet pas de trouver automatiquement une technique pour réduire le bruit caractéristique des radiographies.

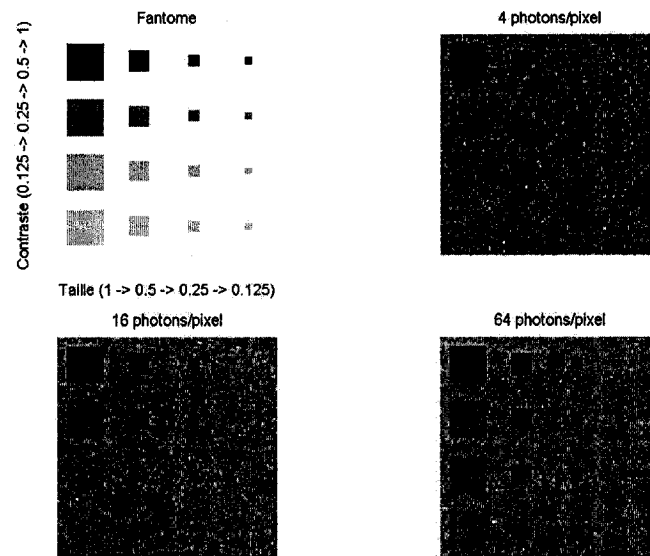


Figure 1.27 Influence du nombre de photons sur le seuil de détection

1.7.2.2 Rehaussement de l'image par des filtres EDP

Une image peut être considérée comme un signal bidimensionnel à analyser (Gonzalez et Wintz, 1977). Ainsi, le rehaussement d'une image bruitée consiste à accentuer le signal et à diminuer le bruit pour pouvoir détecter des caractéristiques ou des patrons. Un procédé simple en reconnaissance d'image consiste à effectuer une régularisation et une diffusion isotropique avec un noyau gaussien, et ensuite, d'appliquer un seuillage suivi d'un opérateur de détection de contour basé sur le gradient de l'image (par exemple, l'opérateur Canny (Canny, 1986)). Les opérateurs basés sur la formulation du gradient sont reconnus pour leur capacité à effectuer une détection de contours formulée à partir des équations dérivées partielles (EDP). Da Ponte et Fox (DaPonte et Fox, 1988) ont investigué une approche basée sur l'opérateur gradient Sobel et Roberts pour la détection des contours et ont conclu que ce premier est plus efficace. Cependant, leur objectif était uniquement de rehausser l'image par une analyse des contours sans toutefois considérer leur pertinence dans l'image. Ils ont proposés une méthode pour augmenter le ratio signal sur bruit pour la visualisation, mais l'ordre de grandeur du gradient ne fut pas considéré. Sezan et coll. (Sezan, Tekalp, et Schaetzing, 1989)

proposèrent une technique basée sur l'égalisation automatique de l'histogramme des radiographies de poumons. Cela a permis d'augmenter la plage dynamique de l'image et ainsi de mieux discerner certaines structures anatomiques. Cette technique, inspirée par l'approche manuelle de McAdams et coll. (McAdams, Johnson, Suddarth, et Ravin, 1986) permet de dissocier en groupement anatomique des niveaux de gris. Quoique bien adaptée à un rehaussement visuel, cette technique ne permet pas de considérer le niveau de bruit variant d'une radiographie à l'autre, ni le modèle de formation de l'image. En rehaussant l'image, le niveau de bruit est également rehaussé par la même occasion. Zhang et coll. (Zhang, Loew, et Pickholtz, 1990) investiguèrent la possibilité de modéliser la distribution par une approche stochastique pour finalement conclure, suite à l'étude de vingt radiographies de poumons, qu'une distribution gaussienne pourrait permettre une bonne approximation de la distribution et qu'il est possible, suite à leurs expérimentations de procéder à une modélisation efficace des images médicales.

La principale limitation de ces modèles est qu'ils ne tiennent pas compte de la hiérarchie des images, ni de la nature des structures qui s'y trouvent (ombrage dans une photographie, superposition et effet de transparence dans une radiographie). Selon Perona et Malik (Perona et Malik, 1990), le processus de détection n'est pas linéaire, surtout dans le cas d'une image radiographique, où l'image est produite par la superposition de photons atténués ou dispersés sur une plaque radiologique. Toujours selon Perona et Malik, le processus de détection est à caractère multiéchelle, donc il est important de considérer cet aspect lors de la conception d'un filtre de rehaussement. Ainsi, pour obtenir une description significative d'une image, un filtre de rehaussement devrait considérer les critères suivants :

1. Aucun artefact ne devrait être généré en analysant les détails à différentes échelles.
2. Localisation immédiate : à chaque résolution, les frontières doivent être fine et doivent coïncider avec les frontières aux autres résolutions.
3. Diffusion par morceaux : à chaque échelle, la diffusion intra-région doit être privilégiée par rapport à la diffusion inter-région.

Filtres multiéchelles

La plupart des approches pour le rehaussement d'images radiographiques consistent à appliquer une convolution avec d'un filtre passe bas à l'image originale afin d'éliminer les hautes fréquences associée au bruit (Gonzalez et Wintz, 1977). Une analyse dans le domaine fréquentiel permet une meilleure représentation et permet de diminuer le temps de calcul associé à la convolution. Les méthodes faisant appel à la transformée de Fourier ne tiennent compte que de la résolution fréquentielle et non de la résolution temporelle. Pour pallier à cette limitation, on peut analyser de manière indépendante des parties du signal temporel en utilisant des fenêtres de modulation se déplaçant le long du signal à plusieurs résolutions. Cette technique, connue sous le terme de transformées par ondelettes, permet de déterminer le contenu fréquentiel d'un signal à un instant donné. Pour éliminer la redondance inhérente au domaine continu, la transformée par ondelettes discrètes (DWT) a été formulée. Pour réduire le nombre d'ondelettes à traiter à un nombre connu, une série d'échelle finie a été introduit. Il est possible d'exprimer la transformée par ondelettes selon une série de transformations d'échelle (approche multi-résolution). Une échelle plus petite correspond à des détails plus fins. (Antonini, Barlaud, Mathieu, et Daubechies, 1992; Arivazhagan et Ganesan, 2003).

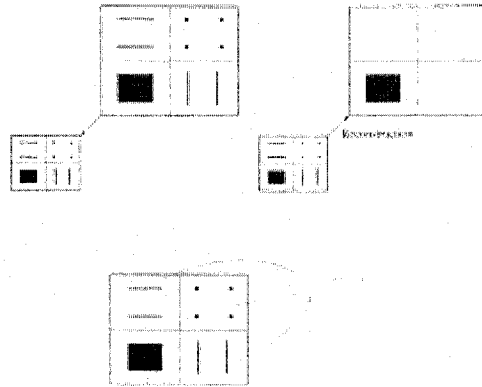


Figure 1.28 Transformée par ondelettes progressive

Filtres de choc

Osher et Rudin (Osher et Rudin, 1990) furent les premiers à proposer une formulation du filtre de choc adaptée à la restauration d'image. La formulation du filtre de choc se base sur des préceptes d'équations différentielles non linéaires dépendantes du temps, selon la formulation suivante :

$$I_t = -|I_{\eta\eta}|F(\nabla I), \quad (1.17)$$

où η est la direction du gradient de l'image, $I(x, y, 0) = I_0$, $F(0) = 0$, et $F(s)\text{sign}(s) > 0$. En remplaçant $F(s)$ par la forme commune, $F(s) = \text{sign}(s)$, l'équation (1.19) est alors obtenue :

$$I_t = -\text{sign}(I_{\eta\eta})|\nabla I|. \quad (1.18)$$

Ce processus permet d'approximer une déconvolution et provoque des chocs aux points d'inflexion de fortes intensités dans l'image. Ainsi, en appliquant la convolution d'un filtre Gaussien avec une image et en appliquant un filtre de choc, il est possible de détecter les points d'inflexion dans l'image, souvent associés à des contours. Or, le processus de formation d'images médicales est généralement bruité. Plus précisément, l'effet de diffusion des photons en radiographie et de l'atténuation viennent nuire à la

formation d'une image nette et de bonne qualité. Ces images, contenant généralement beaucoup de bruit, se prêtent difficilement au rehaussement par filtre de choc. Un traitement par filtre de choc aura comme effet secondaire de rehausser le bruit caractéristique à l'image et ainsi ne pourrait nuire à une bonne détection.

Filtres de choc et diffusion

Une solution simple pour pallier au problème du rehaussement du bruit radiographique est d'ajouter un critère de diffusion isotropique linéaire à l'équation du filtre de choc (Alvarez et Mazorra, 1994) :

$$I_t = -\text{sign}(I_{\eta\eta})|\nabla I| + \lambda I_{\xi\xi} \quad (1.19)$$

La diffusion peut également être incorporée au filtrage en convoluant la dérivée seconde de l'image avec un filtre passe bas, par exemple un filtre Gaussien ayant un écart-type σ (Weickert, 1997; Weickert, Romeny, et Viergever, 1998).

$$I_t = -\text{sign}(G_\sigma * I_{\eta\eta})|\nabla I| \quad (1.20)$$

Cependant, ces deux techniques présentent certaines limites. Dans le premier cas, étant donné que la diffusion s'effectue au delà des contours, le système finira par atteindre éventuellement un état d'équilibre (pour toute valeur de λ positive) qui se traduira par une perte des contours. Dans le second cas, la convolution avec le noyau Gaussien va également résulter en une perte d'information. Ainsi, malgré la compensation du filtrage de choc, le lissage ne peut garantir que tous les contours dûs au bruit seront éliminés et qu'aucun point d'inflexion dû au bruit ne sera rehaussé.

La principale innovation de Gilboa et coll. (Gilboa, Sochen, et Zeevi, 2004, 2005; Gilboa, Sochen, et Zeevi, 2002; Gilboa, Zeevi, et Sochen, 2001) est d'associer une diffusion complexe au filtre de choc :

$$\begin{aligned} I_t &= cI_{\eta\eta} & t > 0 \\ I(x, y, 0) &= I_0 \in R & c, I \in C \end{aligned} \quad (1.21)$$

où $c=re^{i\theta}$ est le coefficient de diffusion complexe. Lorsque la limite de $\theta \rightarrow 0$ est atteinte, il est démontré que la partie imaginaire de la solution est effectivement la dérivée du signal initial.

$$\lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{\text{Im}(I)}{\theta} = t\Delta G_{\hat{\sigma}} * I_0; \quad \hat{\sigma} = \sqrt{2t} \quad (1.22)$$

Ce résultat est utilisé pour représenter l'ensemble du filtre de diffusion et de choc combiné :

$$I_t = -\frac{2}{\pi} \arctan\left(a \text{Im}\left(\frac{I}{\theta}\right)\right) |\nabla I| + \lambda I_{\eta\eta} + \tilde{\lambda} I_{\varepsilon\varepsilon} \quad (1.23)$$

où λ est le coefficient de diffusion complexe et $\tilde{\lambda}$ un scalaire. L'effet de chaque terme de l'équation (1.23) est discuté en plus de détails dans (Gilboa, Zeevi, et Sochen, 2001). La tangente inverse remplace la fonction $F(s) = -\text{sign}(s)$ et agit comme fonction discriminante moins arbitraire en tenant compte de l'amplitude de la seconde dérivée. Le paramètre a contrôle l'acuité de la pente près de zéro. Ainsi, les régions voisines des contours où la dérivée seconde est grande seront plus accentuées que les régions plus uniformes. La diffusion complexe permet ainsi de lisser le bruit tout en rehaussant les contours.

1.7.2.3 Détection de contours

Contours actifs

Dans la littérature, la détection de structures est effectuée en appliquant des filtres de pré-traitement (réduction du bruit, seuillage et détection de contours). Une fois les contours identifiés sur l'image, il est possible de quantifier leurs positions en se basant sur une approximation initiale, sur un modèle *a priori* ou sur des contours actifs. Les

techniques basées sur les contours actifs consistent à considérer des courbes mathématiques qui se déplacent sous l'influence d'une force externe calculée à partir de l'image originale (Kass, Witkin, et Terzopoulos, 1987). La force externe peut être modélisée sous plusieurs formes soit par exemple en minimisant une fonction d'énergie. Cette modélisation peut également être guidée par un modèle statistique de la distribution des formes par exemple (Leventon, Grimson, et Faugeras, 2003).

Un contour actif (Xu et Prince, 1998) est défini comme étant une courbe c paramétrée selon s en fonction de x et y . La courbe ainsi définie se déplace dans l'espace 2-D de l'image afin de minimiser une fonction d'énergie :

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha |x'(s)|^2 + \beta |x''(s)|^2] + E_{ext}(x(s)) ds \quad (1.24)$$

Les paramètres α et β permettent de contrôler respectivement la tension et la rigidité de la courbe. Les variables $x'(s)$ et $x''(s)$ dénotent respectivement la dérivée première et seconde. La fonction d'énergie externe E_{ext} est calculée à partir de l'image et aura une valeur plus faible en présence de caractéristiques telles que les frontières des objets. En général, la fonction d'énergie E_{ext} peut s'exprimer typiquement dans une image en ton de gris par deux possibilités. Dans le deuxième cas, l'image est lissée par une fonction gaussienne avec un certain écart-type avant l'application du gradient.

$$E_{ext}^{(1)}(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (1.25)$$

$$E_{ext}^{(2)}(x, y) = -|\nabla [G_\sigma(x, y) * I(x, y)]|^2 \quad (1.26)$$

Lors de la minimisation de E , le contour actif doit satisfaire l'équation d'Euler suivante :

$$\alpha x''(s) - \beta x'''(s) - \nabla E_{ext} = 0 \quad (1.27)$$

Cette équation exprime l'équilibre nécessaire entre les forces externes et internes. La force interne ($F_{\text{int}} = \alpha x''(s) - \beta x'''(s)$) permet de prévenir l'étirement et la flexion tandis que la force externe ($F_{\text{ext}} = -\nabla E_{\text{ext}}$) dirige le contour vers la région de l'image désirée.

Pour rendre le contour dynamique, c'est-à-dire rechercher itérativement les contours de l'objet, il suffit d'introduire un paramètre temporel et traiter x comme étant une fonction dépendante à la fois de s et de t . Lorsque la solution de $x(s, t)$ est atteinte en résolvant itérativement le système, le terme en fonction de t disparaît et permet d'obtenir la solution de l'équation 1.26. Cette formulation des contours actifs permet de segmenter l'image de manière assez efficace. Cependant, dans certains cas particuliers, la formulation de forces traditionnelles ne va pas permettre de segmenter des formes convexes (par exemple, les formes en « u »). De plus, dans la formulation traditionnelle des contours actifs, le champ de capture est plutôt limité, résultant avec une segmentation plutôt médiocre. Le contour actif est ainsi tiré et poussé simultanément et ne convergera jamais à l'intérieur de la forme en « u ». Pour pallier à ces limitations, Xu et Prince ont proposé une approche permettant de modéliser une nouvelle force statique qui remplace la force externe $F_{\text{ext}} = -\nabla E_{\text{ext}}$. Cette nouvelle force, appelée gradient de flux vectoriel ou gradient *vector flow* (GVF) est calculée comme étant la diffusion des gradients d'une image 2-D (en tons de gris ou en noir et blanc). L'avantage de cette méthode est de pouvoir considérer la frontière d'une zone d'intérêt, non plus comme une délimitation arbitraire, mais comme une fonction à optimiser pour déterminer le vrai contour. L'inconvénient majeur de cette technique consiste au fait que les images radiographiques comportent des structures superposées, ce qui peut mener la technique à identifier des faux contours, difficiles à écarter du processus de détection.

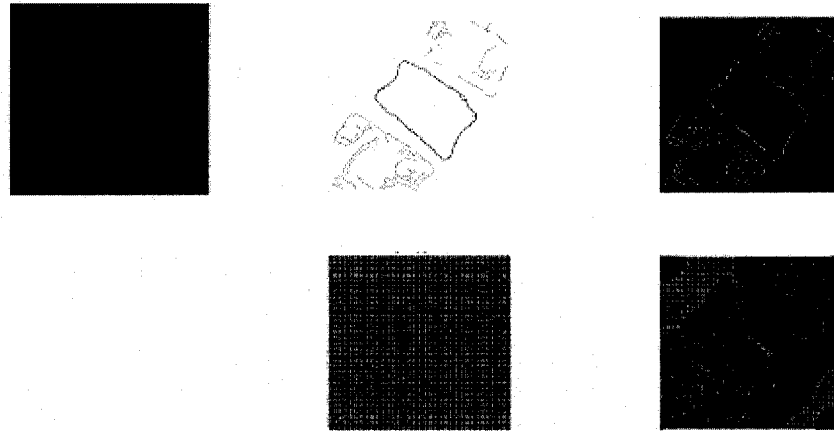


Figure 1.29 Détection de contour à l'aide
des contours actifs (contours actifs avec GVF)

1.8 Synthèse de la revue des connaissances

La présente revue de littérature a permis d'aborder plusieurs sujets cliniques et techniques dans différents domaines d'application pertinents à ce projet de recherche. Premièrement, une revue de la terminologie 2-D et 3-D en SIA a permis une familiarisation avec les différents concepts médicaux. En deuxième lieu, une présentation des différents outils 2-D permettant de quantifier les déformations a été réalisée, pour ensuite introduire les concepts 3-D reliés à l'étude des déformations complexes rachidiennes. En troisième lieu, une revue des différents systèmes de classification clinique existants en scoliose ainsi que leurs limitations ont permis de cibler la pertinence clinique de ce projet.

Afin de pouvoir augmenter la fiabilité des systèmes de classification existants, des algorithmes informatiques ont été proposés pour l'inférence des classes à partir des critères cliniques. Cependant, ces algorithmes ne considèrent pas toute la variabilité observable au niveau de la SIA et peuvent parfois être confrontés à des cas limites (ou frontières) sans pouvoir les détecter correctement. Les algorithmes de reconnaissance des formes, quant à eux, sont spécialement conçus pour tenir compte de la variabilité

statistique dans l'inférence d'une classification et associer des valeurs de probabilité aux résultats obtenus.

Finalement, dans le but de conduire des études rétrospectives ou de classer rapidement de nouveaux cas cliniques, une revue des différentes techniques de traitement et de segmentation d'images a été réalisée pour mieux cerner les différents aspects qui seront impliqués dans la conception d'un système complet de reconnaissance des colonnes vertébrales. La plupart des algorithmes disponibles dans la littérature permettent d'effectuer une interprétation des images, mais le plus souvent sur des cas théoriques, synthétiques ou non pathologiques. De fait, les cas médicaux complexes et/ou pathologiques ne sont pas très documentés dans la littérature.

CHAPITRE 2 PROBLÉMATIQUE, HYPOTHÈSES, OBJECTIFS ET MÉTHODE GÉNÉRALE

2.1 Problématique

La revue de littérature a démontré que la classification en scoliose idiopathique est une question toujours en suspens et que les différents systèmes de classification existants ont été conçus principalement pour guider la stratégie opératoire. La classification des courbures scoliotiques demeure également basée sur l'observation de critères bien définis en 2-D, mais peu décrits en 3-D.

La base de communication entre experts pour le diagnostic demeure la radiographie 2-D, utilisée de routine en clinique. Historiquement, la classification en scoliose idiopathique a été réalisée par un regroupement d'experts qui analyse un ensemble de patients présentant des déformations couramment observées parmi l'ensemble de la population. De plus, l'observation de cas typiques permet une évaluation qualitative d'une distribution statistique. Aucune étude n'a encore porté sur l'évaluation quantitative des classifications d'une manière qui soit globale et basée sur la forme 3-D de la colonne. De plus, les systèmes de classification existants présentent de la variabilité intra et interobservateur, chose grandement débattue lors de l'évaluation de ces systèmes. Une première question est posée : Est-il possible de diminuer la variabilité intra et interobservateur des systèmes de classification en SIA?

L'identification de la courbure centrale (définie par les centroïdes des corps vertébraux) est requise pour déduire le type de courbure. Une intervention manuelle est donc nécessaire pour pouvoir identifier cette courbure sur la radiographie PA. Pour permettre l'automatisation complète du processus, il serait souhaitable de pouvoir faire une détection automatique de la courbure centrale par des techniques d'imagerie. L'image

radiographique présente plusieurs caractéristiques qui rendent parfois difficile la détection des structures anatomiques, même par un observateur expérimenté. Les occlusions, les superpositions et le bruit inhérent aux radiographies nuisent grandement à la détection et à l'interprétation précise des repères anatomiques. Une deuxième question peut alors être formulée : **Les techniques d'imagerie actuelles permettent-elle d'effectuer une identification automatisée de certains repères pouvant mener à l'inférence automatisée du type de courbure clinique?**

D'autre part, peu de recherches en classification de la scoliose ont été conduites en considérant la troisième dimension, faute de données appropriées. Cependant, une large quantité de données 2-D (issues des radiographies postéro-antérieure et latérale) est disponible mais n'est pas systématiquement exploitées en 3-D. Ainsi, en utilisant une technique d'évaluation 3-D, la troisième question se pose : **Existe-il des patrons de courbure 3-D et est-ce possible de les identifier afin de développer une classification 3-D?**

2.2 Hypothèses

En considérant la problématique exposée dans la section précédente, les trois hypothèses suivantes peuvent être formulées :

Hypothèse 1. La variabilité intra et interobservateur des systèmes actuels de classification des courbures en SIA est largement débattue. L'introduction d'un algorithme d'IA pour assister le clinicien permettrait de diminuer la variabilité intra et interobservateur.

Cette hypothèse ouvre la voie au développement d'un outil informatique d'assistance clinique possédant une logique permettant d'identifier certains paramètres cliniques pour concevoir un système de classification présentant une variabilité moindre que celle basé uniquement sur l'identification visuelle. Ainsi, en introduisant des algorithmes d'IA

intégrant une modélisation de la connaissance qui permet d'inférer une appartenance de classe avec une précision égale ou supérieure à l'observation humaine, il est possible de diminuer grandement la variabilité associée à la classification en SIA et de quantifier par des observations objectives les paramètres cliniques de la décision clinique.

Hypothèse 2. Des outils informatiques basés sur la reconnaissance des formes et le traitement d'image peuvent aider à la conception d'un système de classification permettant de traiter une grande quantité d'information et d'y identifier des patrons spécifiques de courbures scoliotiques de manière quantitative.

Cette hypothèse comporte deux volets bien distincts. Le premier volet se situe au niveau de la reconnaissance des formes appliquée à l'identification de structures anatomiques. En introduisant une étape de prétraitement pour automatiser la détection manuelle, il est possible de détecter à l'aide de techniques informatiques de rehaussement d'image la forme générale de la colonne et ensuite d'inférer l'appartenance ou non à une classe donnée.

Le deuxième volet consiste à vérifier si les différentes techniques statistiques de reconnaissance de formes statistiques permettent de quantifier la distribution des courbures scoliotiques, soit parmi l'ensemble de la population, ou soit parmi un sous-ensemble identifié par une classification existante (ex. classification de Lenke et coll. ou King et coll.).

Hypothèse 3. La classification 2-D de la colonne vertébrale à partir de radiographies conventionnelles a tendance à trop simplifier la complexité inhérente aux déformations scoliotiques 3-D. Une analyse purement 3-D permettrait de poser les bases pour la conception d'un système de classification complet.

La nature tridimensionnelle de la scoliose idiopathique implique le besoin d'exprimer celle-ci avec des termes utiles aux cliniciens. En raffinant les systèmes de classification existants par l'ajout de caractéristiques 3-D, soit par la sous-classification d'une classification existante ou soit enfin par l'élaboration d'une nouvelle classification, il est possible d'obtenir un système de classification pertinent. En vérifiant l'hypothèse 3, il est possible de caractériser en 3-D les courbures et ainsi de déterminer de façon concrète la stratégie opératoire, qui est de nature 3-D également.

2.3 Objectif

L'**objectif général** de ce projet de recherche consiste, d'une part, à améliorer la reproductibilité des systèmes de classification 2-D existants en SIA en appliquant des techniques d'IA, et d'autre part, à reconnaître les patrons de déformations rachidiennes 3-D sous-jacents aux déformations visibles en 2-D. Cet objectif général se divise en **3 objectifs spécifiques**, qui sont décrits dans les sections suivantes et illustrés dans la Figure 2.1.

2.4 Objectifs spécifiques

2.4.1 Objectif spécifique 1 : Développement de techniques d'IA permettant de diminuer la variabilité intra et interobservateur de la classification en SIA

Les systèmes de classification proposés dans la littérature sont basés sur l'évaluation 2-D par des cliniciens d'un certain nombre de radiographies de patients atteints de scoliose. Ces systèmes de classification sont reconnus pour avoir une grande variabilité intra et interobservateur et ne couvrent pas adéquatement les différents patrons observables. En premier lieu, une étude préliminaire est effectuée pour quantifier la nature de la variabilité intra et interobservateur lors de l'évaluation d'un critère de la classification de Lenke et coll., soit le critère lombaire (**article 1**). Plusieurs études se sont penchées soit sur l'évaluation de la variabilité de la classification de King et coll., soit sur l'évaluation de la classification de Lenke et coll. L'idée sous-jacente de ces

études est que l'observation par un observateur humain, même expérimenté, ne permet pas de donner un résultat totalement répétable. De plus, dans cette étape de notre démarche, une méthode d'IA est proposée pour généraliser un des critères de la classification de Lenke 2-D (le critère lombaire) en 3-D. En comparant notre algorithme avec la performance du regroupement d'experts, il s'avère que cette technique d'IA nous permet de réduire la variabilité intra et interobservateur à une erreur de mesure 3-D sur le critère lombaire.

Il est également possible, à l'aide de tels algorithmes, de calculer des paramètres cliniques basés sur la forme géométrique et ensuite d'en trouver le type clinique selon la classification de King et coll. telle que décrite par Stokes et coll. (Stokes et Aronsson, 2006). À partir de cette inférence, il est également possible de pousser plus loin l'analyse et d'identifier des courbures 2-D qui sont similaires pour permettre une évaluation quantitative des courbures scoliotiques. Ainsi, en second lieu, des techniques d'apprentissage supervisé sont appliquées pour investiguer la distribution spatiale des différents cas représentatifs en SIA pour chacun des systèmes de classification 2-D (**annexe 1, résumé 1**). Une classification basée sur des caractéristiques de formes a été réalisée en utilisant des algorithmes d'apprentissage supervisé pour prédire l'appartenance à une classe d'un système de classification clinique en fonction de la connaissance *a priori* des différents patrons observables en cliniques. Une méthode exploitant des caractéristiques 2-D, basée sur les SVM, permet une meilleure généralisation à l'aide d'une fonction noyau permettant de projeter les données (indivisibles dans l'espace d'entrée) dans un espace linéairement séparable. L'utilisation de techniques d'apprentissage supervisé pour prédire l'appartenance de classe nécessite une bonne connaissance des différentes classes cliniques existantes. La conception et l'implantation d'un premier système de reconnaissance des formes basé sur les SVM a permis de classer les courbures scoliotiques selon un des différents systèmes de classification cliniques définis dans la littérature (King et coll.). Cependant, il demeure

essentiel qu'un observateur identifie la courbure scoliotique sur la vue PA, d'où l'introduction d'un biais additionnel pour l'inférence du type de courbure.

2.4.2 **Objectif spécifique 2 :** Conception et développement d'une technique permettant l'automatisation de la détection de la colonne vertébrale sur une radiographie 2-D

Dans cette partie du projet, des filtres couramment utilisés en traitement d'image sont introduits dans le but de rehausser chacune des images radiologiques et ainsi faciliter l'opération subséquente de détection automatique. Les paramètres des filtres sont ajustés en fonction de l'histogramme de l'image originale. Un filtre de restauration, basé sur un couplage entre un filtre de choc et un filtre de diffusion, permet de rehausser les contours et d'obtenir une meilleure détection de la courbure scoliotique. Une étude préliminaire a permis d'évaluer les paramètres optimaux à utiliser pour filtrer l'image radiologique. Un premier travail intégrant un filtre de choc ainsi qu'une diffusion anisotrope complexe nous a permis de comprendre les effets des différents filtres sur des images synthétiques. Une validation avec des images réelles a permis de statuer que la diffusion complexe permettait de mettre davantage en valeur les contours des objets à détecter sur l'image radiographique originale.

Il a été démontré que la colonne vertébrale pouvait être considérée comme un ensemble de vertèbres disposées selon une répartition plus ou moins continue par Novosad et coll. De plus, l'acquisition de radiographies est un processus normalisé et l'image résultante comporte des caractéristiques récurrentes d'une image à l'autre. Il est alors possible d'exploiter cette récurrence pour détecter automatiquement la courbure scoliotique en explorant la position probable des points successifs de la courbure scoliotique. Un premier algorithme a donc été proposé pour la détection et consiste à chercher un point de départ automatiquement (par exemple, le bord de la tête ou le cache pelvien), puis de chercher la direction probable de la colonne en trouvant le centroïde du corps vertébral dans l'image traitée au préalable avec un détecteur de contours (voir **annexe 2, résumé**

2). Cette technique comporte plusieurs limitations, dont une sensibilité accrue à l'identification du point de départ et du point d'arrivée.

Une deuxième technique a donc été proposée qui consiste à exploiter les connaissances *a priori* de l'image dans une banque de données radiographiques d'identification manuelle de repères anatomiques. Plusieurs radiographies de patients ont été manuellement annotées en vue de pouvoir reconstruire en 3-D la colonne vertébrale. En utilisant l'information *a priori* de cette identification, il est possible d'enrichir le processus de détection en déduisant quelle région de l'image est susceptible de contenir une vertèbre et de cumuler, sous forme de votes, cette probabilité pour identifier la ligne centrale de la colonne vertébrale scoliotique (voir **article 2**). En plus de caractériser la forme de la colonne vertébrale, il est possible de connaître également le niveau où la détection est effectuée, donc de permettre une identification approximative de la localisation du corps vertébral. En appliquant des techniques courantes de détection (amincissement, contours actifs, etc.), il est possible de trouver les vrais contours des corps vertébraux pour assurer l'exactitude du centroïde trouvé et ensuite d'interpréter automatiquement la courbure scoliotique. Une technique basée sur un modèle de connaissance *a priori* de la numérisation 2-D a permis de guider davantage l'algorithme et par la même occasion d'améliorer la détection automatique. L'aspect probabiliste permettrait d'identifier certains cas ambigus et de les rediriger par exemple vers un expert humain.

2.4.3 Objectif spécifique 3 : Investigation d'algorithmes informatiques pour l'identification de patrons 3-D afin de poser les bases d'une classification 3-D

Les systèmes de classification en SIA proposés dans la littérature sont basés sur l'évaluation 2-D par des cliniciens d'un certain nombre de radiographies de patients atteints de scoliose. Ces systèmes de classification sont reconnus pour avoir une grande variabilité intra et interobservateur et ne couvrent pas adéquatement les différents patrons observables. Pour permettre une évaluation quantitative des patrons 3-D, des techniques d'apprentissage non supervisé ont été appliqués pour étudier la distribution

spatiale des différents cas représentatifs de scoliose pour chacun des systèmes de classification existants en 2-D et en 3-D (**article 3**).

Plusieurs études sur la variabilité 3-D ont été conduites, mais aucune d'entre elles ne dresse les fondements pour bâtir une réelle classification 3-D clinique. La principale raison de cette lacune provient de la complexité propre à la visualisation et à l'interprétation de colonnes vertébrales en 3-D. En évaluant leur variabilité 3-D de manière quantitative, il est possible de trouver les patrons les plus représentatifs, ou mieux encore, de guider un expert à le faire. Une classification basée sur des caractéristiques de formes a été réalisée en utilisant des algorithmes d'apprentissage supervisé (**annexe 1, résumé 1**). Ceci nous permet de prédire l'appartenance à une classe dans un système de classification clinique en fonction de la connaissance *a priori* des différents patrons observables en clinique. Cette étude a permis de conclure sur la nécessité d'une analyse 3-D dans la classification de courbures scoliotiques, et par conséquent la nécessité de construire de nouveaux systèmes de classification adaptés au 3-D. Ainsi, l'élaboration d'une classification à partir de caractéristiques purement 3-D est investiguée dans l'**article 3**. Des techniques d'apprentissage non-supervisé sont utilisées pour identifier les groupements les plus significatifs selon différents critères. En évaluant la distribution statistique dans un espace n-dimensionnel, il est possible d'évaluer la dispersion autour de la moyenne d'une distribution donnée. Afin de trouver une classification adéquate, une étude a été réalisée en utilisant des algorithmes d'apprentissage non supervisé. L'utilisation d'un algorithme de groupement (clustering) a été explorée dans le but d'inférer automatiquement une classification 3-D des courbures scoliotiques.

La dernière composante clinique de ce projet porte sur l'étude 3-D, au sein d'une population bien identifiée, des courbures simples de type thoracique droite, ou courbures de type Lenke 1 (**article 4**). La prévalence de ces courbures, évaluée à plus de 51% au sein d'une population de 606 patients par Lenke et coll., est plus élevée que les autres

types de courbure. Dans notre cas, nous avons cumulé plusieurs cas de Lenke 1, reconstruits en 3-D et validés par un regroupement de chirurgiens du rachis, membres de la SRS. Cette base de données 3-D constitue une des premières bases de connaissance 3-D validées sur les colonnes scoliotiques idiopathiques. L'ensemble des cas identifiés comme étant représentatifs de la population des courbures Lenke 1 a été évalué selon les paramètres définis dans la littérature et selon une nouvelle technique d'évaluation de la torsion géométrique. Ceci permettant de comprendre le phénomène 3-D d'un point de vue géométrique et ainsi de rendre accessible aux cliniciens cet indice qui est *a priori* peu intuitif.

2.5 Approche générale du projet

La classification des courbures scoliotiques est essentielle pour la planification de traitements médicaux et a été longtemps uniquement associée au traitement chirurgical. Plusieurs systèmes de classification, basés sur l'identification de caractéristiques sur la radiographie frontale ou latérale, ont été proposés. Mais ces systèmes demeurent controversés à cause principalement de leur faible reproductibilité intra et interobservateur. De plus, les systèmes de classification sont basés sur les radiographies 2-D et ne représentent que partiellement la réalité 3-D des déformations scoliotiques. L'analyse 3-D des courbures scoliotiques est à présent possible grâce aux progrès réalisés en vision par ordinateur. Les techniques issues de ce domaine permettent à présent une reconstruction 3-D de la colonne à partir de vues radiographiques. Ainsi, il est possible de proposer des outils informatiques aux cliniciens leur permettant d'améliorer le diagnostic et le traitement de la SIA.

La radiographie numérique est la technique d'imagerie médicale la plus utilisée dans le domaine des déformations scoliotiques. Un total de 30 000 de ces radiographies a été archivé depuis 1992 au CHU Sainte-Justine, la majorité des patients présentant une indication de déformation du rachis. De plus, 3 000 reconstructions 3-D ont été effectuées pour divers projets de recherche au sein du LIS3D. À ce jour, aucune étude

n'a pourtant été effectuée pour établir une classification 3-D en scoliose idiopathique. Pour ce projet de recherche, étant donné la grande quantité de données disponibles, la possibilité de pouvoir automatiquement identifier des repères anatomiques et de pouvoir générer une quantité appréciable de données 3-D de bonne qualité permettrait, entre autres, de faciliter l'introduction de l'évaluation 3-D et ainsi d'augmenter les connaissances 3-D des colonnes scoliotiques. Par la suite, en utilisant une technique de reconnaissance des formes non supervisées, il est possible de trouver les patrons de courbures 3-D les plus représentatifs. En extrapolant ces résultats vers le domaine clinique, il sera possible d'établir une classification clinique 3-D qui serait statistiquement significative et qui pourrait mener à l'étude 3-D de la progression des déformations lorsque le processus de reconstruction sera totalement automatique.

Le premier objectif spécifique de ce projet de recherche est de permettre le développement d'une technique pour réduire la variabilité des classifications, de manière automatique. Un critère de la classification de Lenke a été investigué, à savoir le critère lombaire pour évaluer si l'introduction d'une assistance informatique permet d'améliorer de façon significative la variabilité intra et interobservateur, faiblesse longtemps critiquée pour la classification en SIA. Cette étude est présentée dans l'**article 1**. Une deuxième expérience a été menée, pour déterminer si des connaissances *a priori* provenant d'experts pourraient améliorer un algorithme informatique pour la reconnaissance des courbures scoliotiques. Pour ce faire, une méthode basée sur les SVM et sur des connaissances *a priori* a été exploitée sur la vue radiographique postéro-antérieure (**annexe 1, résumé 1**). Cette technique a permis de déterminer que des algorithmes de reconnaissance des formes peuvent être utilisés pour assister le jugement clinique lors de la classification en SIA.

Le deuxième objectif consiste à concevoir une technique d'identification automatisée de la courbure scoliotique sur une vue radiographique. Une première technique basée sur le traitement de l'image a permis de détecter une approximation de caractéristiques de départ et d'arrivée pour la détection progressive de la colonne (**annexe 2, résumé 2**). Cependant, cette technique requiert une identification précise des repères de départ et d'arrivée pour assurer sa convergence. Ainsi, une technique innovatrice de détection exploitant des connaissances *a priori* d'identification a aussi été proposée (**article 2**). Cette technique a permis avec succès de déterminer la courbure scoliotique à chacun des niveaux vertébraux, ce qui serait difficilement réalisable avec des techniques conventionnelles de traitement de l'image (seulement les niveaux cervicaux et lombaires sont considérés dans la littérature).

Finalement, pour pouvoir comprendre les déformations 3-D sous-jacentes de la colonne en SIA, il est nécessaire d'avoir une connaissance de la distribution 3-D des courbures scoliotiques, objectif réalisé dans le troisième article (**article 3**). Cette étude a été réalisée dans le but d'évaluer si des algorithmes d'apprentissage non supervisé permettraient d'identifier la distribution 3-D d'un sous-ensemble de la population scoliotique. Par la suite, une étude de variabilité pour le type Lenke 1 est présentée (**article 4**) afin de vérifier s'il existe des patrons de formes 3-D distincts au sein d'un groupe de patients de cette classe.

Les différentes étapes du projet et les résultats sont discutés sous forme d'articles dans le Chapitre 3 (**objectif spécifique 1**), dans le Chapitre 4 (**objectif spécifique 2**) et dans les Chapitres 5 et 6 (**objectif spécifique 3**). En terminant, une discussion, une conclusion et des recommandations sont présentées dans les Chapitre 7 et 8.

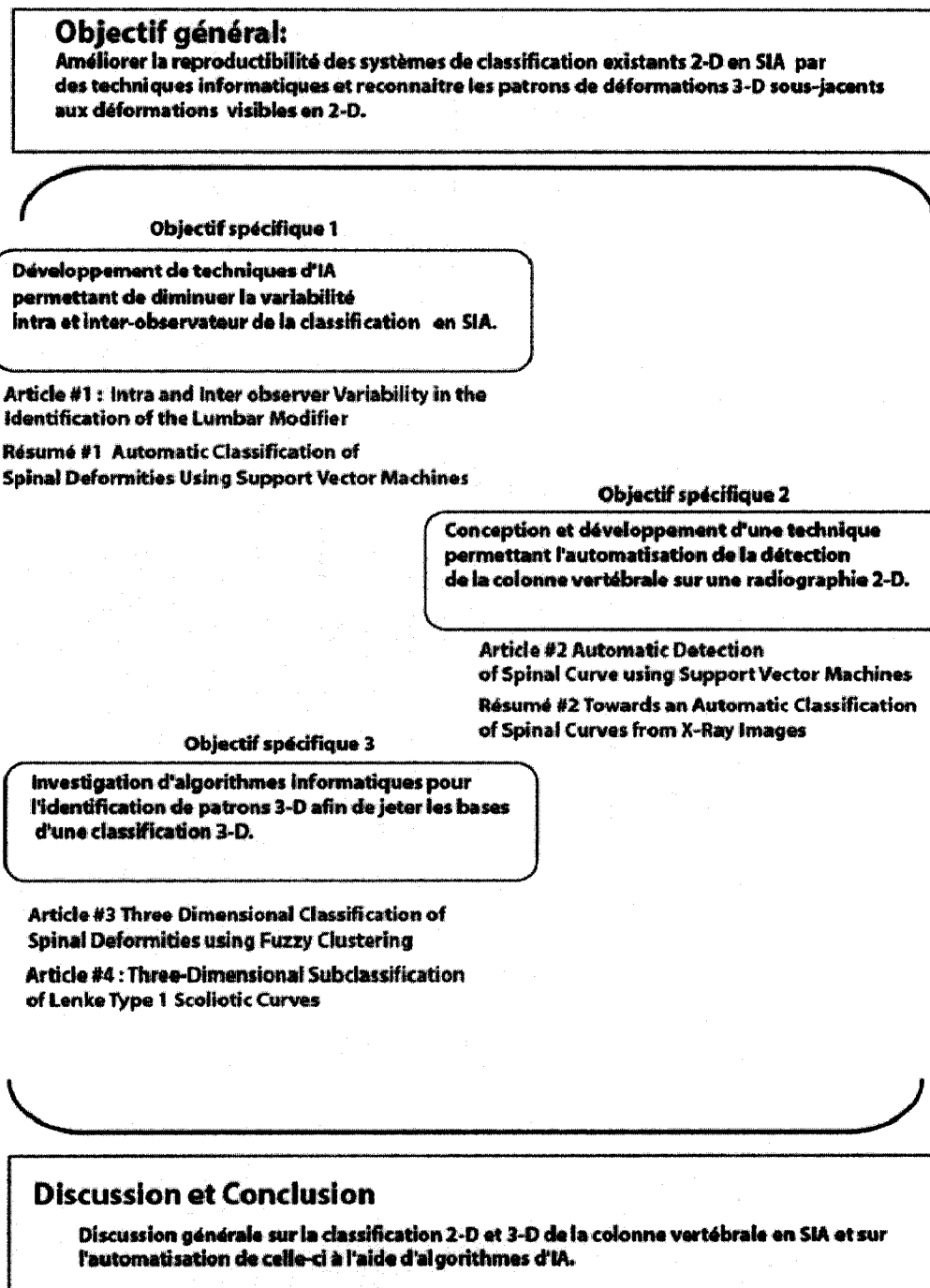


Figure 2.1 Organisation méthodologique de la thèse en fonction des objectifs.

CHAPITRE 3 PRÉSENTATION DE L'ARTICLE 1 – INTRA AND INTEROBSERVER VARIABILITY IN THE IDENTIFICATION OF THE LUMBAR MODIFIER.

La contribution du premier auteur à la préparation et à la rédaction de cet article est évaluée à 90 %. Cet article a été soumis pour publication à la revue « Journal of Spinal Disorders and Techniques» au mois de septembre 2007.

Remarques : Ce premier article présente un étude visant à évaluer la variabilité intra et interobservateur pour l'identification du critère lombaire chez une population de patients scoliotiques de type Lenke 1 par un regroupement d'experts. L'article propose également un algorithme pour l'inférence de ce critère en 3-D et permettant par la même occasion de réduire la variabilité à une incertitude reliée à l'erreur de mesure plutôt qu'à l'évaluation visuelle, qui est difficile autant en 2-D qu'en 3-D.

Intra and Inter- Observer Variability in the Identification of the Lumbar Modifier.

Luc Duong, BEng,^{1,3} Farida Cheriet, PhD^{1,3}, Hubert Labelle, MD,^{1,2,4} K. Cheung MD⁴, M. Abel MD⁴, P. Newton MD⁴, R. McCall MD⁴, L. Lenke MD⁴ and I. Stokes, PhD⁴

¹ Research Center, Hôpital Sainte-Justine, 3175 Côte-Sainte-Catherine, Montréal, Québec, Canada, H3T 1C5.

² Department of Orthopaedic Surgery, Université de Montréal, PO Box 6128, Station Centre-ville, Montréal, Canada, H3C 3J7.

³ Department of Computer Engineering, École Polytechnique, PO Box 6079, Station Centre-ville, Montréal, Québec, Canada, H3C 3A7.

⁴ Scoliosis Research Society Committee on 3-D Classification

The manuscript submitted does not contain information about medical device.

This research was funded by the Scoliosis Research Society and MENTOR, a strategic training program of the Canadian Institutes of Health Research.

Address correspondence and reprint requests to:

Hubert Labelle, MD

Division of Orthopedics, Hôpital Sainte-Justine

3175 Côte-Sainte-Catherine

Montréal, Québec

Canada H3T 1C5

Tel.: 514-345-4931 #4876

Fax: 514-345-4755

Email: Hubert.Labelle@recherche-ste-justine.qc.ca

Abstract

Study design. Interobserver and intraobserver reliability study of the identification of the lumbar modifier in Lenke classification by a panel of experts in Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) and a computer algorithm.

Objectives. To determine causes of misinterpretation of the lumbar modifier and to propose a new 2-D/3-D technique to increase accuracy in the identification of the lumbar modifier.

Summary of Background Data. Several classification systems based on identification of key features from frontal and sagittal x-rays have been proposed, but remain controversial due to their relatively low inter and intra-observer reliability. Classification in AIS has been investigated in two ways: either study on the development of the classification system or on their intra- and inter-observer reliability. The identification of the lumbar modifier is a simple criteria for the preoperative planning of surgical correction of AIS. However, several studies reported different reliability results even for the lumbar modifier.

Methods. Radiographs of AIS patients were evaluated by a panel of experts in term of the lumbar modifier. Six orthopedic surgeons independently evaluated preoperative radiographs of 68 patients presenting a Lenke type 1 curve. The observers re-evaluated the radiographs six month later. Intra- and inter-observer reliability was quantified using the percentage of agreement and kappa statistics. Moreover, lumbar curve was reconstructed in 3-D using a stereo radiographic technique and was submitted to a computer algorithm to infer the lumbar modifier according to measurements from the pedicles.

Results. Inter-observer rate for the first trial showed a mean kappa value of 0.56. Second trial rates were higher with a mean kappa value of 0.64. Intra-observer rates presented a mean kappa value of 0.69. The computer algorithm was successful in identifying the lumbar curve type and was in agreement with the observers by a proportion up to 93%.

Conclusions. Classification of the lumbar curve segment of patient with a Lenke type 1 curve was investigated by a panel of experts and by a computer algorithm. Intra- and inter-observer rates were found to be in accordance with previous studies. Hence a computer approach might be useful to increase reliability by assisting the clinician to better evaluate 2-D and/or 3-D key features and then to obtain the optimal surgical strategy. *Key Words:* *curve classification; idiopathic scoliosis; observer variation.*

Key Points

- Intra- and inter-observer reliability of the lumbar modifier in Lenke type 1 curve was investigated using kappa statistic.
- Six observers identified the lumbar modifier of sixty eight posteroanterior (PA) and lateral (LAT) radiographs at two different times.
- A rule-based computer algorithm was devised to infer the lumbar modifier according to stereo radiographic 3-D reconstruction of the lumbar segment.

Precis

Intra- and inter observer reliability of the identification of the lumbar curve was assessed by a panel of experts. Radiographs of sixty eight patients presenting a Lenke type 1 curve were submitted for classification to the experts in digital format. Reliability was quantified using kappa statistics and the percentage of agreement. A computer algorithm was devised to automatically infer the lumbar modifier of a scoliotic curve according to the relative positions of the pedicles.

3.1 Introduction

Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) is characterized by a lateral shift of the spinal curve in the frontal plane, associated with a major 3-D deformity of the trunk [1, 2]. Historically, classification of scoliosis was built upon the review by experts of 2-D conventional radiography, which at the time was the only available imaging modality.

Consequently, a first uniplanar classification (2-D) was proposed by King *et al.* and was mainly oriented towards the classification of thoracic curves in the coronal plane for the Harrington instrumentation [3]. In addition of covering a limited amount of curve patterns, inter- and intra- observer variability of King *et al.* classification was a major concern (kappa value of 0.44 and 0.49)[4]. Cumming *et al.* [5] found similar results (kappa value 0.44 and 0.64) while Richards *et al.* [6] reported slightly higher reliability (kappa value 0.61 and 0.81). These radiographic studies are compared using the kappa statistics [7] an indicator of agreement between several observers (kappa value of 1.0 is perfect agreement and 0.0 is a total disagreement). Only 2-D measurements were considered to build the classification system, without any concern about the sagittal profile, which was found to be different among King curve types.

A first biplanar classification (2 x 2D) was then proposed by Lenke *et al.* [8] to overcome King *et al.* limitations and consequently to include a wider range of curve patterns reaching a good-to-fair interobserver and intra observer. Lenke *et al.* refined King *et al.* classification with clinical parameters describing the lumbar segment of the curve on the coronal plane and also the thoracic sagittal segment. Sagittal thoracic based on the kyphosis (+/-N) and lumbar modifiers (A, B, C) were then introduced to characterize the overall curve shape. These parameters allowed being able to communicate among clinicians the overall shape as opposed as using only a local parameter such as the Cobb angle [9]. Lenke classification showed better reliability than King's classification. The original report of Lenke *et al.* with seven observers reported an intra-observer kappa value of 0.89 and inter-observer kappa value of 0.74. However, this result was achieved by observers directly involved with the design of the classification system and thus highly familiar with some subtlety of the classification. Several independent studies were conducted afterwards and showed similar reliability. Ogon *et al.* [10] reported a kappa value of 0.62 (intra) 0.73 (inter) while Richards *et al.* [6] reported 0.50 (intra) and 0.60(inter). Although being widely accepted, Lenke *et al.* classification may lead to some misinterpretation of some clinical key features. Each

parameters of the classification (curve type, lumbar modifier, sagittal modifier) may influence differently the classification process.

A computerized approach for the inference of King classification was proposed by Stokes *et al.* [11, 12] to increase reliability in the evaluation of classification. Several rules, found in the original article of the King classification [3], were formalized to build a computer algorithm that can be implemented in any software package. This algorithm was specifically designed for a given task and can be executed with a higher reproducibility than manual measurements with the observer interpretation. Using their algorithm, they were able to increase reliability of King classification to a kappa value of 0.82 (inter) and 0.85 (intra).

Therefore, the goal of this study is first to investigate intra- and inter-observer reliability of a single feature of the Lenke classification by a panel of experts: the identification of the lumbar modifier (A, B, C). Then, the second objective of this study is to determine causes of misinterpretation and to propose a new technique based on 2-D/3-D measurements to increase accuracy in the identification of the lumbar modifier. This second objective is to reduce the impact of misinterpretation associated with variability using a computer tool to assist the clinician to visualize the lumbar modifier and to accurately locate its 3-D location in space. Finally, this study investigates also the relevance of using a software application to increase intra and inter-observer reliability of the identification of a single criterion of Lenke *et al.* classification, namely the lumbar modifier.

3.2 Materials and Methods

3.2.1 Sample description

A total of sixty eight patients affected with AIS were selected from a database of posteroanterior (PA) and lateral (LAT) radiographs collected from 1994. Inclusion

criteria were a diagnosis of AIS with a Lenke 1 curve type, a good-to-fair visibility of the pelvis, the femoral heads and C7 to L5 vertebral levels on the radiographs. The main thoracic curve of the patients included in this study presented a mean Cobb angle value of 47.3 ± 10.0 degrees and ranged up to 76 degrees. The apexes of the curves were located mostly at the vertebral body of T8 (50%), T7 (26%) and T9 (16%) level. All radiographs were carefully reviewed in order to include only patients presenting a Lenke 1 curve type for an ongoing project with the SRS Sub-committee on 3-D Scoliosis Classification. Since its high prevalence in AIS (reported as 51% of 606 patients), Lenke 1 scoliotic curve were selected to be collected first.

Observer evaluation

The identification of the lumbar modifier is simple criteria for the preoperative planning of surgical correction of AIS. However, several studies reported different reliability results even for the lumbar modifier. Digital PA and LAT radiographs were submitted for evaluation to a panel of expert composed of seven experimented spine surgeons and one engineer. They independently evaluated the preoperative radiographs of the sixty eight patients described above. Radiographs of AIS patients were evaluated without any prior marking to identify the lumbar modifier (A, B, C). This clinical feature of the Lenke classification is based on the relative position of the pedicles from the Central Sacral Vertical Line (CSVL). The CSVL originates at the center of the S1 endplate and was drawn parallel to the vertical edge of the x-ray towards the head. Three distinct curve patterns were then identified. For lumbar modifier A, the CSVL falls in between the pedicles of the lumbar vertebrae. For modifier C, the CSVL passes completely off both pedicles (complete apical translation from the CSVL). For modifier B, the CSVL touches one of the pedicles of the apex of the curve [8, 10, 13]. Another trial was performed six month later, using the same radiographs but presented in a different order. The second evaluation was performed with six of the eight observers. Since two of the original eight observers were not available to re-evaluate six month later the radiographs, only the six observers that completed the second trial are considered. In the

first and second trials, computerized Cobb angles and location of the apex on the PA view of the main thoracic (MT), the proximal thoracic (PT) and thoracolumbar/lumbar curve (TL/L), were submitted with the radiographs to the observers.

3.2.2 Inter- and intra-observer reliability

Three methods of evaluation were used for evaluate the inter observer reliability. The first, the overall percentage of agreement is the mean value of accurately labeled radiographs. The second was the reliability of the classification, quantified using kappa statistics[7]. Kappa coefficient is statistical tool used generally in radiographic studies to measure intra and inter-observer variability, but unlike the percentage of agreement, considers the corrected percentage of agreement due to chance. Kappa coefficients are bounded by 0.0 (no agreement) to 1.0 (perfect agreement). Their interpretation can be summarized using bounding value as follow: slight: 0.00-0.20, fair: 0.21-0.40, moderate: 0.41-0.60, substantial: 0.61-0.80, almost perfect: 0.81-1.00 [14].

Finally, the third metric was the percentage of agreement against a gold standard which we consider being from the lead investigator of Lenke *et al.* classification. The observations of experts were after compared to the result of the measurements of the computer algorithm in the apical plane in order to compare the measurements against the observations.

3.2.3 Three-dimensional observation of the lumbar modifier

In addition of the visual 2-D evaluation by experts, the lumbar vertebrae were reconstructed in 3-D using a stereo radiographic technique and the lumbar segment was visualized in 3-D. Radiographs were also reconstructed in 3-D using the technique described by Delorme *et al.* [15] to obtain a 3-D representation of the spine with six anatomical landmarks (superior and inferior pedicles on the right and left side, superior and inferior center of end plates) per vertebrae. Vertebral level reconstructed ranged from C7 to L5. Radiograph calibration was performed using a radiographic setting that

includes two acrylic sheets mounted in the front and back of the apparatus. Lead beads (50) of 2 mm of diameters were embedded in both calibration sheets, and 3-D coordinates were precisely measured to allow the computation of a projection model to reconstruct 2-D landmarks in 3-D. Anatomical landmarks are first manually identified on both radiographs and are reconstructed in 3-D. Landmarks on the pelvis (S1, iliac crest and femoral heads) were also manually located on both views and reconstructed in 3-D. 3-D models obtained with this technique were represented with respect to the 3-D coordinates reference system defined by the Scoliosis Research Society [16]. The reference frame was defined with Z-axis oriented toward the head and X-axis oriented toward the front of the patient. The center of the sacral endplate (S1) was used as the origin of the coordinate system. In 2-D, the Central Sacral Vertical Line (CSVL) is defined as the midline of the curve, which originates from the center of S1 and is drawn parallel to the border of the radiograph. However, in 3-D, the CSVL parameter is yet to be defined. For this study, a 3-D midline was defined at the center of S1, which superposed the Z-axis of the 3-D reference frame. The origin of the CSVL was defined at the origin of the coordinate system (0, 0, 0), which is defined as the location of the center of S1 [13]. 3-D spine models were also normalized according to the length of C7-L5 to compare the relative magnitude of the deformity rather than the deformity itself.

3-D data is not widely used in a clinical setting and thus was not available to clinicians for visual inspection. In addition of visualizing in 3-D the whole spine, 3-D models allow to perform automatic computation of several clinical parameters. For instance, computerized Cobb angles on the PA view at different level: proximal thoracic (PT), main thoracic (MT) and thoracolumbar / lumbar (TL/L) were computed for each patient. The computerized Cobb angle is computed using inflexion points from the curve and angle from these inflexion points. Using a 3-D representation, features such as the lumbar modifier can be viewed in many plane of the 3-D space. For instance, the location of the lumbar apex can be represented relatively to the midline in the coronal view as well as on the apical view. Visualization of the 3-D coordinates of the pedicles

with respect to the CSVL was used to assist the observer in the identification of the lumbar modifier. Rather than using only the PA plane, the evaluation of the lumbar apex was performed also in the apical plane. The approach is not completely new, since Asher *et al.* proposed it in their study of the torsional aspect of the spine [17].

The apical plane not only allows discriminating if the pedicles of the apex of the lumbar curve are on the CSVL or away from the CSVL. A rule-based decision according to distance and orientation of pedicles was used to identify whether the pedicles are well aligned on the CSVL (A -modifier) or if the pedicles are away from the CSVL (C-modifier) (Figure 2). B-modifier in Lenke classification was rather difficult to discriminate and was performed using a distance criterion. The apical vertebrae was represented in 3-D using our reconstruction technique using six points per vertebrae, and a generic model was fitted on the digitized points to generate a personalized representation in 3-D including the pedicles width. The lumbar modifier (A, B or C) was determined by 3-D spatial measurements (Figure 2) of the pedicle border with the CSVL midline. To accommodate reconstruction error, a distance pedicle-CSVL inside a range of 3 mm was considered as being borderline (type B).

However, one other situation may occur: the apical vertebrae may be translated to the left (or to the right). The left (Case 2) pedicle were used as a reference for computing a ratio. In these cases, only type B or C may be attributed. Finally, to infer the lumbar modifier, each vertebral level was considered individually first, and then a voting algorithm was used to predict the right type by pondering of two factors: 1) the number of vertebrae crossing or not the midline and 2) the percentage of crossing. Moreover, the accuracy reported (3.3 ± 3.8 mm) of the 3-D reconstruction technique on the landmarks manually identified allows to accurately define a type according to the pedicles measurements [18]. Basically, using the apical plane for studying the position of the lumbar apex consists of enhancing the traditional bi-planar assessment, with a purely 3-D approach. Moreover, the 3-D projection of the 2-D CSVL in 3-D can be interpreted

as a plane (Figure 2). Statistical analysis and visualization software was performed using Matlab 6.5 (The Mathworks, MA, USA).

3.3 Results

Intra- and inter-observer results (5 expert spine surgeons and 1 engineer) are presented for the first and for the second series of measurements in Table 1. Results were organized by observer and mean percentage of agreement and kappa coefficients are computed against the rest. For the first trial, at least five observers over six of the observers were in disagreement for ten cases only, nine cases between the identification of modifier A and B and one case between C and B. For the second trial, eleven cases were ambiguous, nine between A and B and two between B and C. From these ambiguous modifiers, only three cases were incorrectly identified in both trials. Observers reached a perfect agreement (6/6) on 52.6% of the cases for the first trial and 57.4 for the second trial.

In the inter-observer trials, the mean percentage of agreement for the first trial ranged from 74.7% to 81.1%. The first trial showed a fair to substantial inter-observer reliability (0.37 – 0.72) while the second trial was slightly higher (0.44-0.79). These values are slightly lower to the finding of some of the previous studies. For instance, Lenke *et al.* [8] reported a kappa value of 0.80 for the identification of the lumbar modifier while Richards *et al.* reported a kappa value of 0.88 with an agreement of 93.2 % [6]. Our study shows a mean kappa value of 0.56 ± 0.08 with a mean agreement of $78.0 \pm 4.39\%$ for the first trial and a mean kappa value of 0.64 ± 0.11 with a mean percentage of 82.5 ± 5.7 for the second trial which is lower than what was previously reported in the literature. However, these finding correlate well with those of Ogon *et al.* [10] that reported a kappa coefficient of 0.69 for the identification of the lumbar modifier. Intra-observer rates reported by Ogon were 0.81 (0.54 to 0.91), slightly lower than kappa coefficient reported by Richards *et al.* (0.89) [6]. In our study, the mean intra-observer rate was evaluated at 0.69 ± 0.07 and ranged from 0.58 to 0.82.

Comparison with the gold standard and the computer-assisted technique is available in Table 2 for both series of measurements. Observers agreed with the gold standard (Section 2.4) from 75.4 to 82.5 % (mean: 78.6 %) and from 76.5% to 89.7% (mean: 83.2). Using the computer assisted technique, accuracy ranged from 82.5% to 93.0% (mean: 87.4 %) and 80.9 to 92.6 (mean: 86.3) against the observers.

3.4 Discussion

Classification is paramount in the evaluation of Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) and in most classification systems found in the literature, is directly linked to guidance of the surgical procedure. Several studies [3, 8, 19-21] attempted to propose a reliable classification system for Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) while several other studies concentrated their efforts on evaluating the reliability of such classification systems [4-6, 8, 10-12] and to show their relevancy in a clinical point of view. This great interest in classification shows a need for a simple and yet usable communication tool to guide the surgical procedure while installing instrumentation. Identification of the lumbar modifier appeared to be a simple feature to identify because almost no measurement is involved and visual inspection by an expert can be reliable enough. However, interpretation is still problematic while evaluating borderline cases, such as between modifier A and B or between modifier B and C. An important defining factor in Lenke *et al.* is the clarity of the definition of C modifier curves. According to Lenke *et al.*, in the original article and in the review of the article of Ogon *et al.* [10], apical vertebral translation of the apex is rather not very large in borderline cases and when in doubt between A-B or B-C, identifier B should be given. In summary, if there is any doubt that any portion of the lumbar apical vertebrae is in contact with the midline then type B is attributed.

Intra and inter-observer variability was investigated by collecting classification results of a single feature of Lenke classification, the lumbar modifier. This study showed that the inter-observer identification of lumbar modifier in Lenke classification is good to fair

(mean kappa 0.56 and mean agreement 78%) and that even if it is agreed that it is a simple feature to evaluate, it relies on some interpretation on borderline cases when the pedicles are near the CSVL. In our study, some variability could be attributed to the quality of the radiographs that ranged from good to fair. Moreover, measurements were performed on unmarked digital radiographs, which can lead to repeatability errors. For instance, intra observer was slightly higher than interobserver, but not as much as a previous study. This result might have occurred because the radiographs were in digital format and the users had to visually identify the CSVL and thus might introduce some variability between the two trials. The inter-observer variability observed in this study might be attributed to several factors. First, digital radiographs were provided without any software tool to rate their radiographs. Basic operations found on any commercial-based visualization platform were not available: identification of the CSVL, magnification of the lumbar apex, etc. Second, quality of the radiographs ranged from good-to-fair.

In our reconstruction technique, the width of the pedicle is considered and was obtained using prior knowledge from a template model and an arbitrary distance rule to determine type B curves from type A and C. Special attention must be given in borderline cases, since ambiguous case could be either of type A or type C. In our approach, however, this parameter can be managed using the distance criterion as a probability of being either a true A or a true C can be attributed using the width of the pedicle. Rotation of the lumbar vertebrae could be also investigated, however, rotational measurements is known to be less reliable with our reconstruction technique [18].

Interpretation of the orientation of the CSVL is also a major concern, which introduces a bias in the visual identification. In the current study, we assumed that the “true” midline was originated from S1 and parallel to the radiographs, but it is unsure which configuration is optimal. Perhaps, a stable midline could be located from the hip axis, easy to locate on the radiographs or according to the C7-S1 [22]. In any cases, the strict

definition of a 3-D CSVL (represented as a plane perhaps) would help increase the assessment of scoliotic lumbar curve, simply by having a good overview of the actual deformity instead of relying on a 2-D projection of the actual deformity. Definition of the CSVL in 3-D as well as in 2-D is mandatory and will help to increase repeatability, reliability and standardization of clinical measurements.

Computer software was also proposed to increase classification reliability and to allow the visualization of the curve in the apical plane, where the lumbar modifier can be adequately viewed. Using a 2-D/3-D analysis software, the evaluation of the lumbar apex can be performed as well in the apical plane, where it is possible to visualize the apex of the lumbar curve according to the projection of the CSVL in 3-D, which is the plane dividing the negative and positive Y-axis (Figure 2). Using a computer assisted method for the identification of the lumbar modifier can help increase classification accuracy, and then provide an adequate tool to help decrease source of variability. A computer algorithm, only sensible to measurements errors, was most of the time in agreements with the experts. Disagreements are perhaps attributable in part to the 3-D reconstruction, which allows seeing the apical plane and compensating for the magnification effect found in radiograph. On a digital radiograph, a computer system computes and evaluates a probability associated with the distance with an error margin to characterize accurately this parameter. Then, second series of measurements is identical than the first series for the computer assisted technique, because the computer algorithm and the 2-D/3-D data have not changed. Moreover, today's imaging is usually managed using an information technology (IT) architecture, which, in addition of the radiograph, could store any relevant clinical information like the Cobb angles and the curve type. The advent of digital radiography for the treatment of scoliosis requires digital tools as well: conventional radiographs are easily measurable with a pen and ruler, but a digital image cannot be accurately measured unless a computer tool is available. Therefore, computer package should include such tool to improve accuracy in the identification of key features from digital radiographs.

3-D torsion features, which affect the identification of the lumbar modifier, are more easily visible on a 3-D reconstruction. However, the 3-D reconstruction is sensible to manual identification on the radiograph and reconstruction errors, which again in borderline cases might affect the prediction. The variability in classification is then shifted from the interpretation level to the measurement level, easier to quantify with a numerical value. Accuracy depends on the measurement reliability rather than the observational interpretation of clinical features. Moreover, a probabilistic approach software tool can provide data to infer a clinical decision as well as an associated probability of confidence attributed to this measurement. By example, the identification of a B modifier, which there is doubt that it could be either A or B will be quantify by an associated probability based in our case on a distance criterion from the CSVL. With a computer to assist and guide clinician, a better interpretation of the data is possible. 2-D/3-D reconstruction is not currently used *de facto* in current clinics, but many computerized techniques will one day allow seeing in 3-D the spine directly after radiographs acquisition. Our conclusion is not to rely solely on a computerized approach to classification, but using the measurement from a computer algorithm might help reduce variability and thus increase accuracy. A computer algorithm sees only a part of the problem (ex. the pedicle distance in the determination of the lumbar modifier) but it can provide accurate measurements to a clinician who can assemble all the pieces of the information, and provide a good diagnosis. Computers are highly effective in solving well-defined problems but yet not as effective to assemble information and perform a diagnosis. But with a clinician supervising the computer, such system allows to shift the errors due to interpretation level to the measurement level. Most of the classification systems proposed in the literature are perhaps reliable, considering having adequate measurements techniques. In other words, some classification systems might not be totally incorrect, but the interpretation of some measurements can lead to a false classification and a decrease in reliability.

The proposed technique can be adapted to every other parameters of the Lenke classification and thus the expert's knowledge can be fed into a recognition system and be used to predict new cases with an associated probability. To classify, 3-D analysis is mandatory. However, due to the large number of features to evaluate in 3-D, the introduction of 3-D analysis in a clinical setting is rather slow. Information systems such as PACS and RIS system, for viewing, annotating and archiving medical imaging are gaining much popularity among the clinics. Using such computerized system, it is conceivable to introduce specialized computer tool to help further more the interpretation of the raw information in order to standardize diagnosis methods. A computer-assisted method might help to reduce inter-observer variability. It allows measuring accurately any clinical parameters (CSVL from either the hip axis or sacrum). Measurements allow the clinician to visualize and assess in several views the actual deformity. Moreover, a computer tool can also be used to investigate variability using probabilistic algorithms to investigate variability among a set of clinical features.

Classification devised by Lenke *et al.* [8] is a major improvement over the numerous classifications proposed. By suggesting a biplanar 2-D classification, they allowed to characterize a 3-D deformity by a simple and clinically useful tool. However, the logical next step would be to refine the sagittal plane integration, to integrate transverse / axial plane and finally to reach a final goal: the 3-D classification when 3D modeling and imaging will be commonplace. A multistage classification (global features such a Cobb angles and local features such as apical translations) approach is then to be privileged to characterize adequately a complex 3-D deformity. This multistage approach allows refining further the organization of the complex 3-D patterns observed in AIS.

Acknowledgements

This study was funded in part by the Scoliosis Research Society and by the Canadian Institutes of Health Research (CIHR). This research was conducted under the SRS Committee on 3D Scoliosis Classification. The authors gratefully acknowledge Philippe Labelle and Christian Bellefleur for their technical assistance and scientific contribution.

3.5 References

1. Stokes IA, Bigalow LC, Moreland MS. Three-dimensional spinal curvature in idiopathic scoliosis. *J Orthop Res* 1987;5:102-13.
2. Perdriolle R, Le Borgne P, Dansereau J, et al. Idiopathic scoliosis in three dimensions: a succession of two-dimensional deformities? *Spine* 2001;26:2719-26.
3. King HA, Moe JH, Bradford DS, et al. The selection of fusion levels in thoracic idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am* 1983;65:1302-13.
4. Lenke LG, Betz RR, Bridwell KH, et al. Intraobserver and interobserver reliability of the classification of thoracic adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am* 1998;80:1097-106.
5. Cummings RJ, Loveless EA, Campbell J, et al. Interobserver reliability and intraobserver reproducibility of the system of King et al. for the classification of adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am* 1998;80:1107-11.
6. Richards BS, Sucato DJ, Konigsberg DE, et al. Comparison of reliability between the Lenke and King classification systems for adolescent idiopathic scoliosis using radiographs that were not premeasured. *Spine* 2003;28:1148-56; discussion 56-7.
7. Bland JM, Altman DG. Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *Lancet* 1986;1:307-10.
8. Lenke LG, Betz RR, Harms J, et al. Adolescent idiopathic scoliosis: a new classification to determine extent of spinal arthrodesis. *J Bone Joint Surg Am* 2001;83-A:1169-81.
9. Cobb JR. Outline for the Study of Scoliosis. . The American Academy of Orthopaedic Surgeons. 1948:261-75.

10. Ogon M, Giesinger K, Behensky H, et al. Interobserver and intraobserver reliability of Lenke's new scoliosis classification system. *Spine* 2002;27:858-62.
11. Stokes IA, Aronsson DD. Computer-assisted algorithms improve reliability of King classification and Cobb angle measurement of scoliosis. *Spine* 2006;31:665-70.
12. Stokes IA, Aronsson DD. Identifying sources of variability in scoliosis classification using a rule-based automated algorithm. *Spine* 2002;27:2801-5.
13. O'Brian M, Kuklo T, Blanke K, et al. Radiographic measurement manual. Spinal Deformity Study Group (SDSG)ed, 2004.
14. Landis R, Koch G. The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics* 1977;159-74.
15. Delorme S, Petit Y, de Guise JA, et al. Assessment of the 3-d reconstruction and high-resolution geometrical modeling of the human skeletal trunk from 2-D radiographic images. *IEEE Trans Biomed Eng* 2003;50:989-98.
16. Stokes IA. Three-dimensional terminology of spinal deformity. A report presented to the Scoliosis Research Society by the Scoliosis Research Society Working Group on 3-D terminology of spinal deformity. *Spine* 1994;19:236-48.
17. Asher M, Burton D. A concept of idiopathic scoliosis deformities as imperfect torsion(s). *Clin Orthop Relat Res.* 1999 11-25.
18. Labelle H, Dansereau J, Bellefleur C, et al. Variability of geometric measurements from three-dimensional reconstructions of scoliotic spines and rib cages. *Eur Spine J.* 1995;4:88-94.
19. Coonrad RW, Murrell GA, Motley G, et al. A logical coronal pattern classification of 2,000 consecutive idiopathic scoliosis cases based on the scoliosis research society-defined apical vertebra. *Spine* 1998;23:1380-91.
20. Qiu G, Zhang J, Wang Y, et al. A new operative classification of idiopathic scoliosis: a peking union medical college method. *Spine* 2005;30:1419-26.
21. Poncet P, Dansereau J, Labelle H. Geometric torsion in idiopathic scoliosis: three-dimensional analysis and proposal for a new classification. *Spine* 2001;26:2235-43.

22. Jackson RP, Peterson MD, McManus AC, et al. Compensatory spinopelvic balance over the hip axis and better reliability in measuring lordosis to the pelvic radius on standing lateral radiographs of adult volunteers and patients. *Spine* 1998;23:1750-67.

3.6 Figures

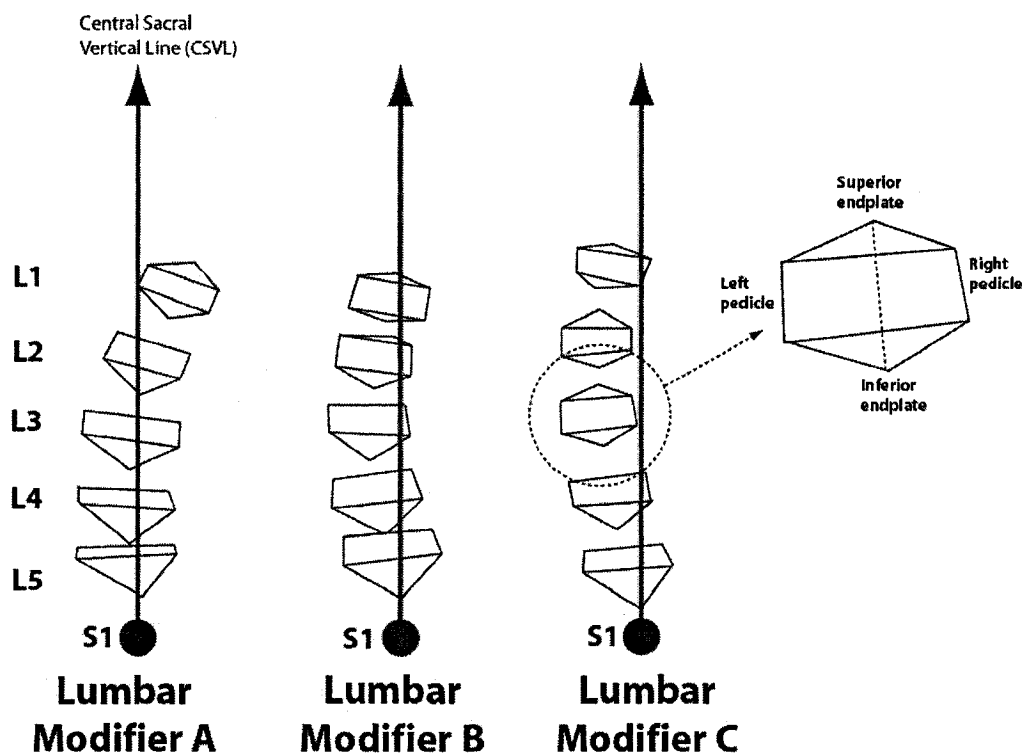


Figure 1 Identification of the lumbar curve modifier in Lenke et al classification: lumbar modifier A, the CSVL falls in between the pedicles of the lumbar vertebrae, modifier C, the CSVL passes completely off both pedicles (complete apical translation from the CSVL), modifier B, the CSVL touches one of the pedicles of the apex of the curve. The CSVL originates at the center of the S1 endplate and drawn parallel to the vertical edge of the x-ray towards the head.

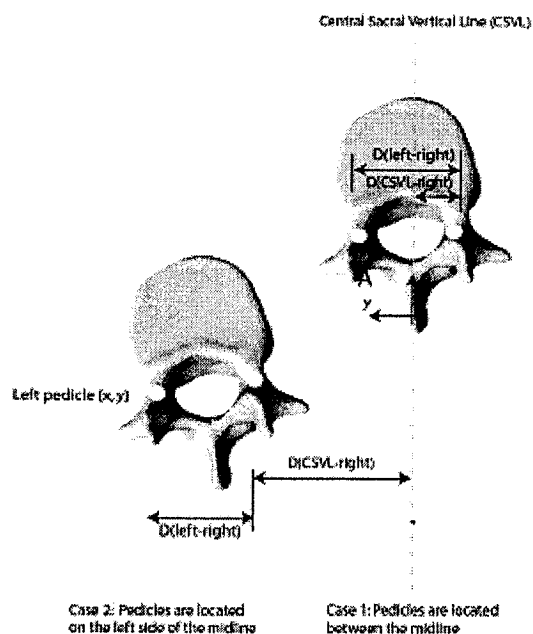


Figure 2 Computer-assisted methods for the inference of the lumbar modifier. A percentage is computed according to the intra-pedicular distance ($D(\text{left-right})$). Two situations might occur: Case 1, the pedicles of the vertebra is in between the CSVL and the smallest ratio (either left or right) is considered to determine the type. Case 2, the pedicles are away from the left side of the CSVL, the distance between the right pedicles is considered.

3.7 Tables

Table 1 Mean Intra- and Inter-observer reliability of the identification of the lumbar modifier observed on sixty eight radiographs by six observers

Variability			Observer	Observer	Observer	Observer	Observer	Observer
			1	2	3	4	5	6
Inter-Observer	Trial 1	(%)	77.2	79.6	76.8	74.7	78.6	81.1
		(κ)	0.54	0.59	0.54	0.49	0.57	0.62
	Trial 2	(%)	85.0	82.6	75.6	83.2	83.2	85.0
		(κ)	0.70	0.65	0.51	0.66	0.66	0.70
Intra-Observer	Trial 1 / Trial 2	(%)	87.7	87.7	73.7	73.7	78.9	87.7
		(κ)	0.73	0.68	0.63	0.68	0.71	0.73

κ : kappa coefficient, % : percentage of agreement

Table 2 Percentage of agreement with a gold standard and with a computer-assisted method

		Observer	Observer	Observer	Observer	Observer	Observer
		1	2	3	4	5	6
Gold Standard	Trial 1	78.9	80.7	75.4	75.4	100.0	82.5
	Trial 2	89.7	82.4	76.5	82.4	100.0	85.29
Computer assisted	Trial 1	84.2	80.7	84.2	93.0	82.5	93.0
	Trial 2	82.4	80.9	92.6	88.2	85.3	88.2

CHAPITRE 4 PRÉSENTATION DE L'ARTICLE 2 – AUTOMATIC DETECTION OF SPINAL CURVES USING SUPPORT VECTOR MACHINES

La contribution du premier auteur à la préparation et à la rédaction de cet article est évaluée à 90%. Cet article a été soumis pour publication à la revue « IEEE Transaction on Medical Imaging » au mois d'août 2006.

Remarques : Cet article présente une méthode pour détecter la colonne vertébrale scoliotique sur une radiographie postéro-antérieure. Une technique de rehaussement de l'image, basée sur la formulation d'un filtre de choc combinée avec une diffusion complexe a permis d'atténuer l'effet du bruit sur la détection. Des descripteurs de texture sont alors extraits d'une base de connaissances de 100 radiographies utilisées pour la reconstruction 3-D du rachis. L'information de segmentation permet d'identifier deux critères sur de nouvelles radiographies : le premier, consiste à identifier le niveau vertébral correspondant au modèle de connaissance et le second consiste à identifier les zones où il y a de l'information relative aux vertèbres.

Les résultats de cet article démontrent qu'une technique de reconnaissance des formes permet de détecter automatiquement la courbure scoliotique avec un taux de succès (93 %) comparable à un observateur humain sur une image radiographique.

Automatic Detection of Spinal Curves Using Support Vector Machines.

Luc Duong, BEng,^{1,3} Farida Cheriet, PhD^{1,3}, Hubert Labelle, MD,^{1,2}

¹ Research Center, Sainte-Justine Hospital, 3175 Côte-Sainte-Catherine, Montreal, Québec, Canada, H3T 1C5.

² Department of Surgery, University of Montreal, PO Box 6128, Station Centre-ville, Montreal, Canada, H3C 3J7.

³ Department of Computer Engineering, École Polytechnique de Montréal, PO Box 6079, Station Centre-ville, Montreal, Canada, H3C 3A7.

The manuscript submitted does not contain information about medical device.

This research was funded by the Scoliosis Research Society and MENTOR, a strategic training program of the Canadian Institutes of Health Research.

Address correspondence and reprint requests to:

Farida Cheriet, PhD
Department of Computer Engineering,
Ecole Polytechnique de Montreal,
C.P. 6079, succ. Centre-Ville,
Montréal Québec, Canada, H3C 3A7

Abstract

The goal of this work is to present a new method for automatic detection of spinal curves from a conventional posteroanterior (PA) radiograph. A region of interest was first extracted according to the 2-D shape variability of the spine obtained from one hundred PA radiographs of scoliotic patients. This region includes seventeen bounding boxes delimiting each vertebral level from T1 to L5. An adaptive filter combining shock with complex diffusion was used to restore individually the image of each vertebral level. Then, texture descriptors of block elements of 32x32 pixels were computed and submitted for training to a Support Vector Machine (SVM) to infer the membership to the spine curve region for a particular vertebral level. Prediction of block membership for each seventeen SVMs was identified on the image and a voting system allowed to cumulate correctly predicted blocks. A spline curve was then fitted through the predicted block centers and compared using a Student t-test to the manual curve identification. A clinical validation was performed using one hundred radiographs of scoliotic patients (not used for training) and the detected spinal curve was found to be statistically similar ($p < 0.05$) in 93% of cases to the manual curve identification. **Index Terms** : X-rays, Image restoration, Image classification, Pattern recognition

4.1 Introduction

Despite numerous imaging modalities available for medical diagnosis, conventional radiography (CR) is still widely used in today's clinics. Once acquired, 2-D radiographs are archived on films or, in some institutions, stored and indexed using a Picture Archiving and Communication System (PACS) infrastructure for later consultation by clinicians. Clinicians can then review radiographic data to study either improvement, progression, or simply to establish statistical correlations. However, PACS systems are usually limited in terms of annotation, segmentation and searching functionalities, which can provide better tools for clinicians to devise treatments.

Numerous applications have been proposed to automatically infer information from a radiographic image, the vast majority adapted for lung radiographs. McNitt-Gray *et al.* [1] proposed a classification approach using a linear discriminant to determine regions of interest of such radiographs. For instance, such an approach can provide automated identification of the views of lung radiographs, which can be mislabeled in the PACS systems. Luo *et al.* [2] successfully classified automatically the view of lung radiographs based on anatomic features to ensure accurate labeling, and thus accurate archiving of the radiographic view. Both of these experiments were for a global identification of features and consequently did not consider the effect of radiographic noise in their approach. In the field of spinal deformities, when the radiographic image is of poor quality and bone details are less visible, efforts have been especially concentrated on the lumbar and cervical spine where vertebral bodies are better visualized than in the thoracic region. Several approaches have been proposed for segmentation of vertebrae using a 3-D / 2-D registration. The 3-D models are projected on the 2-D image and the pose parameters are adjusted with either a rigid [3] or an elastic registration technique. Active shapes [4] and their statistical counterparts [5] have been devised with the same idea where the algorithm attempts to match model points by searching around the current estimate for a good fit. Long *et al.* [6] proposed a detection scheme using active shape models (ASM) for the detection of the cervical spine. Smyth *et al.* detected the vertebral body using active shape models on dual energy absorptiometry (DXA) images to identify the lumbar spine. Roberts *et al.* [7] used active appearance models (AAM), which are characterized by a parameterized model of object appearance. ASM and AAM are effective techniques on high quality images, but may not converge correctly on spine radiographs, where the presence of overlapping structures and the high level of noise increase the level of complexity for an automated detection technique.

The main shortcoming of these methods lies on the use of statistical information for local detection of deformed anatomical structures, which requires pre-established templates. On healthy spines, the shape of each vertebra is fairly symmetric, which is not

the case in scoliotic spines. Templates, even deformed by elastic registration may not be successfully used in spinal deformities, where each vertebral body is spatially deformed in an unknown manner. Furthermore, only the lumbar or cervical spine was considered, where the contrast is higher than in thoracic spine. These studies were not successful in the identification of the real spinal deformities on conventional radiographs, which can be clinically useful for the analysis of scoliosis for instance.

Indeed, adolescent idiopathic scoliosis (AIS) is a complex deformity of the trunk characterized by a lateral shift of the spinal curve in the frontal plane and different spinal configurations in the sagittal plane. The assessment of curve severity is usually performed using the 2-D posteroanterior and sagittal radiographs of the trunk, routinely diagnosed by orthopedic surgeons using the Cobb angles, a simple curve measurement between the two most inclined vertebrae of the curve segments [16]. This measure is highly debated, but still used most frequently in a clinical setting to determine spinal curve severity. For instance, it does not consider the overall deformity, but only a local and qualitative measurement of deformities. Moreover, the a priori shape of a healthy vertebra presents a large variability which is even higher in scoliotic curves, whose vertebrae are wedged and consequently contribute to deform the entire spine.

Furthermore, in conventional radiography, low signal-to-noise ratio leads to a poor contrast ratio between the bone structure and the rest of the radiographs images rendering the detection process highly error-prone. A pre-processing step is mandatory to enhance the image prior to interpretation by either a clinician or a computer algorithm. One basic technique is to apply a Gaussian smoothing which is effective only when the noise model is highly linear. However, this technique is not adequate for medical images, where the changes in the image should be done in a highly controllable and reliable way that does not compromise clinical diagnosis [8]. Gravel *et al.* [9] investigated noise model in medical image formation and concluded that noise variance could be modeled more accurately with non-linear functions. However, they did not

propose any appropriate filtering or technical solution to overcome the presence of noise, especially for chest radiographs. Wavelet analysis [10] can be also an asset in medical image filtering; it can remove noise while preserving some noise-like component, which is associated with some details. However, the diversity of the wavelet functions complicates the choice of an optimal solution. The second technique for de-noising was also based on a multi resolution scheme, but uses partial derivative equations (PDE). Perona and Malik [11] described the detection process for real life application as showing highly multi-scale properties, and thus restoration filters must consider global and local features separately. Osher and Rudin [12] first proposed the shock filter scheme for image enhancement, which is built upon non-linear time dependent differential equations. Despite various investigations, it is still unclear which technique or model could provide the best results, especially on real, noisy radiographs of pathologic spinal columns.

Image analysis and automated detection in medical applications are generally either image processing-based (image enhancement, edge detection) or on pattern classification (texture, histogram or gradient classification, analysis of geometric moments, clustering of regions). Duncan and Ayache [13], in their review of current trends in medical imaging, highly suggested that blending those two fields of application should achieve more accurate and more robust results. Overlapping of structures such as ribs or organs can occur and create a false detection. Moreover, the presence of noise can induce several false results. Pattern classification considers the associated probability with a task such as detection of overlapping bone structure shapes and consequently is able to enhance the detection process with a statistical approach.

Therefore, the goal of this paper is to develop an approach based on both image processing and pattern classification to detect the spinal curve of patients affected with adolescent idiopathic scoliosis (AIS) on conventional radiographs. Scoliosis is characterized by a lateral curvature of the spine in the frontal plane, with an associated

deformity in the sagittal plane. In this study, the target is the detection of the curve shape, which is difficult to isolate from the overall image.

4.2 Materials and Methods

4.2.1 X-ray Acquisition System

Radiograph acquisition is a standardized process, which is documented and monitored by clinical procedures. This process includes patient positioning, number of views, dose and time of exposure. As a consequence, radiographs are comparable between them and can be analyzed with an automated recognition procedure. A total of two hundred radiographs, acquired from a posteroanterior (PA) view, were selected from a large pool of 30,000 trunk radiographs collected from 1993 to 2000. The radiographs were acquired using a FCR7501 system (Fuji Medical, Tokyo, Japan) producing a grayscale digital image with a resolution of 2140x880 pixels, 12 bits per pixel. PA radiographs were acquired with the patient in a standardized standing position, inside a positioning apparatus designed to minimize movements during exposures. Six points per vertebra (the inferior and superior tip of pedicles of each side of the vertebral body and the centers of the endplates) were manually identified by an expert on the x-rays from T1 to L5 vertebrae. The identification of landmarks is required to reconstruct in 3-D the spinal segments for research purposes (mostly clinical studies and biomechanics modeling)[14]. Accuracy of the 2-D identification has been estimated at 2.0 mm [15] and the entire process can take up to 3 hours for both views, if performed by a trained operator.

4.2.2 Mean Model Computation

A mean model of the manual curve identification was proposed to exploit the recurrent structures in the radiographic images. From the 2-D landmark identification described above, the variability of positioning for a single vertebra was assumed to be redundant from a radiograph to another, due to the targeting performed by the technicians.

Moreover, the spine, even deformed by scoliosis, is a continuous S or C-shaped curve, with vertebrae stacked on each other. A total of one hundred cases, used for training of the classification system, were selected to investigate the redundancy from a spinal curve to another. From this learning set of one hundred cases, seventeen bounding boxes (one per vertebral level, from T1 to L5) were then defined according to the mean position of each vertebra and two times the standard deviation, which approximate the minimum and maximum values of the manual curve identification (see details in Table 1 and Figure 1). This knowledge on the 2-D morphology of the spine shape variability can be introduced to assist the detection process and issue a warning when those parameters are exceeded.

Spinal deformities, such as scoliosis are usually assessed using the Cobb angle, a measure of the angle between the most rotated vertebrae of the curve [16]. For the design of the mean model, typical clinical curve types were considered [17, 18]. Major curves, as well as minor curves were analyzed; right thoracic Cobb angles varied from 21 to 78 degrees (mean: 35.4 ± 16.1), while left oriented curves ranged from 7 to 60 degrees (mean: 26.3 ± 16.5). Lumbar curves presented Cobb angles of average of 30 ± 14.1 degrees (ranging from 2 to 72).

4.2.3 Restoration Filters

Radiographs are highly noisy images and a pre-processing step is required in order to enhance the signal and de-noise anatomical structures [8]. Moreover, the border of the pedicles and vertebral bodies are sometimes barely visible, due to overlapping structures (ribs, organs) or simply due to photonic noise. Hence, thin edges are easily degraded in the exposure process. These small features are very difficult to detect manually and constitute a great challenge for an automated technique. As described above, Gaussian blur might help de-noising but with a high probability of degrading thin edges at the same time. Thus, using a more controllable approach and advanced technique, a better detection should ensue.

In Figure 2, we illustrate the problem with the basic shock filter scheme under a modest noise: the image edges as well as the noise are enhanced. For the purpose of segmentation, this is a severe shortcoming, and other enhancement schemes that combine shock filters and anisotropic diffusion were also considered in this study. In particular, the processes proposed by Alvarez *et al.* [19] and Gilboa *et al.* [20] combined a diffusion with a shock filter. The Alvarez method requires the choice of two parameters: the standard deviation (σ) of the Gaussian convolution kernel; and c , which controls the amount of the smoothing operation relative to the shock operation. A potential problem may occur if these parameters are chosen incorrectly. In particular, if the standard deviation chosen is too small, then insufficient smoothing will occur, and shock location may still impact the quality of the final solution if does not compensate. Such problems have motivated other shock-anisotropic processes, like the second scheme we will consider in this paper, developed by Gilboa, Sochen and Zeevi [20]. Gilboa's approach was selected for robustness to overcome noise enhancement. The technique proposed by Gilboa *et al.* is to incorporate a complex diffusion into the standard shock-diffusion equation and is based on the initial value problem:

$$\begin{aligned} I_t &= c I_{\eta\eta} & t > 0 \\ I(x, y, 0) &= I_0 \in R & c, I \in C \end{aligned} \quad (1)$$

where $c = re^{i\theta}$ is a complex diffusion coefficient. In Gilboa *et al.* [21, 22] it is shown that in the limit as $\theta \rightarrow 0$, the imaginary part of the solution to this initial value problem is effectively a smoothed second derivative of the initial signal:

$$\lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{\text{Im}(I)}{\theta} = t \Delta G_{\hat{\sigma}} * I_0; \quad \hat{\sigma} = \sqrt{2t} \quad (2)$$

This result is then used to build the overall shock-diffusion scheme, given by the following equation where the complex diffusion coefficient is λ and $\tilde{\lambda}$ is a real scalar.

$$I_t = -\frac{2}{\pi} \arctan\left(a \operatorname{Im}\left(\frac{I}{\theta}\right)\right) \|\nabla I\| + \lambda I_{\eta\eta} + \tilde{\lambda} I_{\xi\xi} \quad (3)$$

Examples of edge detection using Canny operator after the application of Gilboa techniques are illustrated in Figure 3.

4.2.4 Features Extraction and Classification

The radiography system produces a digital image of 2140 x 880 pixel of resolution. Image analysis at such resolution requires large computing resources and may produce false positive results as well. Our hypothesis is that the overall image contains a large amount of information irrelevant to detection, and consequently may bias the detection system. Moreover, the spine curve is not very prominent spatially in the radiograph and might be not detected while considering the entire radiographic image. Finally, restoration filters such as shock with diffusion filters are known to have a different effect at different scales. To validate this hypothesis, a total of one hundred randomly selected radiographs and their associated manual curve identification were selected for the design and training of an automatic detection system.

Rather than relying on *ad hoc* manual curve identification, usually prone to inter and intra-observer errors, proper identification of anatomical landmarks was performed using a classification approach enhanced with a combination of shock with diffusion filters at each vertebral levels. The underlying idea under the algorithm is to divide the segmentation process in three different steps, which can be summarized as follows. The first stage consists of isolating seventeen regions of interest (T1 to L5) according to the mean model where the spinal curve should lie and to de-noise only this region; the second stage is to train several SVMs to detect the spine in each region. The final and third step is to evaluate by cumulating votes from each classifier to find where the spinal curve lies. The pixels with the most votes from each classifier are likely to represent the overall spinal column (Figure 4).

A statistical classifier was then introduced to build a knowledge-based segmentation scheme. The first half of the two hundred manually segmented radiographs ($N_1=100$, used for the mean model as well) was used for training and the remaining ($N_2=100$) was kept for testing purposes. Support vector machine (SVM) [23] with a Gaussian kernel was introduced to classify and discriminate the spine region from the radiograph. Support vector machines are known for their performance on non-linear problems and their good generalization capacity [24, 25]. They are especially renowned for their ability in solving two-class problems, and then highly suitable for segmentation of a radiographic image.

Regions of interest were then defined in order to comprise the information (T1 to L5) identified by an expert on the one hundred sets of radiographs described above. The mean and standard deviation computed on the training set was used to guide the detection process in order to search only within the boundary identified by the mean model. The detection was then based on a smaller scale, considering each region of each vertebral level separately. If the spinal curve cannot be identified within those boundaries, either the radiograph was not acquired according to radiological standards or the patient does not correspond to the mean model, and consequently should be manually processed. For each vertebral level identified by the mean model, seventeen bounding boxes were identified on each of the one hundred training radiographs. A total of seventeen SVMs were then trained using their appropriate labels and samples, one for each vertebral level. Kernel parameters (c and γ) were selected using several experiments with different configurations, using cross-validation (5 folds) and were selected according to accuracy rate.

Each of the seventeen SVM was trained using the following steps. First, each region of interest was first re-divided in small block of 32×32 pixels and properly labeled according to their inclusion or not in the spine. Inclusion of the block in the spine region

was determined by evaluating if the spine was going through the square. The blocks containing spine information (vertebral bodies), defined as being between the left and right pedicles were labeled positively (+1) from the rest of the image (-1). The block size (32x32 pixels) was chosen according to the relative vertebral body height from the mean model. Second, a restoration filter based on shock with complex diffusion was applied on each block to reduce noise level and naturally to enhance local edges and contrast with the rest of the radiographic image. The optimal parameters ($|\lambda|$ and a) of the shock with complex diffusion filters were selected by running several experiments on both the thoracic and lumbar segment of several radiographs. Each block was also normalized using an equalization of the histogram. Finally, standard texture features were computed to characterize each block element of the region of interest. The selected texture features are described by Gonzalez *et al.* [26] and consist in several measures according to the local histogram. Hence, the following texture descriptors were computed for each square element of the image:

- a) a measure of average intensity (m),

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \quad (4)$$

- b) a measure of contrast (σ),

$$\sigma = \sqrt{\mu_2(z)} = \sqrt{\sigma} \quad (5)$$

- c) a measure of smoothness (R),

$$R = 1 - \frac{1}{(1 + \sigma^2)} \quad (6)$$

- d) the skewness of the histogram defined by the third moment,

$$\mu_3 = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 p(z_i) \quad (7)$$

- e) the uniformity (U)

$$U = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i) \quad (8)$$

f) and finally the entropy (a measure of randomness) were defined to characterize the region:

$$e = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (9)$$

Details of the computation of these features can be found in [26]. These features were computed on each block of each bounding box and considered as observations for the SVM classifier.

As illustrated in Figure 5, the effect of filtering allowed to spatially compact in a regional portion of the feature space, and consequently, allows to determine a more precise decision boundary. Finally, the predicted blocks of each region are superposed on the original image to find the actual region where the spine lies. A vote system was introduced to further control the segmentation process. Pixels, with several positively predicted blocks from each of the seventeen SVM, will likely to be elected as candidate belonging to the spine. Then, the approximate spinal curve is identified by the pixels where the number of votes is higher. Alignment constraint, as used in previous studies [6, 27], was observed in the mean model, and thus can provide a control mechanism on the prediction of the spine. Overlapping of the regions defined by the mean model was essential and provided additional robustness to the algorithm; given a certain vertebral level, the correctly predicted blocks in the preceding and following levels compensated for incorrectly identified pixels.

Implementation of the shock filter with complex diffusion was adapted from Gilboa *et al.* [20] and LIBSVM [28] was used as implementation of SVMs. Matlab 6.5 (The Mathworks, Natick, MA, USA) was used as a scripting language to compute the different experiments.

4.2.5 Clinical Validation Method

New radiographs ($N_2=100$), not used for the training, were inputted in the system in order to validate the detection process and were then used as testing set. Features and labels were extracted as described in Section 2.1 and submitted to the trained Support Vector Machine. Then again, bounding boxes were identified according to the mean model and each sub- image was characterized with the texture features and classified using their associated SVM model for each vertebral level.

The spinal curve was manually identified on the x-rays by identifying the center of superior and inferior vertebral bodies from T1 to L5. This manual identification was used as the ground truth in order to validate the relevance of using an automatic technique. A smoothing spline curve was fitted passing through the centroids of each vertebra in manual curve identification to represent the actual spinal curve. Another spline curve was defined along the region defined by the automatic algorithm to approximate the spinal curve on a continuous basis. To identify the control points of the spline curve, the profile of the votes at different level was analyzed to exclude false positive detection. Only the central region was considered and samples predicted outside the central region were excluded. Identification of the control points of the spline was done by computing a mean on this profile, and provided adequate control points for curve representation.

The detected spine shape was submitted for evaluation by an expert spine surgeon, to determine the validity of the automatic detection. Errors measurements were also performed by comparing the spinal curve using a discretization of both curves on seventeen regular intervals along the height of the image and computing the errors between the 2-D coordinates. Regular intervals on the curve were considered (1-8, 9-12 and 13-17) to investigate where in the image the detection process is more accurate. Final validation of the curve detected was performed using a Student t-test [29] on the

coordinates at regular interval of the curve to determine whether or not it was similar to the manually identified curve.

4.3 Results and Discussion

Several experiments were performed to determine the optimal parameter of the shock with complex diffusion filter. The optimal configuration was found to be using a time step of 0.1 with a unit grid step. Complex diffusion was found to be optimal using $|\lambda| = 0.8$ with the slope of the arctangent (a) term of 1.2. Classification was found to be difficult considering the entire high-resolution radiographic image. Local analysis of the spinal curvature was found to be better than a global approach, due to the local effects of the shock filters, combined with the cumulative scheme used in the current study. Local application of the filtering process allowed enhancing only the contour of the vertebral body without considering the rest of the image. Using a combination of shock with diffusion filters on the entire image will lead to a greater execution time, thus considering only small representative regions allows to focus further more in the target to detect. An interesting property of using restoration filter reflects on spatial distribution of features as well. When computing features on original, clipped or enhanced image, projection in the feature space indicates a better separation between the region of interest and the original image (Figure 5). Thus, image processing has an effect on the accuracy of the classification and can be used to infer a better prediction. To isolate a region of interest from the entire radiographic image, a mean model of the manual curve identification was proposed according to a total of one hundred PA radiographs of scoliotic patients. Variability of the mean model from one radiographic image to another is presented in Table I and illustrated in Figure 1. PA coordinates of the spine were found to be localized in 37% (width) and 70% (height) of the entire radiographic image.

Moreover, the processing using a combination of shock with diffusion along with an equalization of the histogram allowed to increase the dynamic range of the image, and to enhance edges contrast as well. Figure 3 illustrates that phenomenon while plotting the

features in several 2-D spatial projections. Using several parameters, classification accuracy was evaluated as high as 99%, but was found to be subject to overfitting. Fine-tuning of the classifier allowed to further increase the classification rate by finding the optimal parameters of the RBF kernel. Grid search by cross-validation was used to investigate if any overfitting occurred during the training phase and allowed to find the optimal parameters. The optimal parameters for classification were found to be $c=1$ and $\gamma=0.03125$ with a cross validation accuracy of 80% using a weight ratio of 3:1 to compensate for the lack of data in the spine region (Table 1).

Overall classification using either the entire image or the clipped image did not provide accurate results in term of identification of the spinal curve, though showing a good accuracy rate (from 65.6% to 90.7%). On the other hand, while classifying each vertebral level, accuracy decreased individually, but by cumulating the vote of each correctly labeled observation, the algorithm was successful in detecting the spinal shape (Figure 6). In conventional radiography of the spine, overlapping edges, resulting of the accumulation of photons not scattered by various anatomical structures might produce edges at different intensities, but related to the same structure. A better detection is then achieved using a vote system and the alignment constraint, which compensate for false positive and negative predictions.

Finally, the detected curves were submitted to an expert spine surgeon to qualitatively validate the automatic segmentation. Spine shapes on the radiograph were accurately detected by the technique and could be used, coupled with the detection of the vertebral endplates, to compute a clinical Cobb angle. In addition of clinical validation, curves coordinates were also compared using a Student t-test. Detected curve was found to be statically similar to the manually curve detected ($p < 0.05$) in 93 %. The remaining 7% of the cases were incorrectly identified and showed error rates up to 8.47 mm. These erroneous detections were found for double thoracic or right thoracic left lumbar curves of large magnitude (with main Cobb angle greater than 60 degrees).

4.4 Conclusion

A hybrid approach (using both image processing and pattern classification tools) was considered in this paper to perform segmentation in order to find anatomical structures but also to associate a probability to the detections, crucial to indicate the success rate to the user. Indeed, the associated probability is an interesting criterion for segmentation to consider in a medical application, especially as it indicates if manual intervention is required or not depending on the success rate.

The proposed method showed that a priori knowledge on anatomical structures (such as a mean model or alignment constraints) can be used to guide computer algorithms for classification and segmentation. Radiograph acquisition is a standardized process, aimed towards the imaging of the full-chest, including the pelvis, the whole spine and the rib cage. Moreover, scoliotic spinal curvature is a continuous, S- or C-shaped curve. The algorithm presented in this paper relies on this property, considering the fact that there is an alignment constraint in the spine [27]. This constraint implies that the spinal curve evolves continuously along the curve. Long *et al.* [6, 30] have also used a variant of this property for segmentation and indexation of cervical vertebrae. While processing these radiographs, it is possible to visually confirm that the spine region was heavily concentrated within a centered location of the radiological image. Each vertebral region is also stacked successively, illustrating the alignment constraint. Variability is rather low for the lumbar vertebrae due to the targeting of the source that generally use the pelvis as reference. However, variability is slightly higher when considering the upper thoracic level, due to the relative height of each patient. The spinal curve is then more weighted in the decision process, while other structures are less considered. While increasing accuracy, it allowed also processing only the squares where information lies.

The uses of relevant a priori information allow an adequate formulation of the problem to identify boundaries that segmentation algorithm can later on be applied to refine the detection process. In addition of using a priori information on the nature of the problem,

this study combined noise reduction scheme with a classification module to ensure the relevancy of the detection with an associated probability. Feature selection and extraction phase can be enhanced with several image-processing techniques (increase the dynamic range of the histogram for instance). Pre-processing by filtering the input image allowed an efficient noise reduction in order to ensure a good classification rate. A combination of shock with diffusion filter was successful in detecting vertebrae with the presence of noise. Most models for conventional radiography are in agreement with the non-linear properties of the cumulative noise. Using shock with diffusion filter reduced the level of noise while preserving edges.

The technique described in this paper has been successful at detecting an effective curve of the scoliotic deformity and was found to be accurate for 2-D classification of scoliotic curves. Clinical evaluation determined that the curve detected was highly correlated with the real curve on the original radiographic image. The technique allowed also to detect anatomical structures, even in the presence of noise and different overlapping organs (heart, lungs, ribs, etc). Statistically speaking, both curves (manually and automatically identified) were found to be similar in 93% of cases ($p < 0.05$). Once the curve is detected, a post-processing technique can be applied to detect the head and the gonadal shield, an apparatus for protecting genital organs to refine the detection process. Further level of refinement could be later designed, for example to extract the pedicles and the vertebral endplates, which are essential for rotation estimations from the approximate vertebral bodies.

Moreover, the automatic detection of the spinal curve on the lateral view could be used for a 3-D reconstruction of the spine from a stereo-radiographic technique to provide an automatic 3-D classification of scoliotic deformities. 3-D classification of a spinal curve can be performed according to clinical curve types, first to infer indexing information that can be re-used for future studies, but more importantly to infer about the associated treatment. Using an automated measurement technique for diagnosis of scoliosis,

clinicians could benefit from a wealthy knowledge base that could help to diagnose more accurately scoliotic curves. Conventional radiograph is still a widely used, cost effective imaging modality for diagnosis of scoliosis. In addition, the standing position of the patient during acquisition, allows postural evaluation with the effect of gravity forces on the spine. Current imaging modalities (CT-scan, MRI) do not allow such configuration; hence radiographs will still be used in the future for clinical evaluation. Clinicians, using standardized tools relying on the actual data, and not the visual interpretation as a basis, can increase the reliability of the diagnosis by assisting the decision making process. By identifying a rough approximation of the curve, it is possible to search similar cases and to identify the treatment and/or procedure that were then applied to correct the deformity with their associated results. A strong relation exists between the preoperative curve configuration and the surgical strategy and hence most clinical classifications have been designed with this consideration in mind. However, the large number of radiographs to review, to measure and to analyze renders the classification task impossible for a single expert spine surgeon to perform. A detection scheme can help to build a reliable and repeatable segmentation, to assist clinicians in the clinic, to be computed offline and to be used for retrospective studies.

Acknowledgements

The authors would like to acknowledge the significant contribution of Vincent Dore and Professor Mohamed Cheriet from Laboratoire d'Imagerie, de Vision et d'Intelligence Artificielle (LIVIA) for their valuable input on the project as well as Luke Windisch for his technical contributions.

4.5 References

1. M. F. McNitt-Gray, H. K. Huang, and J. W. Sayre, "Feature selection in the pattern classification problem of digital chest radiograph segmentation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14, pp. 537-547, 1995.

2. H. Luo, W. Hao, D. H. Foos, and C. W. Cornelius, "Automatic Image Hanging Protocol for Chest Radiographs in PACS," *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, vol. 10, pp. 302, 2006.
3. P. J. Besl and H. D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, pp. 239, 1992.
4. T. Cootes, C. Taylor, D. Cooper, and J. Graham, "Active shape models - their training and application," *Computer Vision and Image Understanding*, pp. 38-59, 1995.
5. T. F. Cootes and C. J. Taylor, "Anatomical statistical models and their role in feature extraction," *Br J Radiol*, vol. 77 Spec No 2, pp. S133-9, 2004.
6. L. R. Long and G. R. Thoma, "Landmarking and feature localization in spine x-rays," *Journal of Electronic Imaging*, vol. 10, pp. 939, 2001.
7. M. Roberts, T. Cootes, and J. Adams, "Linking sequences of active appearance sub-models via constraints: an application in automated vertebral morphometry," 14th British Machine Vision Conference, 2003.
8. C. P. Behrenbruch, S. Petroudi, S. Bond, J. D. Declerck, F. J. Leong, and J. M. Brady, "Image filtering techniques for medical image post-processing: an overview," *Br J Radiol*, vol. 77 Spec No 2, pp. S126-32, 2004.
9. P. Gravel, G. Beaudoin, and J. A. De Guise, "A method for modeling noise in medical images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, pp. 1221, 2004.
10. M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 1, pp. 205, 1992.
11. P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, pp. 629, 1990.
12. S. Osher and L. I. Rudin, "Feature-oriented image enhancement using shock filters," *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol. 27, pp. 919, 1990.
13. J. S. Duncan and N. Ayache, "Medical image analysis: progress over two decades and the challenges ahead," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, pp. 85, 2000.

14. S. Delorme, Y. Petit, J. A. de Guise, H. Labelle, C. E. Aubin, and J. Dansereau, "Assessment of the 3-d reconstruction and high-resolution geometrical modeling of the human skeletal trunk from 2-D radiographic images," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 50, pp. 989-98, 2003.
15. A. Beauchamp, J. Dansereau, and H. Labelle, "Effect of radiographic landmark identification errors on the accuracy of three-dimensional reconstruction of the human spine," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 30, pp. 569, 1992.
16. J. R. Cobb, "Outline for the Study of Scoliosis.," *The American Academy of Orthopaedic Surgeons.*, pp. 261-75, 1948.
17. H. A. King, J. H. Moe, D. S. Bradford, and R. B. Winter, "The selection of fusion levels in thoracic idiopathic scoliosis," *J Bone Joint Surg Am*, vol. 65, pp. 1302-13, 1983.
18. L. G. Lenke, R. R. Betz, J. Harms, K. H. Bridwell, D. H. Clements, T. G. Lowe, and K. Blanke, "Adolescent idiopathic scoliosis: a new classification to determine extent of spinal arthrodesis," *J Bone Joint Surg Am*, vol. 83-A, pp. 1169-81, 2001.
19. L. Alvarez and L. Mazorra, "Signal and image restoration using shock filters and anisotropic diffusion," *SIAM Journal on Numerical Analysis*, vol. 31, pp. 590, 1994.
20. G. Gilboa, N. Sochen, and Y. Y. Zeevi, "Image enhancement and denoising by complex diffusion processes," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, pp. 1020, 2004.
21. G. Gilboa, N. Sochen, and Y. Y. Zeevi, "Real and complex PDE-based schemes for image sharpening and enhancement," *Advances in Imaging and Electron Physics*, vol. 136, pp. 1, 2005.
22. G. Gilboa, Y. Y. Zeevi, and N. A. Sochen, "Complex diffusion processes for image filtering," *Scale-Space 2001, LNCS 2106*, pp. 299-307, Springer-Verlag, 2001.
23. V. N. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*. New York: Springer, 1995.

24. N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, "An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods." Cambridge; New York: Cambridge University Press, 2000.
25. C. J. C. Burges, "A tutorial on support vector machines for pattern recognition," Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 2, pp. 121, 1998.
26. R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins, Digital Image processing using MATLAB. Upper Saddle River, N. J.: Pearson Prentice Hall, 2004.
27. J. Novosad, F. Cheriet, Y. Petit, and H. Labelle, "Three-dimensional (3-D) reconstruction of the spine from a single X-ray image and prior vertebra models," IEEE Trans Biomed Eng, vol. 51, pp. 1628-39, 2004.
28. C.-C. Chang and Chih-Jen Lin, "LIBSVM: a library for support vector machines," 2001.
29. M. Bland, An Introduction to Medical Statistics: Oxford University Press, USA; 3 edition, 2000.
30. L. R. Long, S. K. Antani, and G. R. Thoma, "Image informatics at a national research center," Comput Med Imaging Graph, vol. 29, pp. 171-93, 2005.

4.6 Figures



Fig. 1. Mean model of some vertebral levels (T1, T3, T5, ..., L5) with two standard deviations for each vertebral level. The mean model was computed from manual segmentation of one hundred radiographs.

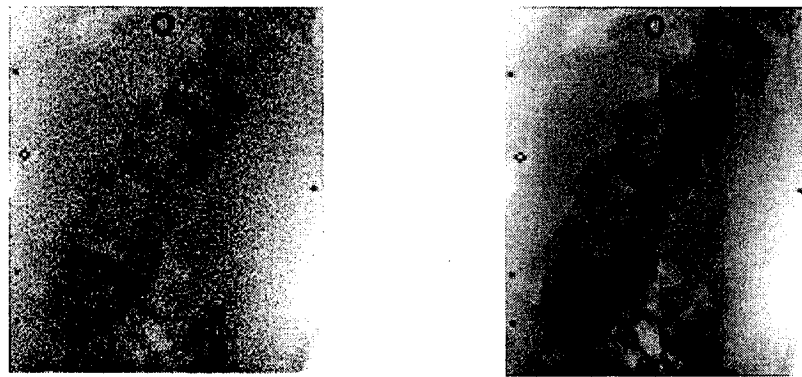


Fig. 2. Effect of the shock filter on a degraded image: a) Original image and b) Resulting image using shock filter.

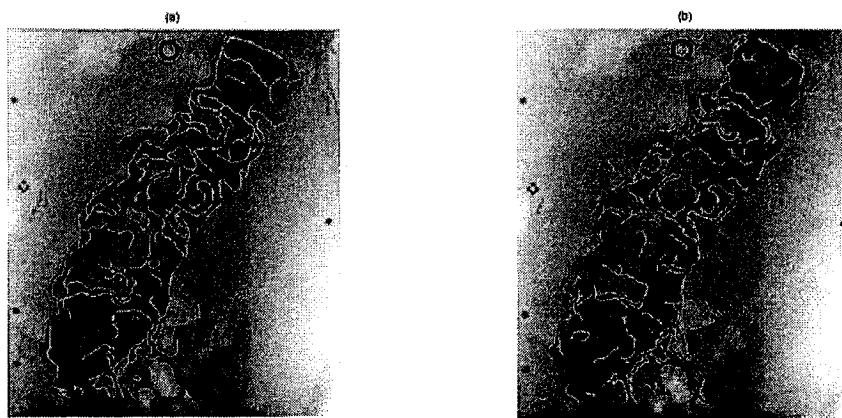


Fig. 3. Edge maps superimposed on a radiographic image. Edge maps obtained using (a) Alvarez with $c=2$, $s=1$; and (b) Gilboa with $|\lambda|=0.1$, $a=0.5$. For both: 75 iterations, $\Delta t=0.1$ and $\Delta h=1$.

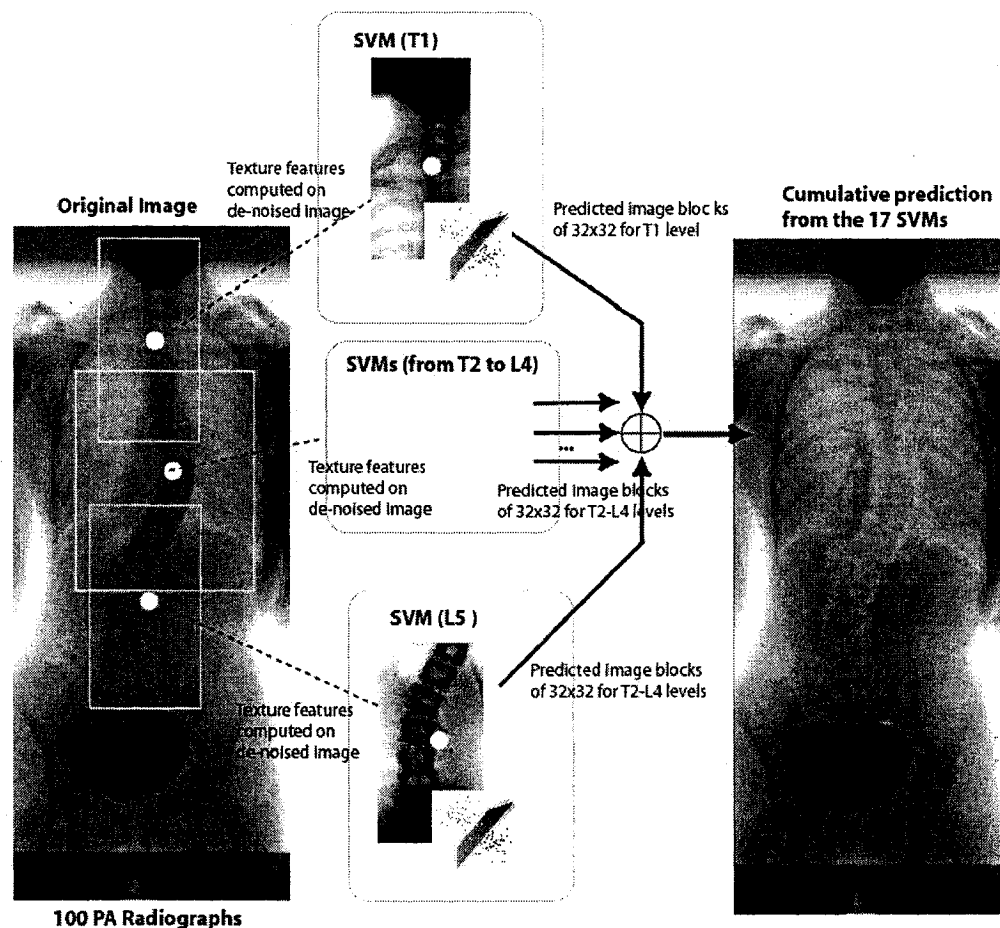


Fig. 4. Block diagram of the segmentation system: the mean model allowed to identify seventeen regions of interest (one per vertebral level) to detect. Features are computed from each of these regions and submitted to SVM. Training results are then reused in the validation phase to predict which block will contain spine information. Finally, the pixels of correctly predicted blocks are cumulated to obtain a segmentation of the spine.

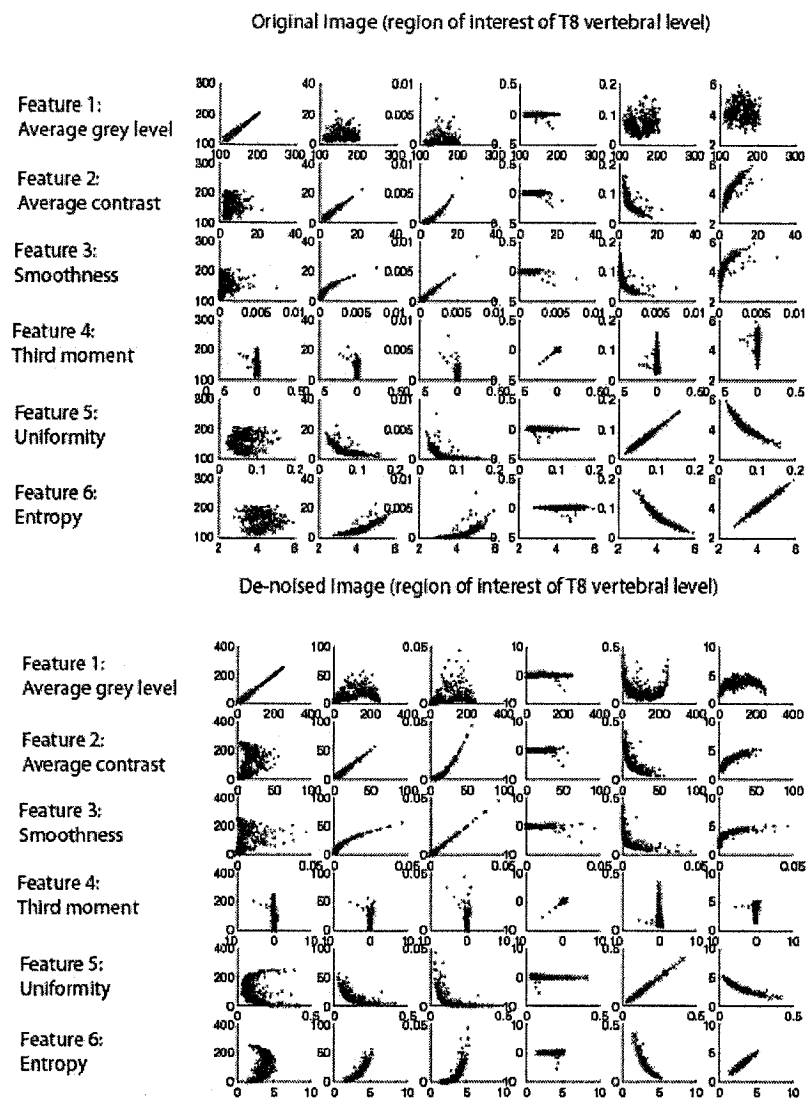


Fig. 5 Texture features computed from T8 region on a) the original, unprocessed image and b) the image restored by shock with complex diffusion. Each observation is computed from a block of the image. Using a de-noising function prior to detection, the blocks are less sparsely distributed, then more likely to be accurately predicted.

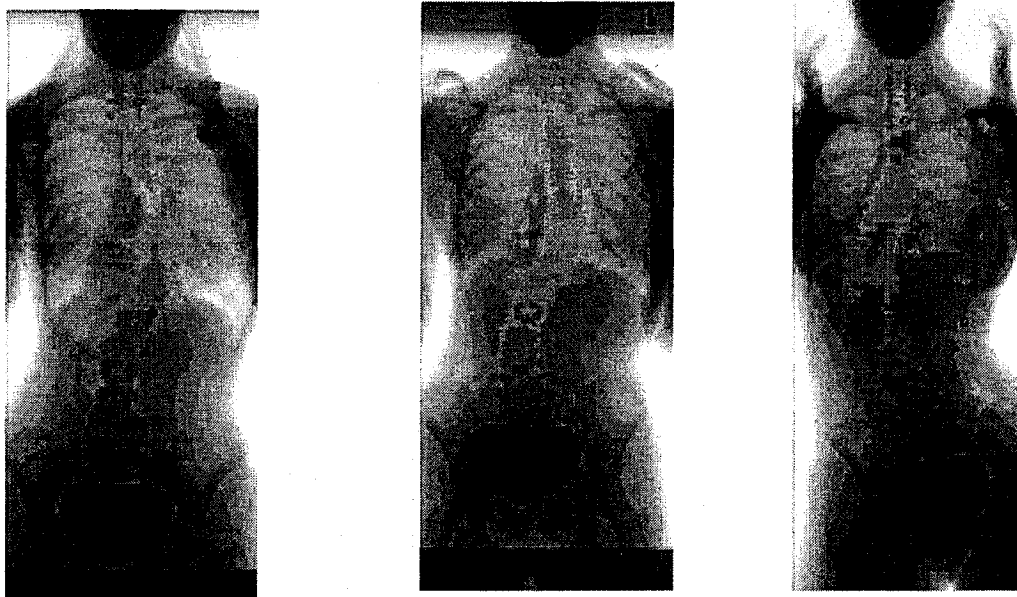


Fig. 6. Automatic detection of three different spinal curves using the addition of votes from each the classifier of each vertebral level. Darker color zone correspond to higher vote (red: thoracolumbar-lumbar curve, green: main thoracic curve, blue: proximal thoracic curve)

4.7 Tables

Table 1 Description of the mean model from T1 to L5
computed from manual segmentation of N= 100
radiographs (2140 x 880 pixels)

Vertebral	Width		Height	
Level	Mean	SD	Mean	SD
T1	406.1	39.3	301.3	82.1
T2	406.9	38.8	354.8	80.6
T3	410.9	39.2	410.6	79.2
T4	419.6	41.4	468.7	77.7
T5	433.1	46.1	529.0	75.9
T6	448.2	53.1	590.9	73.6
T7	460.8	60.8	654.7	71.6
T8	467.5	66.8	719.8	70.4
T9	466.4	70.0	466.4	70.0
T10	456.9	70.5	456.9	70.5
T11	440.5	69.4	440.5	69.4
T12	420.4	67.9	420.4	67.9
L1	402.3	64.5	402.3	64.5
L2	391.0	56.1	391.0	56.1
L3	390.8	43.3	390.8	43.3
L4	400.3	33.3	400.3	33.3
L5	413.1	32.1	413.1	32.1

Table 2 Training accuracy (N =100) of the system by vertebral level using the parameters identified by cross-validation

Level	Kernel Parameters		%	Accuracy	
	c	γ		blocks	total
T1			79.5	13589	17100
T2			65.6	11209	17100
T3			66.4	11352	17100
T4			71.3	11545	16200
T5			77.9	15429	19800
T6			81.0	16530	20400
T7			82.4	19607	23800
T8			84.0	22855	27200
T9	1.0000	0.0325	85.5	23268	27200
T10			87.6	23817	27200
T11			89.9	24441	27200
T12			90.7	24659	27200
L1			90.3	24393	27000
L2			87.8	20543	23400
L3			78.0	14825	19000
L4			72.2	10102	14000
L5			73.1	10738	14700

CHAPITRE 5 PRÉSENTATION DE L'ARTICLE 3 – THREE-DIMENSIONAL CLASSIFICATION OF SPINAL DEFORMITIES USING FUZZY CLUSTERING.

La contribution du premier auteur à la préparation et à la rédaction de cet article est évaluée à 90 %. Cet article a été soumis pour publication à la revue « Spine » au mois de mars 2004 et a été publié en avril 2006.

Remarques : Cet article présente une méthode permettant de construire une base de connaissances pour une classification clinique 3-D à l'aide d'outils informatiques de reconnaissance des formes non supervisée. Une technique de reconnaissance supervisée basée sur les machines à vecteur de support a été implémentée dans une étude antérieure et a permis de trouver des résultats acceptables au niveau de la classification 2-D. Cette étude fait suite donc à cette dernière en évaluant les patrons 3-D communs, et en comparant ceux-ci avec les patrons décrits dans la littérature.

Three-Dimensional Classification of Spinal Deformities Using Fuzzy Clustering.

Luc Duong, BEng, ^{1,3} Farida Cheriet, PhD^{1,3}, Hubert Labelle, MD, ^{1,2}

¹ Research Center, Sainte-Justine Hospital, 3175 Côte-Sainte-Catherine,
Montreal, Québec, Canada, H3T 1C5.

² Department of Surgery, University of Montreal, PO Box 6128,
Station Centre-ville, Montreal, Canada, H3C 3J7.

³ Department of Computer Engineering, École Polytechnique de Montréal, PO Box
6079, Station Centre-ville, Montreal, Canada, H3C 3A7.

The manuscript submitted does not contain information about medical device.

This research was funded by the Natural Sciences and Engineering Research Council of
Canada, NSERC – Grant 262634-2003

Address correspondence and reprint requests to:

Hubert Labelle, MD

Division of Orthopedics, Sainte-Justine Hospital

3175 Côte-Sainte-Catherine

Montreal, Quebec

Canada H3T 1C5

Tel.: 514-345-4931 #4876

Fax: 514-345-4755

Email: Hubert.Labelle@recherche-ste-justine.qc.ca

Abstract

Study design. Automatic classification of a large set of three-dimensional (3-D) reconstructions of spinal deformities in Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) using fuzzy clustering.

Objectives. To determine the value of fuzzy clustering techniques to identify typical 3-D curve patterns observed from a large set of 3-D spine models in a cohort of subjects with AIS.

Summary of Background Data. Classification has been mainly focused towards guiding surgical treatment. Several classification systems based on frontal and sagittal x-rays have been proposed, but remain controversial due to their relatively low inter and intra-observer reliability.

Methods. Fuzzy k-means clustering was applied on four hundred and nine 3-D spine models. Analysis of data distribution using clinical parameters was performed by studying similar curve patterns, near each cluster center identified.

Results. The clustering phase detected that a system with five classes can divide the input space into separate, identifiable and clinically relevant clusters. Furthermore, a system with twelve classes made possible the identification of patterns of spinal deformity with true 3-D components.

Conclusions. Unsupervised Classification of AIS was investigated using an unsupervised learning algorithm. Clinical evaluation of the curve patterns showed that the 3-D class distributions identified was clinically relevant, demonstrating the validity of the approach chosen. **Key words:** Cluster Analysis, Adolescent Idiopathic Scoliosis, Pattern Recognition.

Key Points

- Three-dimensional classification of AIS was investigated using an unsupervised learning algorithm.
- Global shape descriptors from 3-D spine models were inputted into a clustering algorithm to characterize the spatial distribution of similar curve patterns.
- Clustering was investigated for several classes, using metrics such as the Rand index, the class distribution and finally intra- and inter-cluster distances.
- Variance analysis was used to evaluate intra-cluster difference using clinical indices.
- Clustering algorithms can be used for the identification of 3-D curves patterns.

Precis

Three-dimensional reconstructions (3-D) of spine deformities in Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) were investigated using fuzzy clustering to identify typical 3-D curve patterns. A set of global descriptors was computed on 3-D spine models to characterize each scoliotic curve. Clinical indices were used to validate the class distributions identified.

5.1 Introduction

Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) involves a three-dimensional (3-D) deformity of the spine. The current gold standard for the evaluation of curve severity is the measurement of Cobb angles in the frontal plane [1]. Curves in the sagittal plane, namely kyphosis and lordosis, are also generally evaluated to characterize the sagittal profile. For most patients who develop severe scoliosis, surgical correction is required, with the goals of achieving spinal realignment with various implants and maintaining the correction achieved by bone fusion within the instrumented spinal segment.

Current classification systems of AIS [2], such as the King classification [3] and more recently the Lenke classification [3], are aimed at selecting the appropriate fusion and instrumentation levels. King *et al.* were among the pioneers that first document curve type in a widely accepted classification. King classification covered five distinct patterns among the thoracic curves in the postero-anterior (PA) plane and their associated surgical strategy while installing the Harrington instrumentation. Thoracolumbar and lumbar curves were not included in the classification. To overcome a fair-to-poor intra observer reliability, Lenke *et al.* proposed their classification system covering a wider range of curve patterns with a modifier characterizing the sagittal plane. Both systems are based on visual curve pattern identification by the surgeon using 2-D geometrical manual measurements made on spine radiographs. Although very useful, these systems have been shown to have a relatively high inter and intra observer variation [3]. Furthermore, these measurements are based on the 2-D projection of the spine on radiographs and represent a simplification of the 3-D spinal deformity involved in scoliosis. To overcome this limitation, Poncet *et al.* have proposed to classify curves according to the pattern of geometric torsion measured on 3-D geometric reconstructions of the spine [5]. This proposal has not gained wide acceptance because of the inherent complexity associated with computing torsion measurements in the clinic and perhaps more importantly because geometric torsion is not an intuitive measurement for clinicians and cannot be related to any usual curve pattern seen on radiographs. This last example illustrates the difficulties in creating a true 3-D classification system of scoliotic deformities: 3-D reconstructions of the spine add an unlimited number of planes and measurements of the deformity to take into account, a task which makes standard visual curve pattern identification a very difficult, complex and perhaps impossible task. Modern diagnostic tools are now based on the processing power of computers. Algorithms can be specifically designed for a given task and can be executed with a strong reproducibility. Such a deterministic approach using a rule-based algorithm to infer the King classification system has been recently explored to improve classification accuracy [6]. Although based on quantitative rules, this technique

considers only hard threshold values for decision-making and therefore can fail to classify borderline curve patterns.

Therefore, unsupervised learning techniques can be introduced to obtain a better generalized classification scheme, without any prior knowledge of the class distribution. Unsupervised techniques differ from supervised technique by classifying data without any regards to the class label. Only the density of spatial distribution is estimated and used for generalization according to a given criterion. Clustering techniques are defined as unsupervised and are typically used to estimate iteratively the regrouping of data samples in a high dimensional space (n -D) according to several observations (features). Class labeling is not mandatory in clustering, but can be used to validate the data distribution deduced by clustering [7].

In the field of orthopedic surgery, fuzzy clustering methods have been used in gait analysis of children with cerebral palsy, where the center of clusters identified from the stride length; cadence leg length and age have been analyzed 8 to assess the evolution or improvement of the clinical condition, using the transition between clusters over the time.

The goal of this study was therefore to evaluate the feasibility of using fuzzy clustering techniques to establish the basis of a 3-D classification of spinal deformities in AIS. More specifically, the objective of this project was to determine the value of fuzzy clustering techniques to identify typical 3-D curve patterns observed from a set of shape descriptors computed on 3-D spine models in a cohort of subjects with AIS. Rather than being based on the review of radiographs by experts as described in previous studies on spine classification [2,3], fuzzy clustering was performed without any *a priori* clinical knowledge with the hypothesis that it can define a clinically relevant classification system using the grouping of samples with similar features characterizing similar curve patterns.

5.2 Materials and Methods

The proposed system, illustrated in Figure 1, can be summarized in four steps: data normalization, data representation, clustering and validation. The first step in the process is to transform complex 3-D spinal reconstructions into a simplified and normalized representation. A curve representing the deformity is modeled using a mathematical parametric 3-D curve passing through the center of each vertebra. The second step is to reduce the number of inputs to model the curve with a limited number of parameters. Fuzzy k-means, a standard clustering technique based on distance criterion, can then be applied on the samples to find the optimal regrouping of samples with similar features. The optimal number of clusters will regroup each member of a class with a strong similarity factor while keeping the centers of clusters as distinct as possible. Therefore, the data distribution satisfying those criteria was considered when establishing the classification system. A dozen of each samples located near the centers of the clusters were then submitted to an experienced spine surgeon for clinical evaluation and validation based on the computation of standard clinical indices and comparison to current classification systems. The processing and visualization software were developed using Matlab 6.1 (The Mathworks Inc, Natick, MA, USA) using the statistical, wavelet and fuzzy logic toolboxes.

5.2.1 3-D reconstruction of the spine

A total of four hundred and nine spine models of patients with AIS were selected from a database of 1,597 three-dimensional spine reconstructions that have been performed at our institution for various research projects over the past decade. The criteria for inclusion in the study were the following: 1) a diagnosis of AIS, 2) an age between 10 and 18 years when the radiographs were obtained, 3) a Cobb angle measurement of the main curve greater than 40 degrees. Patients with a previous spinal surgery or those currently treated with a brace were excluded. For each subject recruited in this study, a 3-D reconstruction of the spine was done according to a technique previously reported in detail 9 and which has been validated over the past decade at our institution. Six points

per vertebra (the inferior and superior tip of pedicles of each side of the vertebral body and the centers of the endplates) are manually identified on the x-rays as shown in Figure 2, and the 3-D positions of each point is computed in the global reference frame. For easier clinical interpretation, a solid 3-D model of vertebrae can be adjusted to each anatomical landmark with elastic registration techniques (Figure 3).

For the purpose of this project, the centroid of each vertebral body was computed using the average of the center of the end plates to locate the position of vertebrae along the curvature. A rigid transformation was applied to consider the centroid of L5 as the origin of the reference frame. The reference frame used is the one defined by Stokes *et al.* [9] with the x -axis orthogonal to the frontal plane and the z -axis directed towards the head. An isotropic scale factor along the z -axis was computed and applied to all spatial dimensions to maintain a unit aspect ratio and to ensure a proper comparison between patients.

5.2.2 3-D classifications

The 3-D analysis of a spine 3-D model can be a very complex task to perform, due to the infinite number of planes to consider. The complexity increases also when considering the infinite number of features that can be studied. In order to simplify the recognition task, the global shape was first considered in our classification scheme. With the hypothesis that a large percentage of the 3-D information of the curve lies in the global shape of the spinal curves, a first level of a hierarchical classification can be obtained using the analysis of 3-D descriptors, without any regards to local features. Once the typical shape patterns from a global stance are defined, the classification can be refined with taking in account specific criterion or local parameters (tilt of T1 vertebrae, position of the midline, orientation of the pelvis, etc.). A global approach allowed to reduce greatly the number of parameters to input, with a negligible error for classification from a global perspective while offering a better generalization of typical

curve patterns in 3-D. The feature strategy used to extract the shape of the curve consisted in the processing of the cylindrical coordinates along a regular interval of the parametric 3-D curve (Figure 3). A wavelet-based compression technique was used to compress the huge amount of information and reduce the number of inputs in the clustering algorithm. A total of 20 wavelet approximation coefficients were stored as 3-D descriptors for the spinal curve. Wavelet transform is widely used to compress image information [11] and has been successfully applied in several pattern recognition tasks to reduce the number of inputs.

To further generalize the classification scheme, a fuzzy clustering technique has been preferred over a “hard” clustering technique. The clustering algorithm used in this study consists of forming groups with similar features with a fuzzy margin, as opposed of using hard separation between the classes. The main advantage of this technique is to allow a more flexible approach, with a good generalization performance. Basically, clustering will identify the mean samples in a large set of data according to the distribution desired (number of classes). Input from clinical expert and/or a deterministic classification technique as proposed by Stokes *et al.* [6] could be applied to validate and refine the clustering based on global shape.

5.2.3 Validation

The classification rate was evaluated using the Rand index, which consists of running the clustering algorithm with different random starting points in order to evaluate the consistency [11]. This metric, coupled to visual inspection of samples located near cluster centers, was used to find the optimal class distribution in the input space. The computation of 2-D indices used by clinicians was used to evaluate the relevancy of the patterns observed in comparison with established standards. The clinical indices considered were: 1) the Cobb angles of each curve in the frontal plane, 2) the Cobb angles of the thoracic kyphosis and lumbar lordosis, 3) the computerized Cobb angles calculated in the planes of maximum and minimum curvature. To determine if any differences occur within each class, an analysis of variance (ANOVA) was performed

with the patient population broken down in each class. The 3-D models located in the centers of each cluster were also submitted to an experimented spine surgeon for visual analysis and validation of the clinical relevance of the patterns detected.

5.3 Results

Haar wavelet decomposition allowed a compression of every spine curve from 17x3 spatial coordinates to 20 coefficients. The RMS error (2.0 mm) using only the 20 approximation coefficients to represent the 3-D spine was in the same order of accuracy as for the 3-D reconstruction technique [9]. Fuzzy clustering detected a classification with five classes that can divide the input space into well-defined clusters at a consistency rate of 100% computed on 20 trials with random starting points. In other words, the algorithm determined that the entire sample of four hundred and nine 3-D reconstructions could be segmented in five easily differentiated curve patterns (Figure 4). The first class identified is a single thoracic curve pattern similar to a King type III or a Lenke type 1 curve, with thoracic hypokyphosis and lumbar hypolordosis in the sagittal plane (Figure 4A). The apical view of the reconstruction demonstrates that the deformity is mainly located in the frontal plane. The second pattern identified is a lumbar/thoracolumbar curve similar to a Lenke type 5 (Figure 4B). The third class represents a thoracic and lumbar curve pattern (Figure 4C) similar to the King type I or II, or Lenke type 3 curves. The fourth class is similar to a King type IV curve, with the apex located slightly lower in the thoracic segment and a flat back in the sagittal plane (Figure 4D). The last pattern is a double thoracic curve (Figure 4E) that can be associated to a King type V or Lenke types 2 curves. Details of the clinical indices of the center of clusters are presented in Table 1. The center of each cluster can be associated with the mean representative of each class.

Fuzzy clustering also detected that a classification of the four hundred and nine 3-D spine reconstructions in 12 classes can divide the input space into well-defined clusters at a consistency rate of 92 % computed on 20 trials with random starting points. The 12

curves patterns detected are presented in Figure 5. It can be seen that the five basic frontal curve patterns identified in the preceding cluster analysis are found again, but this time, they are divided in sub groups according to changes in the other planes of the spinal deformity. For example, the first and seventh curve patterns (figures 4A, and 4G) are single thoracic curve patterns (King type III or Lenke type 1) in the frontal plane, but present different sagittal profiles: the first being associated with thoracic hypokyphosis and lumbar hypolordosis, and the seventh to thoracic hypokyphosis and normal lumbar lordosis. As another example, the second, fifth and eight curve patterns (figures 4B, 4E and 4I) are double thoracic curve patterns in the frontal plane, but have different sagittal profiles. The second pattern is associated to global thoracic hypokyphosis and normal lumbar lordosis while the fifth and eight patterns are associated to a normal or increased thoracic kyphosis in the upper thoracic spine, and a flat thoracic and lumbar spine below. The fifth and eight patterns are further differentiated in the frontal plane, the fifth being a Lenke type 2 double thoracic pattern while the eight is a Lenke type 4 triple curve pattern, a pattern which was not detected in the 5 classes clustering.

The results of fuzzy clustering are presented in Table 2, for a class distribution of five and twelve samples, respectively. The results presented comprise the clinical indices of the sample nearest from the center of clusters, the equivalent of the mean sample among the grouping. The details of intra- and inter-cluster metrics evaluating the partition are presented in Tables 3 and 4. The analysis of variance (ANOVA) is described in Table 5 and was successful in identifying a difference between each class and a similitude intra class, detected using standard clinical indices. For the frontal Cobb angles and the Plane of Maximum Curvature measurements, the results are statistically significant ($p < 0.05$) inside each grouping (Table 4). Kyphosis is statistically significant for twelve classes.

5.4 Discussion

Classifications are of paramount importance for the assessment of AIS and up to now, have been mainly focused towards guiding surgical treatment. King *et al.* have introduced the basis of the first knowledge base classification in terms of medical informatics. They have proposed a classification system of spinal deformities aimed at selecting the appropriate fusion and instrumentation levels in AIS [2,3]. Using only seven clinical indices, five thoracic spinal curves patterns were identified from the frontal plane radiographs assessment of four hundred and five patients operated with the Harrington technique. Each curve pattern is associated to a specific treatment plan, thus guiding surgical practices and having a high clinical relevance. Unfortunately, this classification has several limitations: it can be used only for thoracic curves, it considers only the frontal plane component of the deformity, it has been based on treatment with the Harrington technique which is no longer used, and it has been shown to have a low inter and intra observer reproducibility (64% and 69%) [3].

More recently, Lenke *et al.* proposed a new and more comprehensive classification to overcome these limitations, which has now gained wide acceptance. The Lenke classification has the advantages over the King classification of covering a wider range of curve patterns, of having a fair to good reliability [3] and of considering some aspects of the curve patterns in the sagittal plane (sagittal modifiers). However, it still relies on the manual measurement of key radiographic 2D features by surgeons, which only partially cover the complex 3-D curve patterns encountered in AIS.

Standard 2-D measurements are not sufficient to fully characterize the spinal curve; hence 3-D descriptors have been defined to overcome this limitation. The plane of maximum curvature was proposed by Stokes *et al.* [9] to describe the localization of a best-fit plane within a spinal curve where the angle of curvature is the greatest, and which cannot be seen in the frontal or sagittal planes. Perdriolle *et al.* [12] have clearly shown that such an approach is absolutely necessary for adequate 3-D evaluation of

scoliotic deformities, since the regional planes of deformity in scoliosis are no longer aligned with the sagittal plane as in normal individuals, and are no longer related in space with the usual reference system (x , y and z axis) of the body. In search for a true 3D classification, Poncet *et al.* have proposed a set of 3-D indices that evaluate scoliosis as a torsion-like deformity [5], based on measurements of geometric torsion using a computer algorithm and made on 3-D reconstructions obtained by a stereo-radiographic technique. The concept of geometric torsion as a feature of any 3-D curve in space is well known to engineers and has been recognized as a valid 3-D measurement by the Scoliosis Research Society [9] but it is a difficult concept for clinicians to understand in relation to spinal deformity. For this reason, the classification has not gained a wide acceptance. This demonstrates that any attempt at 3-D classification of spinal deformities must be based on clinical relevance and must rely on measures that clinicians can relate to in a 2-D space, such as with frontal and sagittal radiographs. On the other hand, the establishment of a relevant 3-D classification system based on the global 3-D spinal geometry is a very difficult task if the only tools available are the frontal and sagittal radiographs. As previously stated, the use of 3-D reconstructions of the spine are mandatory, but they add an unlimited number of planes and measurements of the deformity to take into account, a task which makes standard visual curve pattern identification a very difficult, complex and perhaps impossible task.

This article presents the first report on the use of an unsupervised learning algorithm to classify scoliotic deformities using a cohort of four hundred and nine subjects with AIS. We believe that the proof of concept of using such an approach has been established, as opposed to the traditional method of visual curve pattern identification which has been used in the literature so far, using 2-D geometrical manual measurements made by surgeons on spine radiographs. We also believe that our stated hypothesis that fuzzy clustering, without any *a priori* clinical knowledge, is an appropriate tool to define a clinically relevant classification of spinal deformities using the grouping of samples with similar features, has been demonstrated.

Clustering techniques were chosen for their proven ability to accomplish complex pattern recognition tasks and to provide a quantitative approach to solve the basic limitations of current classification systems based on visual curve pattern identification on radiographs. Compression using wavelet transform allowed to reduce significantly the number of inputs from the 3-D reconstructions, while still offering a good classification performance. Unsupervised learning techniques have the ability to provide insight on data distribution using a given set of shape descriptors and to deliver an automated approach that can reduce the intra and inter-observer variability associated with current visual classification systems.

Clinical evaluation by an expert spine surgeon revealed that the patterns detected without any clinical *a priori* knowledge other than the chosen shape descriptors of the curves were clinically relevant and in the case of five classes cluster analysis, common curve patterns from the King and Lenke classifications were easily and automatically identified in the cohort studied. Furthermore, in the twelve classes cluster analysis, the five frontal curve patterns observed in the five classes cluster analysis were again detected, with the addition of subtypes of these five basic patterns divided according to clinically identifiable changes in the sagittal plane, indicating that the approach does have the potential to classify in the three planes of the deformity. For example, the first and seventh curve patterns (Figures 4A and 4G) are single thoracic curve patterns in the frontal plane, but present very different sagittal profiles, confirming the observations of Carpineta *et al.* [13] that statistically significant different variants of sagittal configurations can be found within the King classification. Our study supports the concept that a 3-D classification of curve patterns in AIS is not only possible but that it can also be clinically relevant. The classification scheme presented in this paper can be a starting point in realizing a complete hierarchical classification system based at first on global shape patterns. Local 3-D parameters, such as clinical indices based on inter-vertebral torsion, can be used afterwards to enhance the pattern classification of spinal

curves within each class detected. Thus, multi-resolution classification scheme might cover a wider range of patterns and represent more accurately the population of patient affected by scoliosis.

A small number of classes cannot allow the detection of sub-types in the classification while too many classes may regroup outliers and identify incorrect clusters, depending on the number of cases available in the cohort. Because of the relatively small number of 3-D reconstructions available, this study considered only two class distributions ($k=5$ and $k=12$) that produced a uniform classification from the 3-D descriptors with a consistency of respectively 100% and 92%. The fact that a uniform number of samples in each class was found in the two class distributions, as shown in Table 2, suggests a well-defined and appropriate cluster distribution. In future studies, increasing the number of 3-D reconstructions in the cohort with multi-centric studies will be a crucial factor for the establishment of a more definitive valid 3-D classification, since some significant curve patterns may not have been detected in this study if they were not present in a sufficient number of cases in the pool of reconstructions. This is further supported by the fact that the number of samples is relatively low compared to the number of features retained for classification. In addition, only surgical ($> 40^\circ$) curves were considered in this study. Further studies are thus needed before the establishment of a more comprehensive classification system.

It should be re-iterated that the selection of key features to extract from the 3-D reconstructions is of paramount importance. This study should be seen as a preliminary trial demonstrating the validity of the approach chosen and not as presenting a definitive 3-D classification of scoliotic deformities. The implicit feature extraction strategy used in this study was the processing of cylindrical coordinates along a regular interval for each parametric 3-D curve (Figure 3), but there are many other possible strategies to evaluate. The appropriate key features to select will now need to be determined by consensus among a panel of expert spine surgeons according to the goals of what a 3-D

classification should deliver, in order to ensure that the classification will be clinically relevant. A sub-committee of the Scoliosis Research Society Working Group on 3-D Spinal Classification has been identified to act as the panel of experts and will be meeting in the near future to accomplish this task.

5.5 References

1. Cobb JR. Outline for the Study of Scoliosis. The American Academy of Orthopaedic Surgeons. Instructional Course Lectures. 1948;5:261-275.
2. Edgar M. A new classification of adolescent idiopathic scoliosis. *Lancet* 2002;360:270-1.
3. King HA, Moe JH, Bradford DS, and Winter RB. The selection of fusion levels in thoracic idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am* 1983;65:1302-13.
4. Lenke LG, Betz RR, Bridwell KH et al. Intraobserver and interobserver reliability of the classification of thoracic adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am* 1998;80:1097-106.
5. Poncet P, Dansereau J, and Labelle H. Geometric torsion in idiopathic scoliosis: three-dimensional analysis and proposal for a new classification. *Spine* 2001;26:2235-43.
6. Stokes IA and Aronsson DD. Identifying sources of variability in scoliosis classification using a rule-based automated algorithm. *Spine* 2002;27:2801-5.
7. Duda RO, Hart PE. Pattern classification and scene analysis. Wiley-Interscience, 1973.
8. O'Malley, M. J., Abel, M. F., Damiano, D. L., and Vaughan, C. L. Fuzzy clustering of children with cerebral palsy based on temporal-distance gait parameters. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering* 5(4), 300-9. 97-. *IEEE Trans. Rehabil. Eng. (USA)*.
9. Delorme, S., Petit, Y., de Guise, J. A., Labelle, H., Aubin, C.-E., and Dansereau, J. Assessment of the 3-D reconstruction and high-resolution geometrical modeling of

- the human skeletal trunk from 2-D radiographic images. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 50(8), 989-98. 2003-. IEEE Trans. Biomed. Eng. (USA).
10. Stokes IA, Bigalow LC, Moreland MS. Three-dimensional spinal curvature in idiopathic scoliosis. *J Orthop Res.* 1987;5(1):102-13.
 11. Antonini, M., Barlaud, M., Mathieu, P., and Daubechies, I. Image coding using wavelet transform. IEEE Transactions on Image Processing 1(2), 205-20. 92-. IEEE Trans. Image Process. (USA).
 12. Rand WM. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. Journal of the American Statistical Association. 66, 846-850. 71.
 13. Perdriolle R, Le Borgne P, Dansereau J, de Guise J, and Labelle H. Idiopathic scoliosis in three dimensions: a succession of two-dimensional deformities? *Spine* 2001;26:2719-26.
 14. Carpineta L and Labelle H. Evidence of three-dimensional variability in scoliotic curves. *Clin Orthop* 2003;139-48.

5.6 Figures

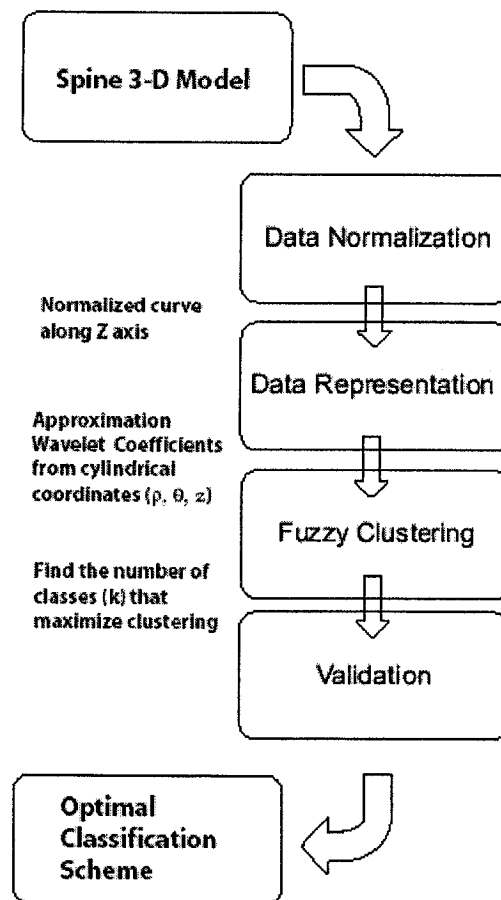
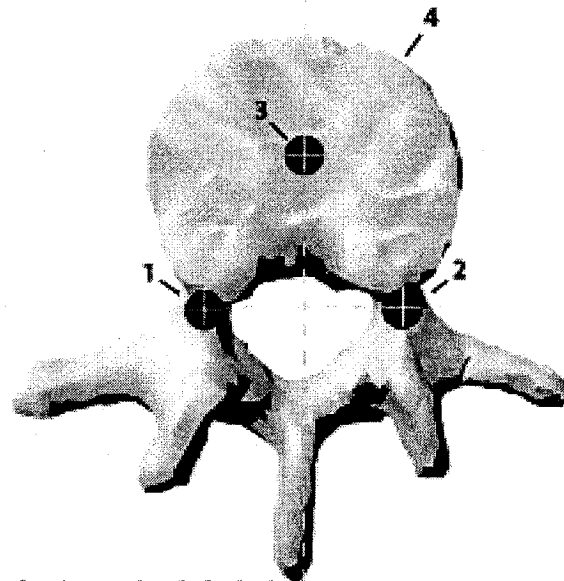


Fig. 1. Block diagram of the system.



- 1. Left Pedicles (superior, inferior)**
- 2. Right Pedicles (superior, inferior)**
- 3. Center of Endplate (top)**
- 4. Center of Endplate (bottom)**

Fig. 2 Digitization process: each vertebra is digitized using the inferior and superior tip of pedicles on each side of the vertebral body and the center of each endplate.

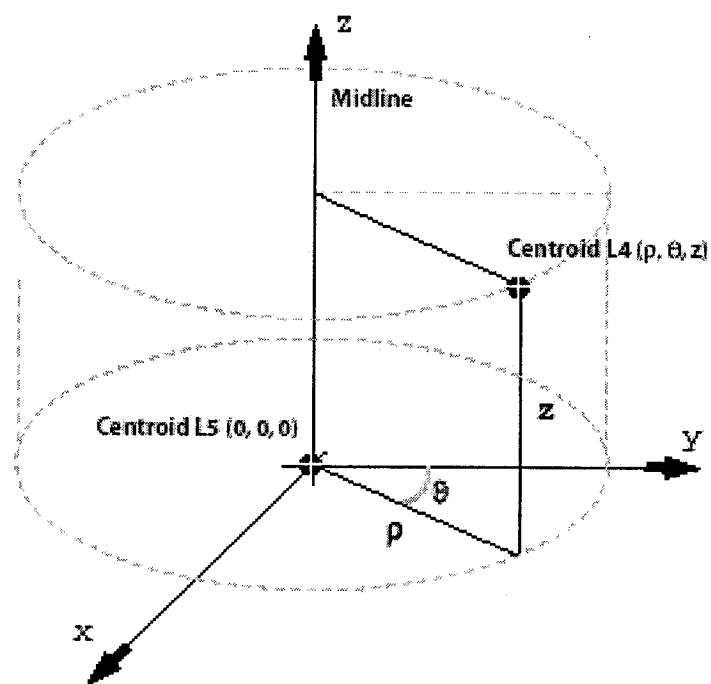


Fig. 3 Cylindrical coordinates describing the centroid of each vertebra.

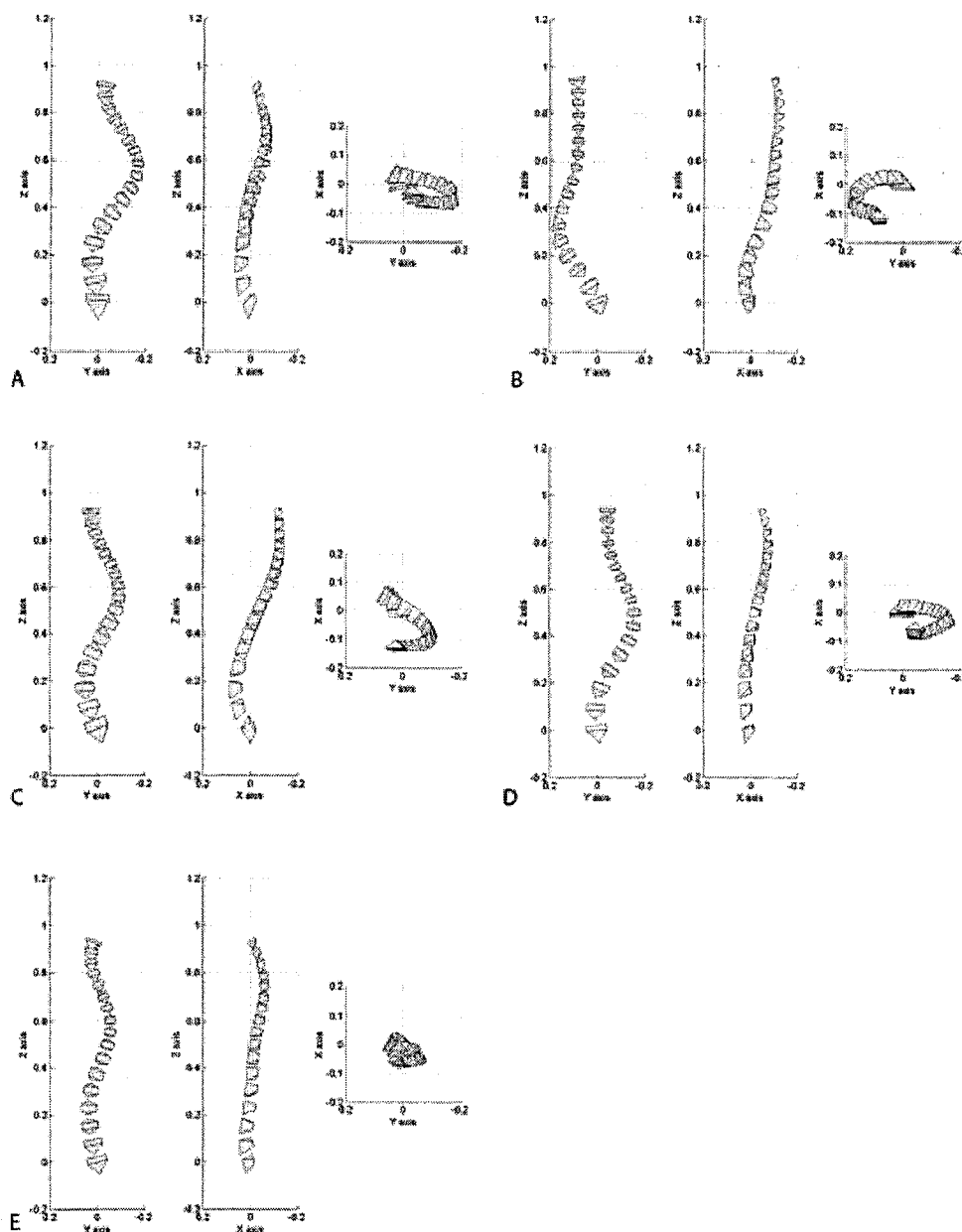


Fig 4. Samples nearest from the center of cluster. A. The first class represents a King Type III or Lenke Type 1 thoracic curve. B. The second class presents a Lenke Type 5 lumbar/thoracolumbar curve. C. The third class consists of a King Type I or II, or Lenke Type 3 thoracic and lumbar curves. D. The fourth class presented a King Type IV curve pattern E. The final pattern is a flat back with a King Type V or Lenke Type 2 double thoracic curve.

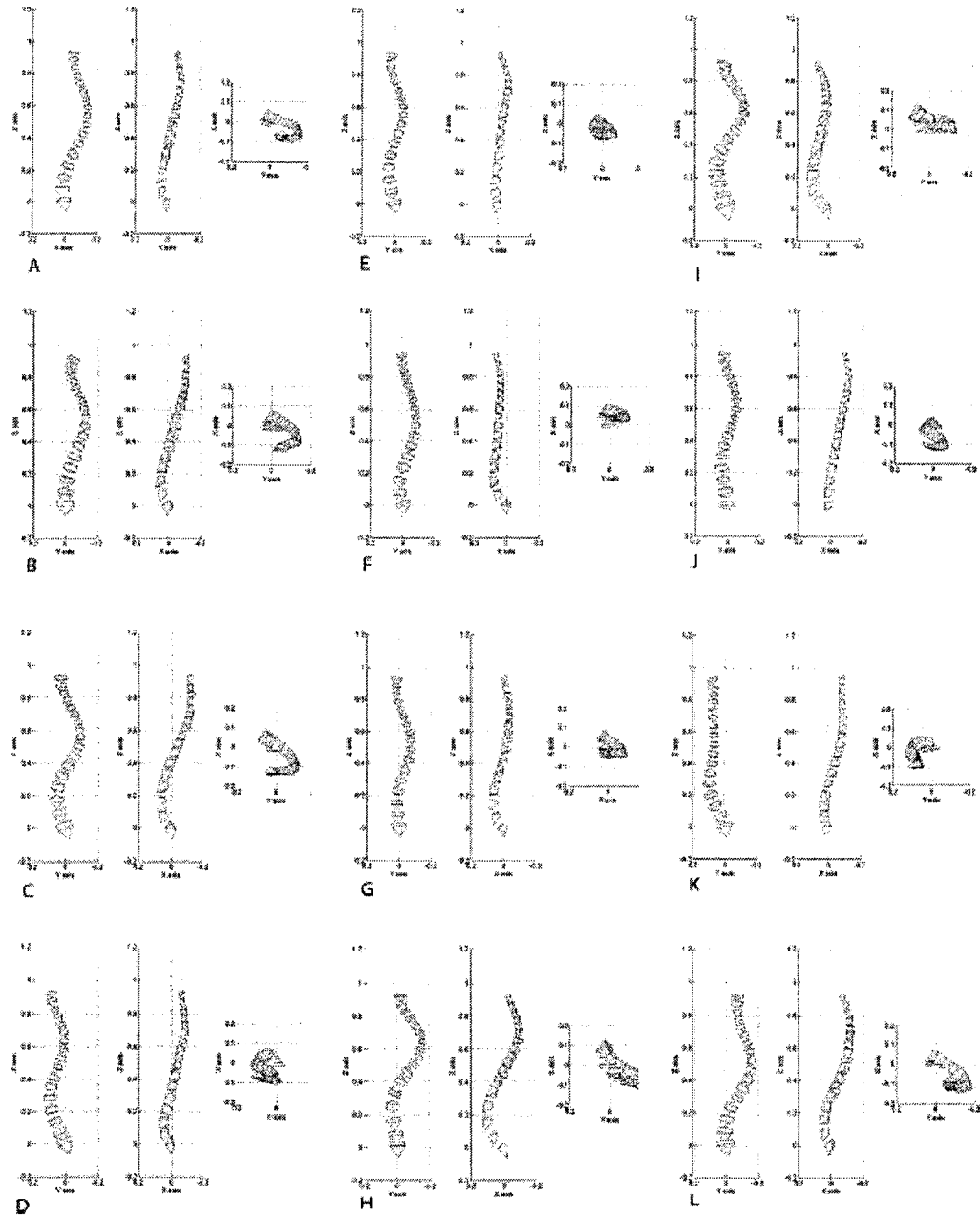


Fig. 5. Samples nearest from the center of cluster for 12 classes.

5.7 Tables

Table 1 Clinical indices of center of clusters

Clinical Indices (k = 5)	Class 1		Class 2		Class 3		Class 4		Class 5	
	(Degrees)		(Degrees)		(Degrees)		(Degrees)		(Degrees)	
	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
Cobb Angle (PA) [1]	26	±11	14	±11	28	±14	30	±11	25	±12
Cobb Angle (PA) [2]	43	±10	26	±17	41	±13	44	±11	42	±8
Plane of Maximum Curvature [3]	35	±10	19	±11	34	±13	36	±10	30	±12
Plane of Maximum Curvature [4]	48	±8	28	±12	43	±10	47	±11	40	±9
Plane of Minimum Curvature [5]	1	±1	1	±0	1	0	1	±1	1	±1
Plane of Minimum Curvature [6]	3	±2	4	±7	2	±1	2	±1	3	±2
Kyphosis	25	±15	31	±11	29	±13	22	±13	23	±11
Lordosis	38	±17	39	±15	33	±14	36	±12	30	±14

[1, 2] Cobb angles of the largest curve computed in the PA view.

[3, 4] Cobb angles of the largest curve in the plane of the Maximum Curvature

[5, 6] Cobb angles of the largest curve computed in the plane of the Minimum Curvature

Table 2 Grouping distribution for 5 classes and 12 classes

	Number of samples (k = 5)	Number of samples (k = 12)
Class 1	93	31
Class 2	56	41
Class 3	88	33
Class 4	90	34
Class 5	82	25
Class 6	-	43
Class 7	-	49
Class 8	-	20
Class 9	-	23
Class 10	-	31
Class 11	-	39
Class 12	-	40
Rand Index	1.00	0.92

Table 3 Cluster Analysis using the maximum, minimum and the mean distance from the cluster center

Class	Min	Mean	Max
class 1	2.71	6.14	8.93
class 2	0.93	3.60	6.80
class 3	0.74	2.37	4.70
class 4	0.16	1.02	5.23
class 5	0.37	1.40	3.62

Table 4 Cluster Analysis using inter cluster distance (k = 5)

Class	1	2	3	4	5
1	-	2.37	5.40	5.14	3.14
2	-	-	2.11	1.92	0.19
3	-	-	-	0.32	1.49
4	-	-	-	-	1.39
5	-	-	-	-	-

Table 5 Statistical Analysis using ANOVA

Clinical Indices	k = 5	k=12
Cobb Angle (PA) [1]	< 0.05	< 0.05
Cobb Angle (PA) [2]	< 0.05	< 0.05
Plane of Maximum Curvature [3]	< 0.05	< 0.05
Plane of Maximum Curvature [4]	< 0.05	< 0.05
Plane of Minimum Curvature [5]	0.80	0.78
Plane of Minimum Curvature [6]	0.62	0.54
Kyphosis	0.13	< 0.05
Lordosis	0.32	0.09

[1, 2] Cobb angles of the largest curve computed in the PA view.

[3, 4] Cobb angles of the largest curve in the plane of the Maximum Curvature

[5, 6] Cobb angles of the largest curve computed in the plane of the Minimum Curvature

CHAPITRE 6 PRÉSENTATION DE L'ARTICLE 4 – THREE-DIMENSIONAL SUBCLASSIFICATION OF LENKE TYPE 1 SCOLIOTIC CURVES.

La contribution du premier auteur à la préparation et à la rédaction de cet article est évaluée à 90 %. Cet article a été soumis pour publication à la revue « Journal of Spinal Disorders and Techniques» au mois de juillet 2007 et accepté pour publication au mois d'août 2007.

Remarques : Ce dernier article présente les résultats obtenus pour la variabilité 3-D chez une population scoliotiques de patients Lenke 1. Des critères 3-D ont été identifiés dans la littérature et une évaluation de ces critères a été effectuée. De plus, une technique plus fiable et plus facile d'interprétation a été proposée pour le calcul de la torsion géométrique, telle que défini par Poncet et coll. Cet article ouvre la voie au raffinement de la classification 2-D (par exemple tel que défini par Lenke et coll.) vers une classification purement 3-D.

Three-Dimensional Subclassification of Lenke Type 1 Scoliotic Curves

Luc Duong, BEng,^{1,3} Jean-Marc Mac-Thiong, MD¹, Farida Cheriet, PhD^{1,3}, Hubert Labelle, MD,^{1,2}

¹ Research Center, CHU Sainte-Justine, 3175 Côte-Sainte-Catherine,
Montréal, Québec, Canada, H3T 1C5.

² Department of Orthopaedic Surgery, Université de Montréal, PO Box 6128,
Station Centre-ville, Montréal, Canada, H3C 3J7.

³ Department of Computer Engineering, École Polytechnique, PO Box 6079,
Station Centre-ville, Montréal, Québec, Canada, H3C 3A7.

The manuscript submitted does not contain information about medical device.

This research was funded by the Scoliosis Research Society and MENTOR, a strategic training program of the Canadian Institutes of Health Research.

Address correspondence and reprint requests to:

Hubert Labelle, MD

Division of Orthopedics, Hôpital Sainte-Justine

3175 Côte-Sainte-Catherine

Montréal, Québec

Canada H3T 1C5

Tel.: 514-345-4931 #4876

Fax: 514-345-4755

Abstract

Study design. Prospective study of the three-dimensional shape variability of spinal curve in Lenke type I Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS). **Objectives.** To determine the statistical 3-D variability of Lenke type 1 curves and to evaluate clinical parameters that can be integrated to refine the Lenke *et al.* original proposal, and to pave the road for a comprehensive 3-D sub classification in AIS. **Summary of Background Data.** Several classification systems based on identification of key features from frontal and sagittal x-rays have been proposed in AIS, but these remain an oversimplification of the complex 3-D deformity since it is only based on 2-D imaging. Clinical 3-D parameters variability has been investigated in previous studies, but has never been considered in the context of the Lenke classification. **Methods.** Radiographs of sixty eight (68) AIS patients with Lenke type 1 curves were reconstructed in 3-D using a stereo radiographic technique and were submitted to a computer algorithm to compute a set of 3-D parameters that can be used to characterize the 3-D curve. Cluster analysis was performed to determine the statistical distribution of 3-D parameters among Lenke 1 curve types. **Results.** Statistical analysis shows specific 3-D deformation patterns within Lenke type 1 curves, mostly using the Best Fit Plane or BFP (SD ± 22.9 , ± 49.8) and Geometric Torsion parameters. No significant variability was found using the Plane of Maximum Curvature or PMC. **Conclusions.** Recent advances in computer vision facilitate the introduction of 3-D reconstruction in a standard clinical setting and can provide more information towards the spine behavior in 3-D space. A direct consequence of commonly used 3-D reconstruction would be to be able to evaluate 3-D indices and to devise a real 3-D classification system from Lenke *et al.* proposal.

Key Words: Curve classification; Idiopathic scoliosis; Cluster analysis.

Key Points

- Statistical investigation of the three-dimensional variability in AIS using 3-D descriptors
- Three-dimensional clinical parameters were considered (Plane of maximum curvature, best fit plane and geometric torsion).
- A single population was considered for the 3-D statistical distribution: the Lenke 1 scoliotic spine curve.

6.1 Introduction

Adolescent idiopathic scoliosis (AIS) is characterized by frontal deviation of the spine. In addition to this frontal deviation, most authors [1-3] agree that this deformity involves also a three dimensional (3-D) component often neglected in current treatment strategies. Historically, classification of scoliosis has been limited to 2-D parameters, since it was built upon the review of radiographs by experts, which at the time was the only available imaging modality. Consequently, a first uniplanar classification (2-D) was proposed by King *et al.* and was mainly oriented towards the classification of thoracic curves in the coronal plane for selecting fusion levels [4]. This classification system does not specifically consider features of the lumbar segment or of the sagittal profile. Moreover, some authors have reported only moderate reliability of the King classification (kappa coefficients intraobserver: 0.62 , interobserver: 0.49) [5] . To overcome this limitation, and to provide a more comprehensive and complete system, Lenke *et al.* proposed a new classification system and reported a higher intra- and inter-observer reliability [6]. In addition to the characterization of the coronal plane, Lenke *et al.* provided a modifier for three types of thoracic sagittal profile (+,-,N). The introduction by Lenke *et al.* of the sagittal modifier emphasizes on the need to build a complete 3-D representation and classification of AIS. Although the proposal of Lenke *et al.* is in fact a biplanar 2-D classification, it is a first step towards a true 3-D classification.

Investigational work to describe spinal curve patterns in 3-D using cluster analysis was previously conducted [7] and were in agreement with the findings of Carpineta *et al.* [8], stating that current 2-D classification system could contain various underlying 3-D patterns not considered in a 2-D classification process. In addition, using 2-D parameters to describe the spine is suboptimal, as exemplified by the fact that two markedly different curves may have the same coronal Cobb angle value [2]. A clinically useful 3-D classification therefore remains to be found. The first step in building a reliable comparison system for 3-D analysis in AIS is to design a comprehensible and reproducible set of clinical 3-D parameters. To this end, Stokes *et al.* in his report of the SRS Terminology Committee reported a wide range of 3-D clinical indices and their associated meaning [9]. Many 3-D parameters were proposed to characterize in 3-D the spinal deformity; among other the plane of maximum curvature (PMC) and the best fit plane (BFP). The plane of maximum curvature is based on the Cobb method, but instead of evaluating the Cobb angle in the posteroanterior or sagittal view, a synthetic plane is rotated around the patient and the projection of the curve where the Cobb angle is greater is identified [2]. This index is simple and based on known method of calculation; however it represents an oversimplification of the 3-D nature of the spine, even if it is identified in a 3-D space [1]. The BFP, on the other hand, is a plane fitted through the centroid of each vertebral bodies of the curve segment using a minimization of the square root distance.

Another intuitive way of characterizing scoliosis deformity is to consider the apical plane to obtain projections on all three planes of the 3-D space. The idea is promising when 3-D reconstruction will be an integral part of the clinical process [10-12]. Asher *et al.* [13] also proposed to visualize the curve in the apical plane to study the 3-D curve, and observed three different curves from this point of view: simple, double and triple torsion, according to their number of *twists*, or the number of spatial changes in the curve of the 3-D spine. The terminology used above by Asher *et al.* described in fact the

interpretation of geometric torsion used in differential geometry to quantify 3-D curve behavior. To this end, Poncet *et al.* [3] have proposed to classify curves according to the pattern of geometric torsion measured on 3-D geometric reconstructions of the spine. Frenet in 1847 and, independently by Serret in 1851, introduced the idea of adapting a coordinate frame directly to a curve, rather than using 3-D coordinates [14]. The main innovation of this discovery is that 3-D changes can be monitored along the curve and can be expressed directly in terms of the frame itself. Moving frames are not dependant to any coordinate system; rather, they are adapted to the curve under study. Hence, geometric torsion measures how rapidly the curve is twisting out of the plane spanned by the normal and tangent vector. The Frenet frame is then adapted to the 3-D curve analysis by capturing its essential 3-D geometric structure. For simplicity reasons, the term “torsion” in our context will refer to geometric torsion, as opposition to mechanical torsion, which relates, to the amount of sheering into an object. A more detailed description of geometric torsion on a 3-D curve can be found in the Appendix A.

Although 3-D parameters were previously considered to quantify brace effects [15], surgical correction [16] or progression of spinal curve [17], they have never been proven to be useful alone to classify or to guide the management of AIS patients. Moreover, the investigation of multiple 3-D indices was never oriented towards the refinement of current 2-D classification systems. This is particularly true for the Lenke *et al.* classification for which it has been postulated that it may be clinically useful to subdivide or regroup certain curve patterns. Based on the L4 tilt, Miyajima *et al.* [18] suggested that Lenke 1A curves should be divided into two distinct subtypes, and that Lenke 1A curves with a left L4 tilt are similar to Lenke 1B curves.

The global purpose of this work is to evaluate the feasibility of implementing the Lenke *et al.* classification with multiple 3-D indices, which represents the next step towards the development of a true 3-D classification. More specifically in this study, we tried to subclassify Lenke type I curves according to different 3-D features already proposed in

the literature (best fit plane, plane of maximum curvature, and geometric torsion), using cluster analysis. Focusing our analysis on Lenke I curves was mainly due to two reasons. First, Lenke Type I curves are the most prevalent curves (51%) found in AIS [19] and second, a previous study [18] suggested that it may be clinically useful to subdivide Lenke type I curves based on additional features not described initially by Lenke *et al.*

6.2 Materials and Methods

6.2.1 Sample description

A total of 68 patients with AIS treated at our institution were selected from a database organized according to the Lenke *et al.* classification. Inclusion criteria for this study were: 1) a diagnosis of AIS, 2) an age between 12 and 18 years when the radiographs were obtained, 3) no previous spinal surgery, and 4) a scoliotic curve categorized by a panel of expert as Lenke type 1. Mean PA Cobb angle was evaluated at 47.2 ± 10.1 degrees (main thoracic or MT) and 34.3 ± 11.2 degrees (thoracolumbar/lumbar or TLL). Mean kyphosis and lordosis were respectively evaluated at 26.3 ± 12.5 degrees and 36.5 ± 11.8 degrees. This database of patients was gathered from a joint effort organized by several investigators from the SRS 3-D committee on 3-D classification to pave the road for a 3-D classification.

6.2.2 3-D reconstruction of the spine

Manual identification of anatomical landmarks on the spine was performed on both posteroanterior (PA) and lateral (LAT) radiographs of the spine. To find the relative depth information, identification of a calibration object is performed on both views, and the measured 3-D position on this 3-D object are used to infer the projection matrix corresponding to each view. Once calibrated, 3-D reconstruction is feasible for any stereo corresponding anatomical landmarks (e.g. landmark must be visible in both posteroanterior and lateral views). Protocol used for identification of landmark was established by the Scoliosis Research Society (SRS) committee on 3-D classification and

consist in identifying stereo-corresponding anatomical landmarks on the sacrum, the pelvis with femoral heads and all vertebral levels from C7 to L5 (see Figure 1). For each vertebral level, these landmarks were selected on both views: center of the superior and inferior endplates of the vertebral body and the superior and inferior borders of the pedicles. Finally, the computation of the 3-D position of these landmarks from the projection matrices is straightforward and more details about the 3-D reconstruction algorithm are described in a previous study [20]. These landmarks allowed generating a simplified representation in 3-D of the spine and a generic model can be adjusted by elastic registration on those references points to build a more realistic view in 3-D. Moreover, a simplified view of the spine geometric shape can be produced by representing in 3-D the vertebral body line, as defined in the SDSG Radiographic Manual [21]. This representation requires computing the center of each vertebral body using the centers of the superior and the inferior endplate 3-D positions and to fit a mathematical curve along all the vertebral levels. The 3-D reconstruction software was built in C++ while data processing and visualization software were developed using Matlab 6.5 (The Mathworks Inc., Natick, MA). The reconstruction error of such technique was reported to range between 3.3 +/- 3.8 mm [20].

6.2.3 Evaluation methods

3-D Reference frame

As described by Stokes *et al.* [9] and adopted as the SRS 3-D standard, the global axis system was used as a 3-D reference frame. The X axis is perpendicular to the gravity line and is directed anteriorly with respect to the patient. The Y-axis points toward the left side of the patient while the Z-axis is oriented toward the head. The origin of the axis system is at the center of the superior endplate of S1. This being defined, it is possible to compute several clinical indices to characterize the deformity. For 3-D analysis, the following 3-D clinical indices were considered on the dataset.

6.2.4 3-D Parameters

Plane of maximum curvature

The plane of maximum curvature [9] or PMC is defined as being the plane which is rotated along a vertical line (in our case, we selected the central sacral vertical line or CSVL). The 3-D spine model is projected on this vertical plane until the curvature of the projected part of the spine reaches a maximum according to the Cobb measurement in this plane. The analytical Cobb angle is used here [2], but instead of considering it in the PA view, the spine curve is projected onto a plane that is rotating with respect to the midline (along SRS Z-axis, see Figure 2A for more details). This index is not constrained in either the thoracic or lumbar level, but provides an overall 3-D indication of where the curve is more severe.

Best Fit Plane

The best fit plane [9] or BFP, as illustrated on Figure 2B, is defined as the plane which minimizes the distance between the curve defined by the centroid of each vertebral body of a specified region of the spine (usually a curve). The centroid of each vertebral body is located between the centers of the superior and the inferior endplate 3-D positions. The BFP is computed by fitting a plane with a rigid registration technique, to minimize the sum of square distances between each vertebral level and the equation of the plane, for a curve segment. Three types of segment can be considered: proximal thoracic (T1-T3), main thoracic (T3-T12) and thoracolumbar/lumbar (T12-L4), defined with respect to the recommendations of the SDSG Radiographic Manual [21]. In this study, we considered only the main thoracic and thoracolumbar/lumbar curve. Since it provides a true 3-D representation of the curvature spatial location, this index describes the 3-D location of the curve. To ensure a reasonable number of parameters for cluster analysis, we considered only the rotation of the plane with respect of the X- and Z-axis.

Geometric Torsion

In our approach, a cubic spline curve was fitted through the centroid of each vertebral level, modeling the 3-D shape of the vertebral body line (Figure 3) as defined by the SDSG radiographic manual [21]. Hence, a Frenet frame, or a local reference frame consisting of a tangent, normal and binormal vector used to compute geometric torsion, is defined at the center of the superior endplate of S1 and displacements of the frame along the vertebral body line is computed, until C7 is reached. A positive value indicates torsion in the counterclockwise direction (right handed thread rule) and a negative value indicates torsion in the clockwise direction (left handed thread rule), all values computed with respect of their associated reference frame along the vertebral body line (Figure 3). Hence, torsion parameter represents the true 3-D variation within the vertebral body line, not bound to any global reference frame. Applied to scoliosis, geometric torsion measures the amount of helicoidal deviation of the vertebrae [3]. On a normal spine, torsion will be zero along the curve, since the curve lie in the sagittal plane where there is no change of direction or “twist”.

The novelty in our application for computing geometric torsion is twofold. First, we performed geometric torsion measurements through all the whole vertebral body line the curve length equally distributed on the curve, instead of only at each vertebral level as proposed by Poncet *et al.* Second, a technique to determine where the torsion value is maximum (which indicates the location of a maximum of torsion) was introduced. A zero crossing of the function was also defined (where the torsion changes sign from either positive to negative or from negative to positive) and represents a change of direction in the curve (Figure 4). For simplicity reasons, we define the zero-crossing index as Geometric Torsion Zero-Crossing (GTZ) and we define also the maximum of the function as Geometric Torsion Peaks (GTP). Zero crossing is of interest for studying torsion in spinal curve, since it indicates a change of “twist”. Hence, it is possible to detect each vertebral level where there is an abrupt change of orientation or “twist”. By

providing this information to clinician, we believe that geometrical interpretation of torsion will be eased and that these intuitive parameters from a geometrical point of view, represented in a graphical form, would be more useful.

6.2.5 Statistical analysis

First, mean and standard deviation values were computed on the total dataset for the BFP and PMC parameter to identify if there is a sparse distribution for any of those parameters. Quantitative and qualitative (visual analysis) cluster analysis using k-means clustering technique [22] was performed to detect any grouping among the data. Clustering analysis is a multivariate statistical method to automatically identify grouping in a pool of data samples, using the spatial distribution of a set of observations. K-mean is a popular pattern recognition algorithm to cluster blindly into “k”-groups based on a similarity criteria. The basic idea behind the k-means algorithm is to find grouping among a cloud of parameters, by a similarity measure, according to their proximity of the cluster centers. The similarity metric commonly used is the Euclidian distance. The initial number of grouping is supplied (k parameter) and iteratively from a random starting point, “k” cluster centers are identified. The different k-grouping are formed according to the similarity measure with the different cluster centers. The grouping is performed by minimizing the sum of squares of distances between the data and the corresponding cluster centers. Visual analysis of each pair of parameters in 2-D can also help to qualitatively identify clusters, once the clustering is assigned via k-means.

The main drawback using k-means clustering algorithms is that the number of clusters has to be supplied beforehand and there is not guarantee to obtain the optimal answer. Therefore, the first criterion considered to validate the clustering phase was the mean and standard deviation from the cluster centers identified by k-means. These parameters can be used to determine if the identified clustering is relevant or not, since it is though that sparse distributed cluster could signify a less significant grouping. Also, a dense cluster would perform a good generalization of the patterns sought. The second

clustering criterion was based on the visualization of the distribution identified by k-means, with respect to the grouping identified and their spatial location.

A second limitation of using k-means arises, since the number of patients must be high to obtain a good generalization. The choice and the number of parameters to consider is then crucial to obtain relevant clustered data distributions. The first set of variables chosen for clustering was the orientation of the PMC for the main thoracic curve and the orientation for the thoracolumbar/lumbar curve. The second set of variables was the orientation of the BFP with respect to the X-axis and the Z-axis. In our case, we decided to consider independently the PMC and BFP, since it is two different parameters with no known correlation. Afterward, we visualized a graphical representation of the thoracic with respect to the lumbar PMC. We visualized also the thoracic and the thoracolumbar/lumbar BFP with respect of the X and Z axis. Geometric Torsion was not considered in the clustering phase, since the number of parameters to consider was relatively high with regards to the data available.

6.3 Results

Results for the clinical indices are compiled in Table 1. Using the result of the spatial distribution, we considered the k-means algorithm using $k = 2$. A first source of difference was found in 3-D using the plane of maximum curvature in both thoracic and lumbar ($SD \pm 45.4, \pm 17.7$). Graphically, this difference can be translated into 1) where the thoracic curve is oriented and 2) where the lumbar curve is oriented in space. Cluster analysis (Table 2) allowed defining two clusters (PMC MT/TLL $174.1 \pm 4.8/40.8 \pm 34.5$ and $20.6 \pm 11.1/42.9 \pm 15.6$). No significant grouping was found visually in the PMC using cluster analysis (Figure 5); since this difference was from the circularity of angle measurement (projection on a plane at 0 degree is related to a projection on a plane at 180 degree). A second source of variability was found to be using the X-axis Best Fit plane at the thoracic and lumbar level ($SD \pm 22.9, \pm 49.8$).

Cluster analysis found two major groupings, mostly on the thoracic level. In Lenke type 1, the main thoracic Best Fit Plane is oriented differently (Figure 6).

As for the geometric torsion, a first peak was observed around T5-T7 vertebral level and is consistent in a proportion of 82% of the cases considered. A second peak can be observed systematically in the T11-L1 region which corresponds to the lumbar apex and junction between kyphosis and lordosis. Although the peak of torsion was identified in every Lenke 1, the torsion was found to be not oriented in the same direction for all cases. Zero crossings of the torsion function were identified at T8 and T12-L1 levels, but most torsion patterns shown a smooth transition until they reach another peak. A sample of the visualization method is illustrated in Figure 4 for torsion parameter including peaks and zero-crossing for a typical Lenke 1 curve. An example of the results obtained was also visualized in 2-D, to facilitate visual interpretation of this index.

6.4 Discussion

Classification is paramount in the evaluation of Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) and in most classification systems found in the literature, is directly linked to the guidance of the surgical procedure. However, to be relevant, a classification system must be complete and must cover the wide variety of curve patterns. Several studies [3, 4, 6, 23, 24] attempted to propose a reliable classification system for Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) while several other studies concentrated their efforts on evaluating the reliability of such classification systems [5, 6, 25-29] and to show their relevancy in a clinical point of view. This great interest in classification shows a need for a simple and yet usable 3-D communication tool to guide the surgical procedure while installing instrumentation, but also to characterize scoliotic deformity. 3-D indices were previously investigated [1] by the SRS Working Group on 3-D terminology and their prior work to formalize clinical parameters is an important asset to develop a 3-D classification.

The major hypothesis of this study originated from the fact that the development of an intuitive 3-D classification is an ill posed problem, since the different configuration possible and the large variability observed in the curve type. 3-D visualization and classification is a complex task and thus, a logical starting point is to evaluate if any sub-classification can be inferred from current established 2-D classification, enriched with the 3-D analysis of clinical parameters. Hence, 3-D classification can be a second step to refine current established 2-D classification, with a different goal than guide the surgical treatment, but also to compare different progression patterns. For instance, 3-D classification can be used to view the progression from the top view using PMC, BFP or even torsion parameters. A hierarchical classification might be the key to decorticate the complexity of 3-D spinal deformity. Lenke *et al.* classification can be a first level, but a more detailed classification might help devise a treatment plan associated to each configuration. Prevalence of scoliotic curves according to Lenke *et al.*[19] was found to be higher for Type 1, and different indication of surgery for this single type of curve suggest that there might be different curve patterns in 3-D. Currently, Lenke *et al.* proposed two treatment plans associated with one type curve (type 1). However, including the different subtypes (lumbar and sagittal modifier), 9 solutions are possible for type 1. In our case, we started with only 2 major 3-D patterns to be able to associate an even number of treatment plans and subclasses. In addition, by considering only two major 3-D patterns, a better reliability might be observed since the number of parameters to consider is lower. Hence, a true 3-D parameter can help simplify the analysis in several plane of the 3-D space.

Visually speaking, no clinical patterns were observed using PMC. PMC measures the projection of the curve on a plane. Even though it gives some insights about the 3-D orientation of the curve, this parameter suffers from the same drawback as in the conventional Cobb angle in the PA plane which constitutes an oversimplification of the real 3-D deformity. Best Fit Plane in 3-D is more relevant to evaluate the 3-D «true»

curve and it is possible also to visualize both thoracic and lumbar BFP and for surgical correction to mentally align those planes into the sagittal profile.

However, since it is purely 3-D defined, it can be difficult to visualize (orientation along x, y, and z-axis). A third component of this mental registration could be the introduction of the pelvis to induce global balance of the subject. As for geometric torsion parameters, their major contribution to the clinical aspect is their ability to identify accurately the junction of the changes between lordosis and kyphosis. A peak of torsion will translate into a major twist in that region and is highly correlated with the apex of the curve where there is a major change in 3-D. This observation can be also proven mathematically, since inflexion points used in the calculation of the analytical Cobb angle are identified from the location on the 2-D projected curve.

Ultimately, this should lead to a better understanding of the mechanisms that produce scoliotic deformity, thus leading to the development of more appropriate treatments for scoliosis correction. The major findings of this study is that torsion parameters can be used into a clinical setting with the appropriate tools and that the study of the Plane of Maximum Curvature and the Best fit Plane evaluated from a top view. The idea of the top view is not new and the finding of this study is in agreement with those of Negrini *et al.*[30], who proposed a new classification using the top view. Their approach is promising since it incorporates non-invasive motion analysis as a substitute for conventional x-rays, which can present some risk associated with exposure to radiation [31]. 3-D reconstruction techniques were introduced more than two decades ago, but were mostly confined to research work. Thus, this introduces our need of imaging tool to adequately quantify the true deformity. Recent advances in computer vision and several stereo-radiographic techniques [20] were proposed to generate a 3-D representation of the standing position of the patient from standard radiographs. Nowadays, these techniques do not require any calibration apparatus which can be cumbersome in a clinical setting. Therefore, 3-D spine geometries can be reconstructed directly in the clinic, but it is feasible to provide retrospective 3-D data from archived radiographs as

well. Three-dimensional representation is hence more adequate to understand the underlying deformity, not visible in the 2-D views (coronal and sagittal). This category of tool translates in the ability to visualize in 3-D the “true” effect of gravity on the global musculoskeletal system of AIS patients.

Finally, a computerized approach to the study of spinal deformity allows to visualize complex data and might help to find patterns into complex datasets. Ultimately, this technique might also lead to more reliable use of classification in scoliosis. A computerized approach for the inference of King classification was proposed by Stokes *et al.* [28, 29] to increase reliability in the evaluation of classification. Several rules, found in the original article of the King classification [4], were formalized to build a computer algorithm that can be implemented in any software package. This algorithm was specifically designed for a given task and can be executed with a higher reproducibility than manual measurements with the observer interpretation. Using their algorithm, they were able to increase reliability of King classification to a kappa value of 0.82 (inter) and 0.85 (intra). Similarly, this can be refined for Lenke *et al.* classification and for any 3-D clinical sub classification.

6.5 Conclusion

The goal of this study was to investigate the existence of different statistical distributions in a single grouping, namely the Lenke 1 curve type. This study presented a first step into building a reliable, reproducible and intuitive sub classification using 3-D parameters. This ongoing work should be extended by considering Lenke type 2 through type 6 and also by building the methodological foundations for future extension, when 3-D will be commonplace in many institutions and when more data can be cumulated. Moreover, data on progression could be also considered for a single category of patients.

In this study, two main source of 3-D variability among patient were found: 1) Using the BFP, which represent a true 3-D measurement and 2) Torsion parameters to find

automatically junction between the lumbar and thoracic curves and also how the curve behave in 3-D. 3-D reconstruction is becoming commonplace in a clinical setting, and with the introduction of several advances in computer vision, their implementation is becoming much easier. Moreover, the process could become automated since recent advances in image recognition and 3-D visualization could lead to a better understanding to spinal deformity. For instance, semi-automated technique for detection of ribs [32], pedicles [33] and vertebral body line [34] could lead to a fully automatic reconstruction process. Historically, classification was designed using a set of planar radiographs and the expertise of surgeons who treated them. Consequently, classification was only based on 2-D features from 2-D radiographs. Once 3-D will be fully introduced for diagnosis of AIS, three-dimensional analysis will lead to infer a proper classification to the spine curve. True 3-D indices, with adequate 3-D imaging techniques, could lead to a more effective method of diagnosis and can be used to devise better treatment.

Acknowledgements

The authors gratefully acknowledge Philippe Labelle for his technical assistance and scientific contribution. The authors are also grateful to the SRS Committee on Classification 3-D for their expertise in identifying relevant cases and for their valuable input regarding the project. This study was funded in part by the Scoliosis Research Society and by the Mentor Program of the Canadian Institutes Health Research (CIHR). This research was conducted under the SRS Sub-committee on 3D Scoliosis Classification.

6.6 References

1. Perdrille R, Le Borgne P, Dansereau J, et al. Idiopathic scoliosis in three dimensions: a succession of two-dimensional deformities? *Spine* 2001;26:2719-26.
2. Stokes IA, Bigalow LC, Moreland MS. Three-dimensional spinal curvature in idiopathic scoliosis. *J Orthop Res* 1987;5:102-13.

3. Poncet P, Dansereau J, Labelle H. Geometric torsion in idiopathic scoliosis: three-dimensional analysis and proposal for a new classification. *Spine* 2001;26:2235-43.
4. King HA, Moe JH, Bradford DS, et al. The selection of fusion levels in thoracic idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am* 1983;65:1302-13.
5. Lenke LG, Betz RR, Bridwell KH, et al. Intraobserver and interobserver reliability of the classification of thoracic adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am* 1998;80:1097-106.
6. Lenke LG, Betz RR, Harms J, et al. Adolescent idiopathic scoliosis: a new classification to determine extent of spinal arthrodesis. *J Bone Joint Surg Am* 2001;83-A:1169-81.
7. Duong L, Cheriet F, Labelle H. Three-dimensional classification of spinal deformities using fuzzy clustering. *Spine* 2006;31:923-30.
8. Carpineta L, Labelle H. Evidence of three-dimensional variability in scoliotic curves. *Clin Orthop Relat Res* 2003:139-48.
9. Stokes IA. Three-dimensional terminology of spinal deformity. A report presented to the Scoliosis Research Society by the Scoliosis Research Society Working Group on 3-D terminology of spinal deformity. *Spine* 1994;19:236-48.
10. Kohashi Y, Oga M, Sugioka Y. A new method using top views of the spine to predict the progression of curves in idiopathic scoliosis during growth. *Spine* 1996;21:212-7.
11. De Smet AA, Tarlton MA, Cook LT, et al. The top view for analysis of scoliosis progression. *Radiology* 1983;147:369-72.
12. Kojima T, Kurokawa T. Rotation vector, a new method for representation of three-dimensional deformity in scoliosis. *Spine* 1992;17:1296-303.
13. Asher M, Burton D. A concept of idiopathic scoliosis deformities as imperfect torsion(s). *Clin Orthop Relat Res*. 1999 11-25.
14. Zucker SW. Differential Geometry from the Frenet Point of View: Boundary Detection, Stereo, Texture and Color. In N. Paragios YC, and O. Faugeras ed. *Mathematical Models of Computer Vision: The Handbook*: Springer, 2005.

15. Labelle H, Bellefleur C, Joncas J, et al. Preliminary evaluation of a computer-assisted tool for the design and adjustment of braces in idiopathic scoliosis: a prospective and randomized study. *Spine* 2007;32:835-43.
16. Labelle H, Dansereau J, Bellefleur C, et al. Comparison between preoperative and postoperative three-dimensional reconstructions of idiopathic scoliosis with the Cotrel-Dubousset procedure. *Spine* 1995;20:2487-92.
17. Villemure I, Aubin CE, Grimard G, et al. Evolution of 3D deformities in adolescents with progressive idiopathic scoliosis. *Stud Health Technol Inform* 2002;91:54-8.
18. Miyajima F, Newton P, Perry A, et al. Analysis of the Lenke 1A Curve Classification: Defining 2 Sub-Types Based on L4 Tilt. *International Meeting on Advanced Spine Techniques*. Athens, Greece, 2006.
19. Lenke LG, Betz RR, Clements D, et al. Curve prevalence of a new classification of operative adolescent idiopathic scoliosis: does classification correlate with treatment? *Spine* 2002;27:604-11.
20. Delorme S, Petit Y, de Guise JA, et al. Assessment of the 3-d reconstruction and high-resolution geometrical modeling of the human skeletal trunk from 2-D radiographic images. *IEEE Trans Biomed Eng* 2003;50:989-98.
21. O'Brian M, Kuklo T, Blanke K, et al. Radiographic measurement manual. Spinal Deformity Study Group (SDSG)ed, 2004.
22. Duda RO, Hart PE, Stork DG. Pattern classification. 2nd ed. New York ; Toronto: Wiley, 2001.
23. Coonrad RW, Murrell GA, Motley G, et al. A logical coronal pattern classification of 2,000 consecutive idiopathic scoliosis cases based on the scoliosis research society-defined apical vertebra. *Spine* 1998;23:1380-91.
24. Qiu G, Zhang J, Wang Y, et al. A new operative classification of idiopathic scoliosis: a peking union medical college method. *Spine* 2005;30:1419-26.
25. Ogon M, Giesinger K, Behensky H, et al. Interobserver and intraobserver reliability of Lenke's new scoliosis classification system. *Spine* 2002;27:858-62.

26. Cummings RJ, Loveless EA, Campbell J, et al. Interobserver reliability and intraobserver reproducibility of the system of King et al. for the classification of adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am* 1998;80:1107-11.
27. Richards BS, Sucato DJ, Konigsberg DE, et al. Comparison of reliability between the Lenke and King classification systems for adolescent idiopathic scoliosis using radiographs that were not premeasured. *Spine* 2003;28:1148-56; discussion 56-7.
28. Stokes IA, Aronsson DD. Computer-assisted algorithms improve reliability of King classification and Cobb angle measurement of scoliosis. *Spine* 2006;31:665-70.
29. Stokes IA, Aronsson DD. Identifying sources of variability in scoliosis classification using a rule-based automated algorithm. *Spine* 2002;27:2801-5.
30. Negrini S, Negrini A, Atanasio S, et al. Three-dimensional easy morphological (3-DEMO) classification of scoliosis, part I. *Scoliosis* 2006;1:20.
31. Levy AR, Goldberg MS, Mayo NE, et al. Reducing the lifetime risk of cancer from spinal radiographs among people with adolescent idiopathic scoliosis. *Spine* 1996;21:1540-7; discussion 8.
32. Plourde F, Cheriet F, Dansereau J. Semi-automatic detection of scoliotic rib borders using chest radiographs. *Stud Health Technol Inform.* 2006;123:533-7.
33. Dore V, Duong L, Cheriet F, et al. Towards automatic detection of pedicles on X-ray Images of scoliotic patients. ICIAR Montreal: Springer Lecture Notes in Computer Science, 2007.
34. Duong L, Cheriet F, Labelle H. Towards an automatic classification of spinal curves from x-ray images. *Stud Health Technol Inform.* 2006;419-24.

6.7 Tables

Table 1 Mean and standard deviation of 3-D clinical parameters computed for 68 Lenke type 1 scoliotic curves (N = 68)

	Plane of Maximum Curvature	Best Fit Plane (X)	Best Fit Plane (Z)	Normalized Geometric Torsion 1/mm (Level $\pm$ 1 level)		
				Superior End Vertebrae	Apical Vertebrae	Inferior End Vertebrae
Main Thoracic Curve	34.4 $\pm$ 45.4	28.3 $\pm$ 22.9	78.2 $\pm$ 5.2	0.03 $\pm$ 0.01 (T4)	0.04 $\pm$ 0.01 (T8)	0.02 $\pm$ 0.01 (T11)
Lumbar Curve	42.8 $\pm$ 17.7	54.8 $\pm$ 49.8	80.1 $\pm$ 5.1	0.03 $\pm$ 0.01 (T10)	0.01 $\pm$ 0.01 (L1)	0.04 $\pm$ 0.01 (L3)

Table 2 Cluster analysis using k-means (k = 2 grouping) computed for 68 Lenke type 1 scoliotic curves (N = 68)

	Plane of Maximum Curvature		Best Fit Plane	
	Number of samples (%)		Number of samples(%)	
	Cluster 1 7 (10 %)	Cluster 2 61 (90 %)	Cluster 1 48 (70%)	Cluster 2 20 (30%)
Thoracic Curve	174.1 $\pm$ 4.8	20.6 $\pm$ 11.1	30.2 $\pm$ 26.3 79.1 $\pm$ 5.0	23.5 $\pm$ 9.9 76.0 $\pm$ 5.0
Lumbar Curve	40.8 $\pm$ 34.5	42.9 $\pm$ 15.6	23.0 $\pm$ 7.9 79.2 $\pm$ 4.9	129.3 $\pm$ 10.5 82.3 $\pm$ 4.6

6.8 Figures

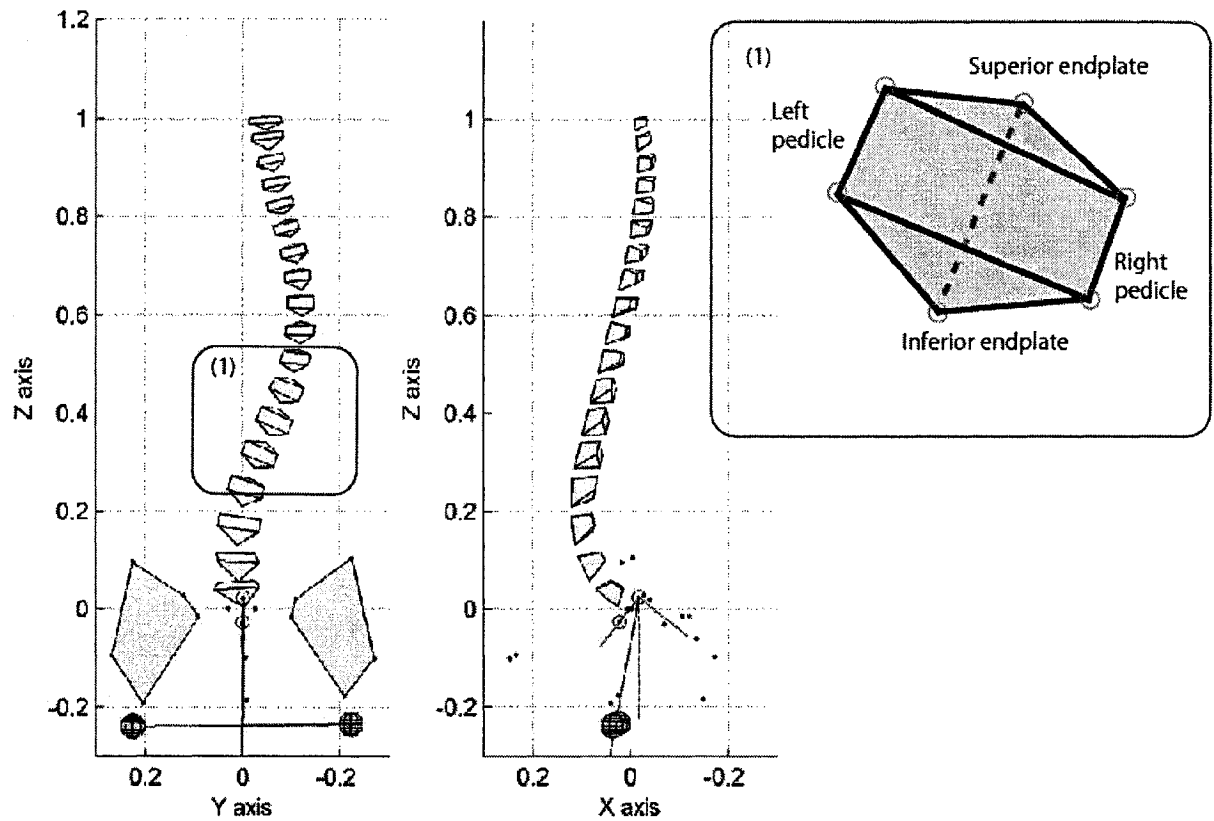


Fig. 1 Reconstructed 3-D spine by a stereo radiographic technique including anatomical landmarks on the sacrum, the pelvis with femoral heads and all vertebral level from C7 to L5. For each vertebral level, these landmarks were selected on both views: center of the superior and inferior endplates of the vertebral body and the superior and inferior borders of the pedicles (1).

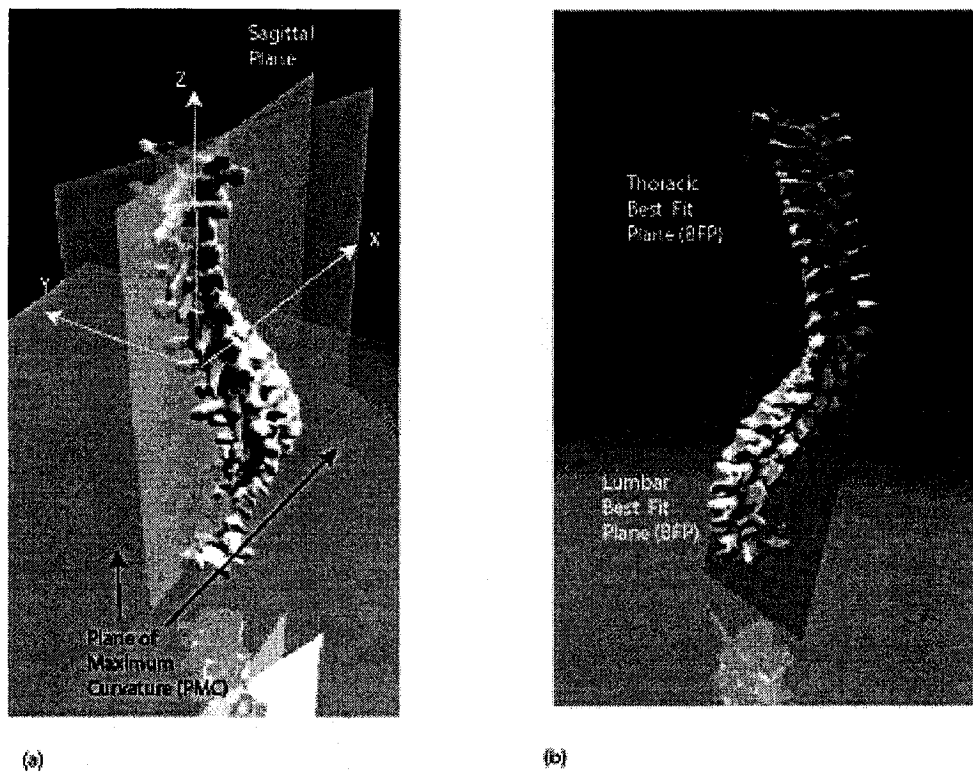


Fig. 2 a) Graphical 3-D representation of the Plane of Maximum Curvature (PMC)
b) Best Fit Plane

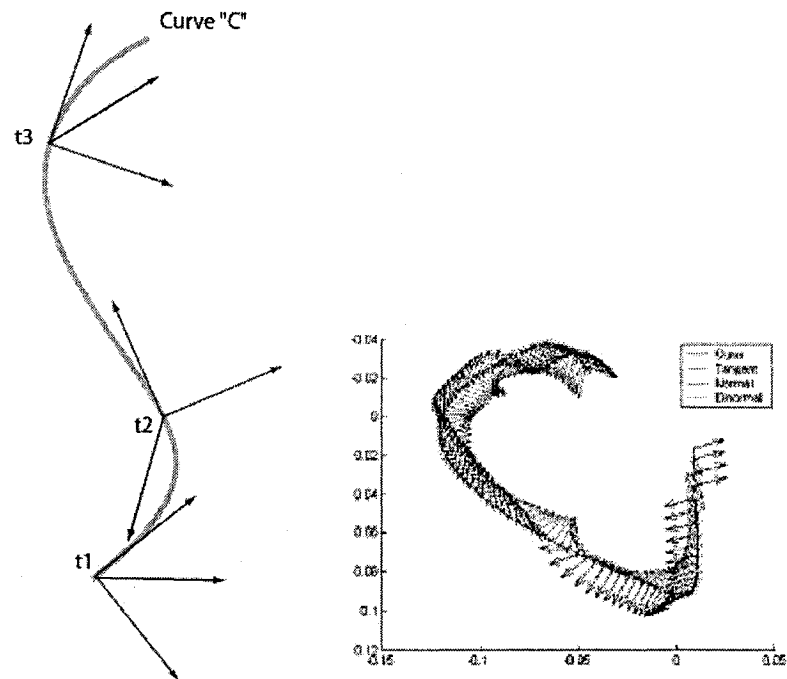


Fig. 3 Schematic description of Geometric Torsion. a) Three Frenet frames are depicted at different locations on a 3-D curve; geometric torsion (t_1 , t_2 , t_3) is evaluated at three different levels, according to their associated Frenet frame. b) Vertebral body line from the apical view. Frenet frame moving along the vertebral body line used to compute Geometric Torsion Peak (GTP) and Zeros (GTZ).

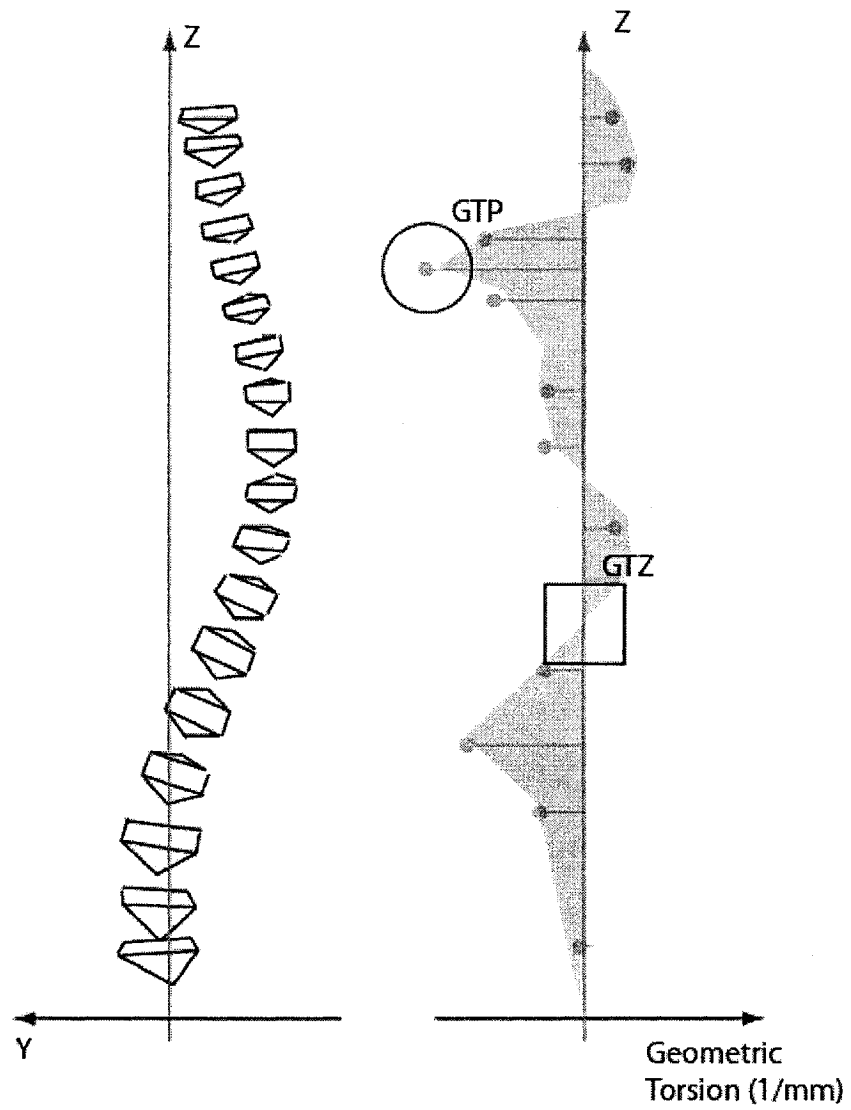


Fig. 4 Graphical view of the scoliotic curve in a) PA view, b) Geometric Torsion: Peaks (GTP) and Zero-Crossing (GTZ) can be automatically identified.

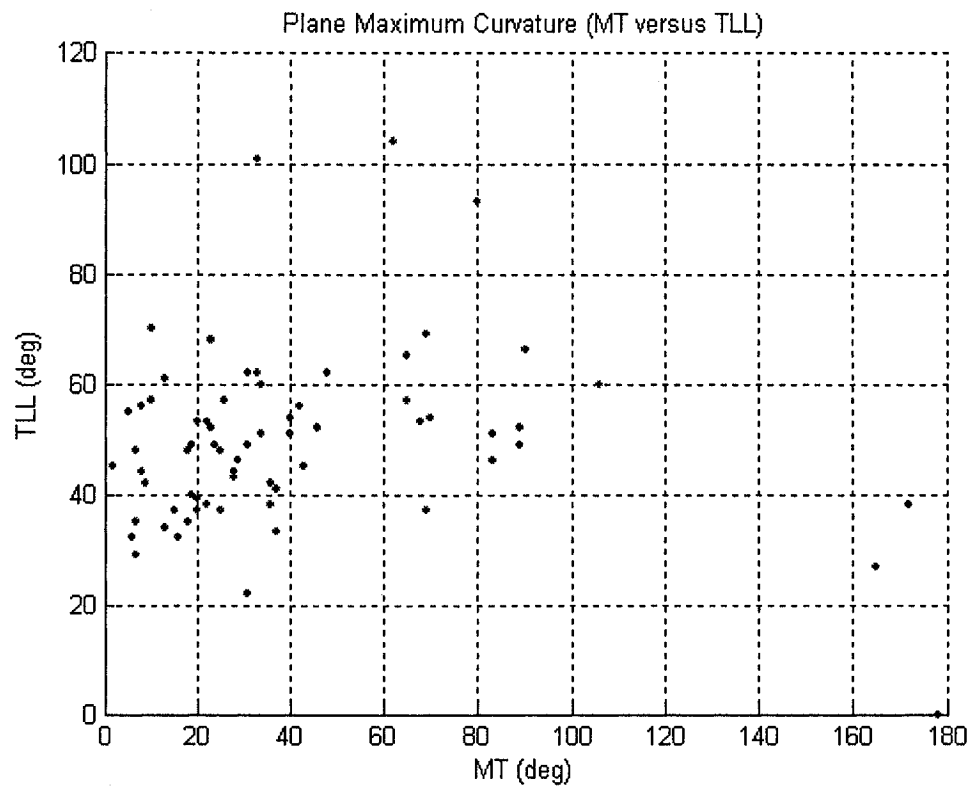


Fig. 5 Clustering results of the main thoracic (MT) and thoracolumbar/lumbar (TLL) Plane of Maximum Curvature (PMC). Outliers in the 160-180 degrees range are mainly attributed to the circularity of plane orientation.

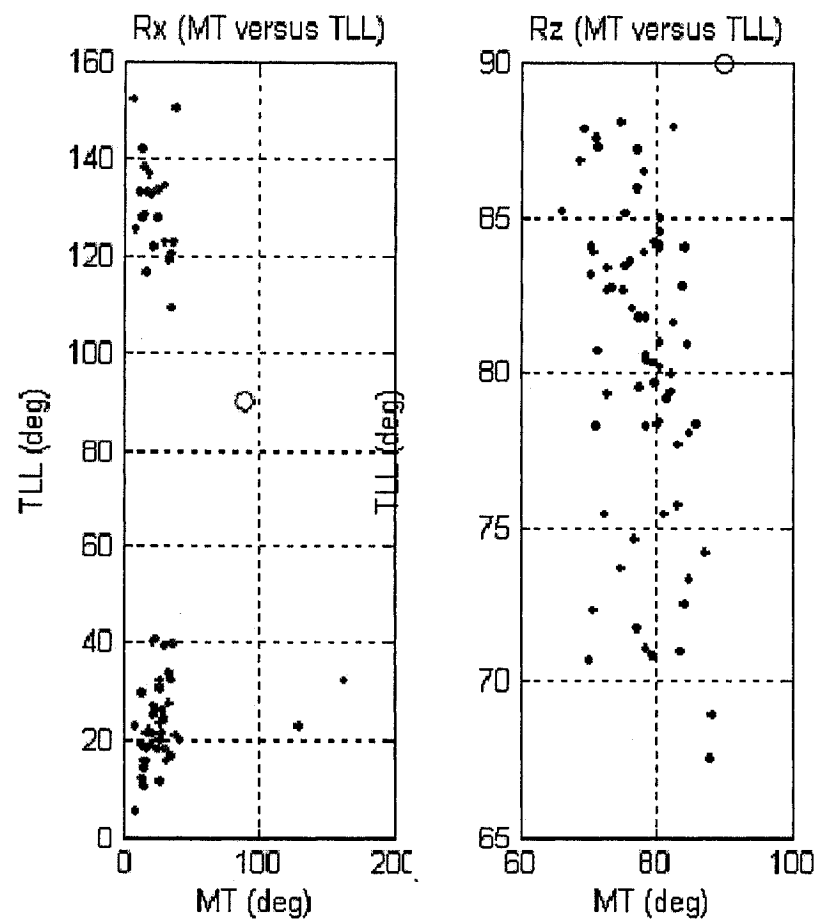


Fig. 6 Clustering results of the orientation with respect of the X and Z axis of the main thoracic and thoracolumbar/lumbar Best Fit Plane (BFP).

Appendix A - Mathematical formulation of geometric torsion of a curve

Geometric torsion can characterize any 3-D curve using Frenet-Serrat formulation [14]. The basic idea is to follow the 3-D curve and to indicate any change of direction of the 3-D orientation of the tangent along the curve. An intuitive analogy to understand geometric torsion is to visualize a metallic rod in 3-D, bended to fit the shape of the spine in every plane of the 3-D space. Then, torsion measurement can be visualized by a trihedron or Frenet frame (tangent, normal and binormal vector) acting as a local reference for a certain point on the curve that follows the curve in 3-D. The tangent vector $\vec{T}$ is defined as:

$$\vec{T} = \frac{\vec{r}'}{|\vec{r}'|} \quad (1)$$

where r denote the curve and r' the derivative of this curve. The normal $\vec{N}$ and the binormal $\vec{B}$ vectors are respectively defined as:

$$\vec{N} = \frac{\vec{T}'}{|\vec{T}'|} \quad (2)$$

$$\vec{B} = \vec{T} \times \vec{N} \quad (3)$$

Finally the curvature κ and the geometric torsion τ are defined as:

$$\kappa = |\vec{T}'| \quad (4)$$

$$\tau = -\vec{B}' \bullet \vec{N} \quad (5)$$

Twist or change of orientation of this local reference frame is quantified by the rate of change of the orientation of the Frenet frame. Geometric interpretation of torsion on a spine can be interpreted as follows: a positive value indicates a trihedron moving in a counter clockwise direction, and a negative value is associated with a trihedron moving in a clockwise direction. Hence, this feature can be categorized as a “pure” 3-D descriptor since it represent the three dimensional behaviour of the curve in space.

CHAPITRE 7 DISCUSSION GÉNÉRALE

Le développement d'outils informatiques basés sur l'IA pour le traitement et le diagnostic dans le domaine médical est un champ d'application du génie en plein essor. La littérature regorge d'information pouvant aider à traiter certaines pathologies, mais peu de travaux permettent d'appliquer directement ces solutions afin d'améliorer les traitements. Par exemple, notre groupe de recherche LIS3D/LAVIANI s'est penché principalement sur le développement d'outils informatiques pour le traitement de la scoliose idiopathique. Plusieurs études cliniques ont été conduites avec cette problématique en vue, menant au développement d'outils cliniques fiables, répétables et pertinents pour le suivi des déformations scoliotiques. Ces outils, basés sur la radiographie 2-D, suffisent pour le suivi de la progression en général. Cependant, la conscientisation généralisée de la vraie nature 3-D de la scoliose par la communauté scientifique renforce le besoin d'élaborer des métriques cliniques 3-D. Plusieurs de ces métriques ont été proposées depuis longtemps (translation apicale, angle de rotation, plan de déformation maximal, etc.). Par contre, ces indices sont peu exploités par les cliniciens, faute d'outils informatiques permettant de visualiser et interpréter cette information facilement. Le principal obstacle à l'introduction de l'imagerie 3-D de routine dans la pratique clinique se situe au niveau des modalités d'imagerie disponibles. La radiographie de nature 2-D présente un risque non négligeable d'irradiation. Mais en l'utilisant de façon restreinte, elle s'avère avantageuse comparativement à d'autres techniques d'imagerie plus invasives (la tomographie axiale par exemple) et permet une évaluation de la posture debout, contrairement à l'IRM. De plus, même si de nouvelles techniques d'imagerie alternatives émergent qui permettent une représentation automatique 3-D, tel le système EOS de la société Biospace Instruments (Paris, France), la radiographie demeure de loin la modalité la plus répandue dans les centres hospitaliers à travers le monde pour le suivi et le diagnostic des déformations rachidiennes.

Dans un premier temps, les résultats de ce projet de recherche ont permis de conclure qu'une variabilité intra et interobservateur existe dans la classification de la scoliose et que chacun des paramètres impliqués dans la classification, si simple soit-il, a un impact sur le résultat global de classification. Un algorithme d'IA permet cependant d'améliorer la reproductibilité de la classification en assistant la décision du clinicien, par le biais de critères et de règles mieux définis. Une première étude sur l'identification du critère lombaire dans le système de classification de Lenke et coll. a permis d'observer une variabilité intra et interobservateur allant de moyenne à bonne (kappa de 0,50 à 0,60) parmi un ensemble d'experts. Un algorithme d'IA a alors permis de réduire la variabilité d'observation à une erreur de mesure plutôt qu'à une erreur d'interprétation.

Dans un deuxième temps, une seconde étude a permis d'investiguer si une technique basée sur des algorithmes d'apprentissage permettait de diminuer la variabilité intra et interobservateur en se basant sur des connaissances *a priori* provenant d'experts (apprentissage supervisé). En utilisant cette connaissance, il a été possible de proposer un système permettant de diminuer la variabilité des systèmes de classification 2-D. Bien que notre objectif ultime soit de classer les courbures scoliotiques en 3-D directement, les technologies 3-D ne sont pas systématiquement disponibles pour tous les cliniciens dans toutes les centres hospitaliers. En améliorant l'utilisation des systèmes de classification 2-D, nous ouvrons la voie à l'amélioration des approches de classification en SIA utilisées par la communauté clinique en général. De plus, en modifiant ces techniques 2-D pour traiter des données 3-D, il sera possible d'assister la classification tridimensionnelle également.

Ce projet nous a permis de conclure qu'une technique de reconnaissance des formes permet une meilleure détection du rachis sur une radiographie conventionnelle grâce à l'utilisation de connaissance *a priori* sur la tâche à effectuer, comparativement à une technique déterministe basée uniquement sur le traitement de l'image. Nos expérimentations sur la détection automatique indiquent que l'information sur la colonne

vertébrale est distribuée de façon régulière d'une radiographie à l'autre. Cette observation triviale est simplement due au fait que lors de la prise de radiographies, le cadrage est effectué de façon à inclure le bassin et l'ensemble de la colonne vertébrale. En radiographie postero-antérieure, l'information saillante de la colonne vertébrale a été identifiée dans 37 % (en largeur) et 70 % (en hauteur) de l'image. Les paramètres optimaux des SVM utilisés ont été définis comme étant $c = 1$ et $\gamma = 0.03125$, avec une validation croisée évaluée à 80% en apprentissage (ratio 3 : 1 pour accommoder le manque d'information sur la colonne versus le reste de l'image radiographique). Globalement, la détection par SVM a permis d'obtenir un bon taux de reconnaissance (65,6 % à 90,7 %). En interprétant la colonne vertébrale par un système de vote, il est possible de détecter une courbure qui est statistiquement comparable avec une segmentation humaine ($p < 0,05$) dans une proportion de 93 %. L'erreur maximale de 8,47 mm a été mesurée dans 7 % des cas qui étaient majoritairement des courbures sévères (angle de Cobb supérieur à 60 degrés).

Par la suite, une technique de reconnaissance des formes a été appliquée pour évaluer la distribution statistique des colonnes vertébrales en 3-D et ainsi mieux documenter s'il existe des patrons de courbure distincts et comment les identifier de manière quantitative. Deux distributions 3-D avec un algorithme de groupement ont été identifiées, une première à cinq classes et une deuxième à douze classes. Une analyse de variance (ANOVA) a permis d'identifier que les distributions 3-D identifiées sont statistiquement significatives ($p < 0,05$) selon l'angle de Cobb frontal et le plan de déformation maximale. Une autre étude a été conduite pour pouvoir déterminer si ces résultats peuvent être appliqués et si certains des indices 3-D décrits dans la littérature peuvent être utilisés, dans un contexte clinique, pour l'élaboration d'une classification 3-D parmi les courbures scoliotique de type Lenke 1. Dans un deuxième temps, la variabilité des indices 3-D a été investiguée dans une population de Lenke 1. Des patrons distincts au niveau des rotations dans le plan frontal ont été identifiés. Deux patrons significatifs ont été observés par étude statistique selon l'orientation du plan

thoracique optimal (*best fit plane*). Par contre, aucun changement significatif n'a été observé en utilisant le plan de déformation maximale. Deux patrons de torsion ont été observés et sont fortement associés avec les changements de courbures cyphotiques et lordotiques.

La première étude au sein de ce projet de recherche a permis d'investiguer une méthode pour réduire la variabilité intra et interobservateur. Cette technique pourrait être améliorée en étendant l'inférence du critère lombaire en fonction d'une distribution statistique (de manière analogue à l'étude décrite dans le résumé 1, mais en fonction de la classification de Lenke et coll.). Une étude sur l'inférence de la classification de Lenke, modélisée par rapport à la connaissance d'experts, permettrait d'en diminuer la variabilité intra et interobservateur tout en intégrant l'expérience des cliniciens dans l'étude des déformations scoliotiques. Au niveau de l'identification du critère lombaire, il serait souhaitable de pouvoir obtenir une identification exacte des pédicules sur la radiographie, et ainsi s'affranchir de l'erreur d'interpolation provenant des algorithmes de recalage élastique. Ceci permettrait de quantifier précisément le critère lombaire (A, B ou C).

La deuxième étude a porté sur l'identification automatisée de la ligne centrale des corps vertébraux. Ce travail ouvre la voie à l'identification complète du tronc (y compris les côtes, les pédicules, le bassin et les têtes fémorales) pour faciliter l'extraction adéquate de caractéristiques cliniques. La ligne centrale détectée par notre algorithme permet une inférence automatique sans toutefois nécessiter d'initialisation. Cependant, la présence de structures anatomiques, telles que le cœur et les poumons, crée dans certains cas des artéfacts lors de la détection. Une étape de post-traitement permettrait probablement de filtrer ces artéfacts pour pouvoir obtenir une ligne centrale plus précise.

Le temps de traitement est également un des désavantages de la technique ci-dessus. Le temps d'apprentissage est considérable vu le nombre de caractéristiques considérées

(approximativement une heure). Ce délai n'est toutefois applicable qu'une seule fois sur l'ensemble d'apprentissage. Le temps de détection est par contre également non négligeable (15 à 20 minutes), ceci étant dû à l'utilisation de filtres EDP pour le prétraitement des images. Une implémentation optimisée en C++ de ce filtre permettrait de diminuer ce temps de calcul d'un facteur appréciable.

En troisième lieu, dans l'objectif d'ouvrir la voie à une classification 3-D, des paramètres 3-D ont été investigués dans une population de patients scoliotiques. Une étude plus complète sur ce thème, incluant des cas significatifs issus de chacun des groupes couvert par la classification Lenke, pourrait enrichir les connaissances en scoliose idiopathique. En exploitant les techniques de reconnaissance des formes présentées précédemment, une deuxième étude de synthèse contribuerait à comprendre les mécanismes menant à la déformation scoliotique. En observant les patrons de courbures scoliotiques en fonction des visites cliniques successives d'un patient, une classification selon l'évolution de sa courbure scoliotiques pourrait permettre d'en prédire le risque éventuel de progression et ainsi de guider le traitement orthopédique en conséquence.

En terminant, ce projet a permis d'investiguer si des outils informatiques peuvent assister les cliniciens dans leur diagnostic de la SIA et s'il est possible d'automatiser, du moins en partie, le processus de classification. Deux études cliniques ont permis de conclure que des techniques d'IA permettent d'augmenter la fiabilité de la classification et que des indices 3-D permettent de raffiner une classification 2-D existante. De plus, on a pu établir la possibilité d'enrichir les systèmes de classification actuels et observer qu'il existe une variabilité 3-D dans une sous population de la classification de Lenke et coll. (Lenke 1). Donc, une sous-classification hiérarchique sur les bases dressées par Lenke et coll. serait envisageable.

À un niveau plus concret, l'objectif spécifique de ce projet fut de développer un premier prototype d'un outil permettant d'évaluer automatiquement les courbures scoliotiques à partir de radiographies. À ce jour, les techniques de stéréoradiographie permettent une reconstruction 3-D des structures osseuses mais requièrent beaucoup de temps pour identifier manuellement les repères anatomiques. Grâce à une numérisation et à une identification automatisées des images radiographiques, ce projet pourrait mener à un traitement reproductible, fiable et automatique de ces images. Ceci favoriserait le développement d'outils d'aide clinique orientés vers le 3-D et ainsi permettrait d'améliorer la précision du diagnostic clinique concernant les déformations scoliotiques. De plus, au niveau de l'élaboration de nouvelles classifications en SIA, celles-ci étant jusqu'à maintenant basées sur l'observation radiographique et l'expérience chirurgicale, le fait de pouvoir automatiquement traiter une grande quantité d'information et de pouvoir discerner des patrons représentatifs, permettrait d'améliorer les connaissances scientifiques en SIA sur une base quantitative. De telles méthodes pourront contribuer à identifier précisément certaines caractéristiques importantes des courbures et ainsi guider les experts en chirurgie de la colonne à élaborer les bases cliniques permettant de mieux diagnostiquer les déformations rachidiennes.

En ce sens, ce projet contribue grandement à améliorer les connaissances dans le domaine des déformations scoliotiques en se basant sur une connaissance *a priori* de la pathologie. Dans un deuxième temps, l'approche que nous préconisons permettra d'associer des plans de traitement aux patrons de courbures détectés en fonction de l'expertise des cliniciens. Cette méthodologie a été par le passé appliquée à l'analyse génétique. Dans notre cas, avec des critères adaptés, elle pourrait donc aussi être utilisée dans le domaine des déformations scoliotiques.

CHAPITRE 8 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'objectif principal de ce projet de recherche fut de proposer des outils permettant une reconnaissance et une classification automatisée des courbures scoliotiques, ces deux tâches étant effectuées à ce jour grâce à une observation humaine qui est sujette à l'erreur et à une interprétation empirique. Une récapitulation des outils que nous avons présentés, au cours de ce travail, ainsi que la méthodologie associée, permettent de dresser un bilan des connaissances actuelles et de présenter les innovations apportées par ce projet de recherche.

Une technique de reconnaissance des formes a été proposée pour détecter et classier les courbures scoliotiques. Ensuite, une technique d'apprentissage non supervisée a été mise au point pour quantifier la distribution statistique de caractéristiques des formes en 3-D des colonnes vertébrales. Pour satisfaire les objectifs cliniques et faciliter le transfert technologique des solutions proposées, deux études cliniques ont permis d'évaluer, d'une part, si des algorithmes informatiques pourraient assister les cliniciens en leur proposant des outils adaptés pour diminuer la variabilité intra et interobservateur en classification de la scoliose. D'autre part, elles ont permis d'investiguer les sources de variabilité 3-D au sein d'un groupe de cas clinique bien distinct de la classification de Lenke. Ce système, bien établi et largement accepté, pourrait ainsi être enrichi grâce à des descripteurs 3-D adéquats pour le traitement chirurgical.

Les principales recommandations suite au présent projet de recherche sont les suivantes :

Recommandation 1 : Une difficulté majeure d'interprétation, inhérente à la reconnaissance sur la vue radiographique latérale, rend la détection automatique difficile pour un algorithme de traitement et de reconnaissance de l'image. La mauvaise qualité de l'image radiographique est en partie responsable de cette lacune. Cependant, la principale cause provient de la superposition des structures anatomiques dans la vue

LAT. Une analyse multi-échelle permettrait probablement d'extraire des caractéristiques supplémentaires et ainsi de détecter des caractéristiques permettant d'inférer de l'information dans la vue latérale pour guider l'algorithme de détection. L'appariement 2-D/3-D des structures anatomiques serait également une solution à envisager pour obtenir une reconstruction totalement automatisée. En somme, il faudrait envisager une technique hybride combinant la solution de détection automatique décrite dans ce travail de recherche, l'algorithme du *Fast 3-D* décrit dans le travail de Vaiton et coll. (Vaiton, 2001), et l'algorithme de reconstruction monoculaire de Novosad et coll. (Novosad, Cheriet, Petit, et Labelle, 2004), qui permet le recalage rigide par une technique d'optimisation pour représenter en 3-D une colonne vertébrale. Une telle technique donnerait une reconstruction 3-D complète du rachis. Une approche par parties, incorporant la détection de la ligne centrale, des plateaux, des pédicules, des côtes et du bassin, permettrait de mettre en place d'une représentation du squelette rachidien réellement personnalisée au patient, incluant les déformations locales observées sur les radiographies.

Recommandation 2 : L'observation d'une courbure à 40 degrés d'angle de Cobb permet de voir la gravité de la situation, mais ne permet pas d'aller en amont de la pathologie et d'évaluer la raison pour laquelle une scoliose sera progressive ou non. En réponse à cette lacune, ce projet de recherche ouvre la voie à une reconstruction 3-D automatique qui pourrait être applicable dans un contexte clinique pour l'élaboration d'une classification 3-D en SIA. Par la même occasion, cette approche permettrait de générer un grand ensemble de données utiles sur la scoliose. En générant une quantité appréciable de données, il sera possible, par exemple, d'obtenir de l'information sur plusieurs visites pour un même patient et ainsi de pouvoir quantifier les mécanismes de progression dans le temps.

Recommandation 3 : Les patrons de courbure observés dans cette étude confirment en quelque sorte la justesse d'une première classification basée sur la radiographie. Plusieurs auteurs ont tenté d'introduire une classification 3-D, sans toutefois connaître de succès auprès des cliniciens. Pour en faciliter l'introduction, il serait préférable de commencer par raffiner, par exemple, la classification de Lenke en y rajoutant des critères évaluables en 3-D. Ceci favoriserait une période de transition entre l'utilisation de la radiographie 2-D courante en clinique et l'utilisation d'une modalité d'imagerie totalement 3-D en position debout. De plus, une telle approche permettrait aux cliniciens de se familiariser graduellement avec la technologie 3-D. À long terme, des études orientées selon, soit un but technique d'indexation, soit un but clinique chirurgical, soit tout simplement pour évaluer le risque de progression 3-D, pourraient être envisagées et conduites par des experts cliniciens avec les outils qui seront alors disponibles pour l'évaluation tridimensionnelle. Des initiatives telles que des groupes de travail réunissant des cliniciens formés dans l'évaluation 3-D permettrait alors l'élaboration de trois types de classification :

1. une classification basée sur l'analyse 3-D pour permettre une indexation de tous les types de courbures confondues;
2. une classification chirurgicale permettant de guider la stratégie opératoire;
3. et finalement une classification dite de progression pour permettre d'identifier précocement les courbures à risque et d'adapter en conséquence le plan de traitement pour freiner la progression de la scoliose.

CHAPITRE 9 RÉFÉRENCES

- Aaro, S., et Dahlborn, M. (1981). The longitudinal axis rotation of the apical vertebra, the vertebral, spinal, and rib cage deformity in idiopathic scoliosis studied by computer tomography. *Spine*, 6(6), 567-572.
- Ajemba, P. O., Ramirez, L., Durdle, N. G., Hill, D. L., et Raso, V. J. (2005). A support vectors classifier approach to predicting the risk of progression of adolescent idiopathic scoliosis. *IEEE Trans Inf Technol Biomed*, 9(2), 276-282.
- Alvarez, L., et Mazorra, L. (1994). Signal and image restoration using shock filters and anisotropic diffusion. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 31(2), 590.
- Antonini, M., Barlaud, M., Mathieu, P., et Daubechies, I. (1992). Image coding using wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1(2), 205.
- Arivazhagan, S., et Ganesan, L. (2003). Texture segmentation using wavelet transform. *Pattern Recognition Letters*, 24(16), 3197.
- Asher, M., et Burton, D. (1999). A concept of idiopathic scoliosis deformities as imperfect torsion(s). *Clin Orthop Relat Res*. (364), 11-25.
- Beauchamp, A., Dansereau, J., et Labelle, H. (1992). Effect of radiographic landmark identification errors on the accuracy of three-dimensional reconstruction of the human spine. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 30(6), 569.
- Ben-Hur, A., Siegelmann, H. T., Horn, D., et Vapnik, V. (2000). *A Support Vector Clustering Method*. 15th International Conference on Pattern Recognition.
- Benameur, S., Mignotte, M., Labelle, H., et De Guise, J. A. (2005). A hierarchical statistical modeling approach for the unsupervised 3-D biplanar reconstruction of the scoliotic spine. *IEEE Trans Biomed Eng*, 52(12), 2041-2057.
- Benameur, S., Mignotte, M., Parent, S., Labelle, H., Skalli, W., et De Guise, J. A. (2003). *A hierarchical statistical modeling approach for the unsupervised 3D reconstruction of the scoliotic spine*, ICIP 2003, Barcelona, Spain.

- Betz, R. R., et Shufflebarger, H. (2001). Anterior versus posterior instrumentation for the correction of thoracic idiopathic scoliosis. *Spine*, 26(9), 1095-1100.
- Bezdek, J. C. (1981). *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*: Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA.
- Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford UK Clarendon Press ;Oxford University Press.
- Bland, J. M., et Altman, D. G. (1986). Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement. *Lancet*, 1(8476), 307-310.
- Burges, C. J. C. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2), 121.
- Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8(6), 679.
- Carpineta, L., et Labelle, H. (2003). Evidence of three-dimensional variability in scoliotic curves. *Clin Orthop Relat Res*(412), 139-148.
- Chen, L., Armstrong, C. W., et Raftopoulos, D. D. (1994). An investigation on the accuracy of three-dimensional space reconstruction using the direct linear transformation technique. *J Biomech*, 27(4), 493-500.
- Cheriet, F., Dansereau, J., Petit, Y., Aubin, C. E., Labelle, H., et De Guisei, J. A. (1999). *Towards the self-calibration of a multiview radiographic imaging system for the 3D reconstruction of the human spine and rib cage*, Vancouver, BC, Canada.
- Cobb, J. R. (1948). Outline for the Study of Scoliosis. *The American Academy of Orthopaedic Surgeons*. , 261-275.
- Coonrad, R. W., Murrell, G. A., Motley, G., Lytle, E., et Hey, L. A. (1998). A logical coronal pattern classification of 2,000 consecutive idiopathic scoliosis cases based on the scoliosis research society-defined apical vertebra. *Spine*, 23(12), 1380-1391.
- Cristianini, N., et Shawe-Taylor, J. (2000). An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods, Cambridge University Press.

- Cummings, R. J., Loveless, E. A., Campbell, J., Samelson, S., et Mazur, J. M. (1998). Interobserver reliability and intraobserver reproducibility of the system of King et al. for the classification of adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am*, 80(8), 1107-1111.
- DaPonte, J. S., et Fox, M. D. (1988). Enhancement of chest radiographs with gradient operators. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 7(2), 109.
- Delorme, S., Labelle, H., et Aubin, C. E. (2002). Is Cobb angle progression a good indicator in adolescent idiopathic scoliosis? *Spine*, 27(6), E145-151.
- Delorme, S., Labelle, H., Aubin, C. E., de Guise, J. A., Rivard, C. H., Poitras, B., et Dansereau, J. (2000). A three-dimensional radiographic comparison of Cotrel-Dubousset and Colorado instrumentations for the correction of idiopathic scoliosis. *Spine*, 25(2), 205-210.
- Delorme, S., Labelle, H., Poitras, B., Rivard, C. H., Coillard, C., et Dansereau, J. (2000). Pre-, intra-, and postoperative three-dimensional evaluation of adolescent idiopathic scoliosis. *J Spinal Disord*, 13(2), 93-101.
- Delorme, S., Petit, Y., de Guise, J. A., Labelle, H., Aubin, C. E., et 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 Trans Biomed Eng*, 50(8), 989-998.
- Deschenes, S., Godbout, B., Skalli, W., et de Guise, J. (2002). Semi-automation of the 3D reconstruction of the spine using wavelets and splines. *Stud Health Technol Inform*, 91, 276-280.
- Dubousset, J., et Cotrel, Y. (1991). Application technique of Cotrel-Dubousset instrumentation for scoliosis deformities. *Clin Orthop Relat Res*(264), 103-110.
- Duda, R. O., et Hart, P. E. (1973). *Pattern classification and scene analysis*. Wiley-Interscience, New York.
- Duda, R. O., Hart, P. E., et Stork, D. G. (2001). *Pattern classification (2nd ed.)*. Wiley-Interscience, New York.

- Duncan, J. S., et Ayache, N. (2000). Medical image analysis: progress over two decades and the challenges ahead. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1), 85.
- Edgar, M. (2002). A new classification of adolescent idiopathic scoliosis. *Lancet*, 360(9329), 270-271.
- Engsberg, J. R., Lenke, L. G., Hollander, K. W., Uhrich, M. L., Commean, P. K., Lee, J. R., et Bae, K. T. (2003). Methods to locate center of gravity in scoliosis. *Spine*, 28(23), E483-489.
- Faloutsos, P., van de Panne, M., et Terzopoulos, T. (2001). *Composable Controllers for Physics-based Character Animation*. Proceedings of ACM SIGGRAPH 2001, Los Angeles.
- Fon, G. T., Pitt, M. J., et Thies, A. C., Jr. (1980). Thoracic kyphosis: range in normal subjects. *AJR Am J Roentgenol*, 134(5), 979-983.
- Gilboa, G., Sochen, N., et Zeevi, Y. Y. (2004). Image enhancement and denoising by complex diffusion processes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(8), 1020.
- Gilboa, G., Sochen, N., et Zeevi, Y. Y. (2005). Real and complex PDE-based schemes for image sharpening and enhancement. *Advances in Imaging and Electron Physics*, 136, 1.
- Gilboa, G., Sochen, N. A., et Zeevi, Y. Y. (2002). *Regularized shock filters and complex diffusion*, ECCV 2002, Copenhagen, Denmark.
- Gilboa, G., Zeevi, Y. Y., et Sochen, N. A. (2001). *Complex diffusion processes for image filtering*, Scale-Space 2001, Vancouver, BC, Canada.
- Gonzalez, R. C., et Wintz, P. (1977). *Digital image processing*: Addison-Wesley.
- Hartigan, J. A., et Wong, M. A. (1979). A K-means clustering algorithm. *Applied Statistics*, 28(1), 100.
- Hatze, H. (1988). High-precision three-dimensional photogrammetric calibration and object space reconstruction using a modified DLT-approach. *J Biomech*, 21(7), 533-538.

- Hidalgo-Ovejero, A. M., Garcia-Mata, S., Martinez-Grande, M., et Izco-Cabazon, T. (2000). Classification of thoracic adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am*, 82(6), 901-902.
- Hsu, C.-W., et Lin, C.-J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(2), 415.
- Huynh, T. N., Dansereau, J., et Maurais, G. (1997). Development of a vertebral endplate 3-D reconstruction technique. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(5), 689.
- Jackson, R. P., et Hales, C. (2000). Congruent spinopelvic alignment on standing lateral radiographs of adult volunteers. *Spine*, 25(21), 2808-2815.
- Jackson, R. P., Peterson, M. D., McManus, A. C., et Hales, C. (1998). Compensatory spinopelvic balance over the hip axis and better reliability in measuring lordosis to the pelvic radius on standing lateral radiographs of adult volunteers and patients. *Spine*, 23(16), 1750-1767.
- Jain, A. K., Duin, R. P. W., et Jianchang, M. (2000). Statistical pattern recognition: a review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1), 4.
- Jain, A. K., Topchy, A., Law, M. H. C., et Buhmann, J. M. (2004). *Landscape of clustering algorithms*, ICPR 2004, Cambridge, UK.
- Joachims, T. (2002). *Learning to Classify Text using Support Vector Machines*: Kluwer.
- Johnson, R. A., et Wichern, D. W. (1998). *Applied Multivariate Statistical Analysis*.: Prentice Hall.
- Joliffe, I. (1986). *Principal Component Analysis*: Springer Verlag.
- Kass, M., Witkin, A., et Terzopoulos, D. (1987). *Snakes: active contour models*, ICCV 1987, London, UK.
- King, H. A., Moe, J. H., Bradford, D. S., et Winter, R. B. (1983). The selection of fusion levels in thoracic idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am*, 65(9), 1302-1313.

- Kuklo, T. R., Potter, B. K., Polly, D. W., Jr., O'Brien, M. F., Schroeder, T. M., et Lenke, L. G. (2005). Reliability analysis for manual adolescent idiopathic scoliosis measurements. *Spine*, 30(4), 444-454.
- Kuklo, T. R., Potter, B. K., Schroeder, T. M., et O'Brien, M. F. (2006). Comparison of manual and digital measurements in adolescent idiopathic scoliosis. *Spine*, 31(11), 1240-1246.
- Lenke, L. G., Betz, R. R., Bridwell, K. H., Clements, D. H., Harms, J., Lowe, T. G., et Shufflebarger, H. L. (1998). Intraobserver and interobserver reliability of the classification of thoracic adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am*, 80(8), 1097-1106.
- Lenke, L. G., Betz, R. R., Harms, J., Bridwell, K. H., Clements, D. H., Lowe, T. G., et Blanke, K. (2001). Adolescent idiopathic scoliosis: a new classification to determine extent of spinal arthrodesis. *J Bone Joint Surg Am*, 83-A(8), 1169-1181.
- Lenke, L. G., Edwards, C. C., 2nd, et Bridwell, K. H. (2003). The Lenke classification of adolescent idiopathic scoliosis: how it organizes curve patterns as a template to perform selective fusions of the spine. *Spine*, 28(20), S199-207.
- Leventon, M. E., Grimson, W. E. L., et Faugeras, O. (2003). *Statistical shape influence in geodesic active contours*, CVPR 2003, Berder Island, France.
- Levy, A. R., Goldberg, M. S., Mayo, N. E., Hanley, J. A., et Poitras, B. (1996). Reducing the lifetime risk of cancer from spinal radiographs among people with adolescent idiopathic scoliosis. *Spine*, 21(13), 1540-1547; discussion 1548.
- Lin, H., et Sucato, D. (2004). *Identification of Lenke spine deformity classification by simplified 3D spine model*, IEMBS 2004, San Francisco, CA, United States.
- Lonstein, J., Bradford, D., Winter, R., et Ogilvie, J. (1987). *Moe's Textbook of Scoliosis and Other Spinal Deformities* (2nd edition ed.): W.B. Saunders Company.
- Luccichenti, G., Cademartiri, F., Pezzella, F., Runza, G., Belgrano, M., Midiri, M., Sabatini, U., Bastianello, S., et Krestin, G. (2005). 3D reconstruction techniques made easy: know-how and pictures. *European Radiology*, 15(10), 2146.

- Macovski, A. (1983). *Medical imaging systems*: Prentice-Hall.
- Matheron, G. (1973). The intrinsic random functions and their applications. *Adv. in appl. prob.* 5, p. 439-468
- McAdams, H. P., Johnson, G. A., Suddarth, S. A., et Ravin, C. E. (1986). Histogram-directed processing of digital chest images. *Invest Radiol*, 21(3), 253-259.
- Novosad, J., Cheriet, F., Petit, Y., et Labelle, H. (2004). Three-dimensional (3-D) reconstruction of the spine from a single X-ray image and prior vertebra models. *IEEE Trans Biomed Eng*, 51(9), 1628-1639.
- O'Malley, M. J., Abel, M. F., Damiano, D. L., et Vaughan, C. L. (1997). Fuzzy clustering of children with cerebral palsy based on temporal-distance gait parameters. *IEEE Trans Rehabil Eng*, 5(4), 300-309.
- Ogon, M., Giesinger, K., Behensky, H., Wimmer, C., Nogler, M., Bach, C. M., et Krismer, M. (2002). Interobserver and intraobserver reliability of Lenke's new scoliosis classification system. *Spine*, 27(8), 858-862.
- Osher, S., et Rudin, L. I. (1990). Feature-oriented image enhancement using shock filters. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 27(4), 919.
- Papin, P., Labelle, H., Delorme, S., Aubin, C. E., de Guise, J. A., et Dansereau, J. (1999). Long-term three-dimensional changes of the spine after posterior spinal instrumentation and fusion in adolescent idiopathic scoliosis. *Eur Spine J*, 8(1), 16-21.
- Papoulis, A. (1984). *Probability, Random Variables, and Stochastics Processes*: MacGraw -Hill.
- Perdriolle, R., Le Borgne, P., Dansereau, J., de Guise, J., et Labelle, H. (2001). Idiopathic scoliosis in three dimensions: a succession of two-dimensional deformities? *Spine*, 26(24), 2719-2726.
- Perdriolle, R., et Vidal, J. (1987). Morphology of scoliosis: three-dimensional evolution. *Orthopedics*, 10(6), 909-915.

- Perona, P., et Malik, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7), 629.
- Pigeon, R. G., et Lebwohl, N. H. (2002). Classification system for adolescent idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am*, 84-A(6), 1080-1081; author reply 1081.
- Poncet, P., Dansereau, J., et Labelle, H. (2001). Geometric torsion in idiopathic scoliosis: three-dimensional analysis and proposal for a new classification. *Spine*, 26(20), 2235-2243.
- Ponseti, I. V., et Friedman, B. (1950). Prognosis in idiopathic scoliosis. *J Bone Joint Surg Am*, 32A(2), 381-395.
- Pontil, M., et Verri, A. (1998). Support Vector Machines for 3D Object Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(6), 637-646.
- Poussa, M. S., Heliovaara, M. M., Seitsamo, J. T., Kononen, M. H., Hurmerinta, K. A., et Nissinen, M. J. (2005). Development of spinal posture in a cohort of children from the age of 11 to 22 years. *Eur Spine J*, 14(8), 738-742.
- Qiu, G., Zhang, J., Wang, Y., Xu, H., Zhang, J., Weng, X., Lin, J., Zhao, Y., Shen, J., Yang, X., Luk, K. D., Lu, D., et Lu, W. W. (2005). A new operative classification of idiopathic scoliosis: a peking union medical college method. *Spine*, 30(12), 1419-1426.
- Rand, W. M. (1971). Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American Statistical Association*, 66, 846-850.
- Richards, B. S., Sucato, D. J., Konigsberg, D. E., et Ouellet, J. A. (2003). Comparison of reliability between the Lenke and King classification systems for adolescent idiopathic scoliosis using radiographs that were not premeasured. *Spine*, 28(11), 1148-1156; discussion 1156-1147.
- Rose, A. (1976). *Vision-human and electronic*, SID International Symposium, Beverly Hills, CA, USA.

- Schölkopf, B., Burges, C. J. C., et Smola, A. J. (1999). *Advances in kernel methods : support vector learning*. Cambridge, Mass. MIT Press.
- Sezan, M. I., Tekalp, A. M., et Schaetzing, R. (1989). Automatic anatomically selective image enhancement in digital chest radiography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 8(2), 154.
- Stokes, I. A. (1994). Three-dimensional terminology of spinal deformity. A report presented to the Scoliosis Research Society by the Scoliosis Research Society Working Group on 3-D terminology of spinal deformity. *Spine*, 19(2), 236-248.
- Stokes, I. A., et Aronsson, D. D. (2002a). Identifying sources of variability in scoliosis classification using a rule-based automated algorithm. *Spine*, 27(24), 2801-2805.
- Stokes, I. A., et Aronsson, D. D. (2002b). Rule-based algorithm for automated King-type classification of idiopathic scoliosis. *Stud Health Technol Inform*, 88, 149-152.
- Stokes, I. A., et Aronsson, D. D. (2006). Computer-assisted algorithms improve reliability of King classification and Cobb angle measurement of scoliosis. *Spine*, 31(6), 665-670.
- Stokes, I. A., Bigalow, L. C., et Moreland, M. S. (1987). Three-dimensional spinal curvature in idiopathic scoliosis. *J Orthop Res*, 5(1), 102-113.
- Vaiton, M. L. (2001). *Reconstruction rapide en trois dimensions de colonnes vertébrales scoliotiques à partir d'images radiographiques* École Polytechnique de Montréal, Montréal.
- Vapnik, V. N. (1995). *The nature of statistical learning theory*. New York: Springer.
- Wahba, G. (1990). *Spline models for observational data*. Philadelphia, Pa.: Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Weickert, J. (1997). *A review of nonlinear diffusion filtering*, Scale-Space Theories in Computer Vision, Utrecht, Netherlands.
- Weickert, J., Romeny, B. M. T. H., et Viergever, M. A. (1998). Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3), 398.

- Xu, C., et Prince, J. L. (1998). Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3), 359.
- Zhang, Y. Q., Loew, M. H., et Pickholtz, R. L. (1990). A methodology for modeling the distributions of medical images and their stochastic properties. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 9(4), 376.
-

**ANNEXE I PRÉSENTATION DU RÉSUMÉ 1 – AUTOMATIC
CLASSIFICATION OF SPINAL DEFORMITIES USING SUPPORT VECTOR
MACHINES**

La contribution du premier auteur à la préparation et à la rédaction de ce résumé de conférence est évaluée à 90%. Cet article a été publié dans un chapitre du livre issu de la conférence « International Research Society on Spinal Deformities » au mois de juin 2004.

Remarques : Ce résumé de conférence présente une première technique permettant l'inférence automatisée des types de courbure décrits par King et coll. en utilisant des critères de formes géométriques. La principale contribution de cet article est l'utilisation de techniques de reconnaissance des formes permettant d'inférer statistiquement à partir de la forme 2-D le type clinique de King. Un ensemble de 252 colonnes vertébrales de patients a été utilisé dans la phase d'apprentissage pour prédire les types de courbure clinique en se basant uniquement sur des caractéristiques de formes (dérivées premières et secondes calculées sur la courbe rachidienne). Le système a permis une classification positive selon de King de 85% des cas soumis en validation.

Automatic Classification of Spinal Deformities Using Support Vector Machines

Luc Duong, BEng,^{1,3} Farida Cheriet, PhD^{1,3}, Hubert Labelle, MD,^{1,2}

¹ Research Center, Sainte-Justine Hospital, 3175 Côte-Sainte-Catherine, Montreal, Québec, Canada, H3T 1C5.

² Department of Surgery, University of Montreal, PO Box 6128, Station Centre-ville, Montreal, Canada, H3C 3J7.

³ Department of Computer Engineering, École Polytechnique de Montréal, PO Box 6079, Station Centre-ville, Montreal, Canada, H3C 3A7.

Address correspondence and reprint requests to:

Farida Cheriet, PhD
Department of Computer Engineering,
Ecole Polytechnique de Montreal,
C.P. 6079, succ. Centre-Ville,
Montréal Québec, Canada, H3C 3A7

Abstract

The goal of this study was to investigate a learning approach to deduce King curve types from postero-anterior x-rays in Adolescent Idiopathic Scoliosis. Anatomical landmarks of vertebrae from T1 to L5 were manually identified on the postero-anterior x-ray of 285 patients. A subset of the database ($n=252$) was processed and submitted to Support Vector Machines for the learning phase. The remaining curves ($n=33$) were used for validation. The system was successful in classifying 28/33 of the testing set. Thus, a classification tool with knowledge on previously assessed curves can contribute to significantly improve reliability in ambiguous curves patterns.

Introduction

Assessment of Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) is usually performed using postero-anterior and lateral x-rays of the trunk. The current gold standard for the evaluation of the spinal curve severity is the measurement of the Cobb angle in the frontal plane[3]. However, the Cobb angle measures the severity of a local segment of the curve and fails to represent the wide variety of curve patterns in AIS. Consequently, classification methods were developed for case comparison and to guide surgery techniques. King et al proposed a classification system for patients with severe scoliosis (generally with a Cobb angle above 40 degrees) that are candidates to undergo surgical correction. The King classification is mainly focused on thoracic curves and excludes single thoracolumbar or single lumbar curves. It is also highly controversial due to the poor inter and intraobserver reliability[7].

Thus, formal rule-based algorithms for classifying scoliotic curves were proposed to increase reliability of the King classification[8]. However, a formal rule for classification considers only fixed threshold values for decision-making and therefore could fail to classify ambiguous curve patterns. Deterministic algorithm can find the right solution most of the time, but without considerations to the probability of class membership. Hence, rule-based algorithms will evaluate accurately well-defined curves

patterns but could fail near cut-off values. Using soft boundaries, a probability can be associated with the decision and contributes to better identify the best decision. The use of knowledge-based algorithms has never been investigated for spine curvature classification. Therefore, the goal of this study is to introduce a novel approach based on the probability of membership according to geometric features for the inference of King curve types from postero-anterior radiograph in AIS.

Materials and Methods

A total of 285 patients diagnosed with AIS and candidate to surgery were selected from a database. Patients presenting curves with a Cobb angle severity over 40 degrees were retained. The apex of the curves and Cobb angles were computed automatically as described in [4]. The two largest thoracic Cobb angle and the lumbar Cobb angle were considered for classification. Knowledge-based classification technique requires, before inferring a decision, a priori label identification for each observation. The ground truth for each curve was determined using the rule-based algorithm established by Stokes et al.[8] The algorithm was validated by comparison to an expert spine surgeon.

Anatomical landmarks from T1 to L5 were identified on each postero-anterior radiograph. Data set comprises six points per vertebra (the inferior and superior tip of pedicles of each side of the vertebral body and the centers of the endplates) that were manually identified on the postero-anterior x-ray as described in [4] (Figure 1a). The centroid of each vertebral body was computed using the average of the centre of the end plates to locate the position of the vertebrae along the curvature. An interpolating curve was fitted through the centroids of the vertebral bodies to represent the spinal curvature (Figure 1b). First and second order derivatives of the curve were evaluated at each vertebral level and stored as features describing the inflexion of the curve (Figure 1c and 1d).

Curve types were predicted according to knowledge induced during a learning phase. The features and the class label attributed to the training dataset from the database ($n=252$) were submitted to Support Vector Machines (SVM) to compute the optimal hyperplanes parameters that finds the optimal partition scheme. The remaining curves ($n=33$) were used for validation (Figure 2). Multi-class SVM, known for good generalization performance, were introduced to generalize the rule-based algorithm and to classify new spinal curves. Support Vectors Machines [1][2][5] are based on minimization of boundaries based on a structural risk in the input space or in a kernel-transformed space. The main advantages of SVM over other learning techniques, like Artificial Neural Networks (ANN) are: i. to avoid the local minimum while classifying the data; ii. to have a good generalization performance; iii. to allow a fast learning time.

A Radial Basis Function (RBF) kernel was introduced to project the data into a higher dimensional space where the equation of an optimal hyperplane can be computed. The learning data set was submitted with several configurations of kernel parameters (C and γ). Data processing was performed using Matlab with the Spline Toolbox. Support Vector Machines module (LIBSVM) was developed by Chang et al. [2].

Results

The system using an RBF kernel with parameters $C=0.1$ and $\gamma = 10$ classified consistently according to the rule-based algorithm 28/33 (85%) of the testing set using the features of the learning set of 252 cases. Two curves (Figure 3a and 3e) were misclassified because of the identification of a double thoracic curve (type IV or III). Two other curves (Figure 3b and 3d) presented a lumbar apex near the midline (type II or III). Finally, one misclassified curve (Figure 3c) was attributed to the orientation of T1 (type V or IV). Misclassified curves patterns are presented in Figure 3 and Table 1.

Discussion and Conclusion

The classification system using Support Vector Machines was successful in identifying King types using local derivatives as curve descriptors. Curve types that were misclassified were mostly near threshold values of the rule-based algorithm. The King classification is still used for case comparisons despite the fact that it was found to have a fair-to-poor intra and inter observer reliability. A classification tool with a priori knowledge can significantly increase reliability in decision-making situations and allows to complement a rule-based algorithm. Reliable classification is paramount in evaluation and treatment of AIS. A prediction framework that relies on machine learning can contribute to standardize diagnosis and may improve surgical decision-making based on previously encountered cases.

References

1. J.C. Burges, A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition, Data Mining and Knowledge Discovery, Vol.2 no 2, p. 121-167, 1998.
2. C.C. Chang and C.J. Lin, LIBSVM: a library for support vector machines. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>. 2001.
3. J.R. Cobb, Outline for the Study of Scoliosis The American Academy of Orthopaedic Surgeons. Instructional Course Lectures 5 : 261-275, 1948.
4. S. Delorme et al. Assessment of the 3-D reconstruction and high-resolution geometrical modeling of the human skeletal trunk from 2-D radiographic images, IEEE Trans Biomed Eng. 2003 Aug;50(8):989-98.
5. R.O. Duda and P.E. Hart, Pattern Classification and Scene Analysis, Wiley, 1973.
6. H.A. King, J.H. Moe, D.S. Bradford, R.B. Winter, The selection of fusion levels in thoracic idiopathic scoliosis. J Bone Joint Surg Am. 1983 Dec;65(9):1302-13.
7. L.G. Lenke, R.R. Betz, J. Harms, K.H. Bridwell, D.H. Clements, T.G. Lowe, K. Blanke, Adolescent idiopathic scoliosis: a new classification to determine extent of spinal arthrodesis. J Bone Joint Surg Am. 2001 Aug;83-A(8):1169-81.

8. I.A. Stokes, D.D. Aronsson, Identifying sources of variability in scoliosis classification using a rule-based automated algorithm. Spine. 2002 Dec 15;27(24):2801-5.

Tables

Table 1. Curve patterns inconsistently evaluated by rule-based algorithm and SVM.

Patient	Cobb angle	Apex 1	Apex 2	Apex 3	Rule-Based	SVM
1	-31.2	T1	T4	T6	Type IV	Type III
	45.7	T6	T10	L1		
	-26.7	L1	L3	L5		
2	-16.4	T2	T4	T6	Type III	Type II
	65.4	T6	T9	T12		
	-58.8	T12	L2	L4		
3	114.4	T2	T8	T11	Type V	Type IV
	-84.6	T11	L2	L5		
4	-26.8	T1	T3	T5	Type II	Type III
	58.9	T5	T9	T12		
	-52.4	T12	L2	L5		
5	-31.3	T2	T5	T7	Type IV	Type III
	56.0	T7	T10	L1		
	-32.7	L1	L3	L4		

Figures

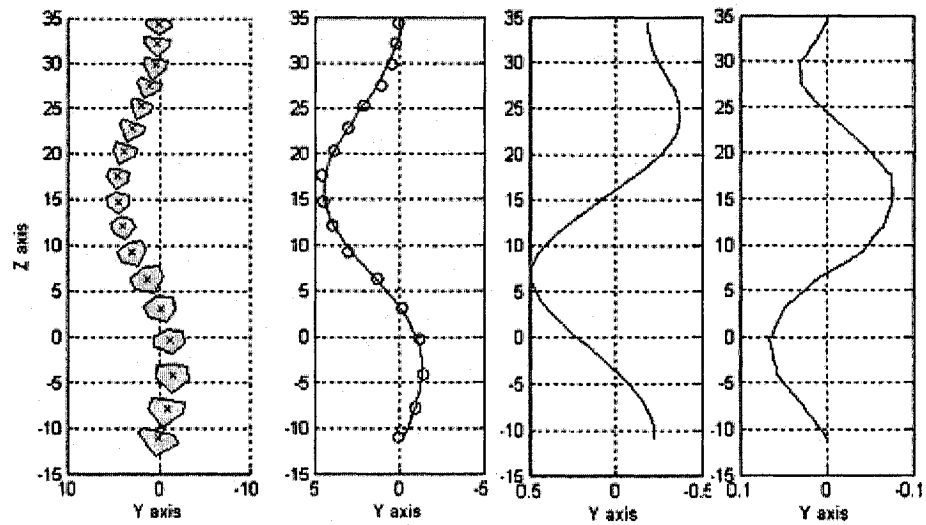


Figure 1. Feature extraction a) Landmarks identified on the radiograph, b) Curve fitted through the centroids, c) First order derivatives and b) Second order derivatives.

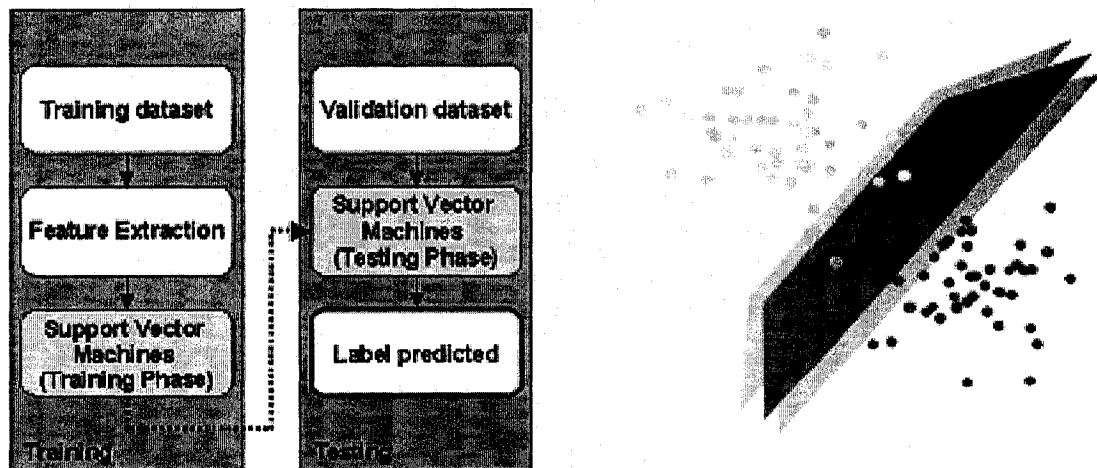


Figure 2. a) Block diagram of the classification system, b) SVMs: hyperplanes dividing the input space.

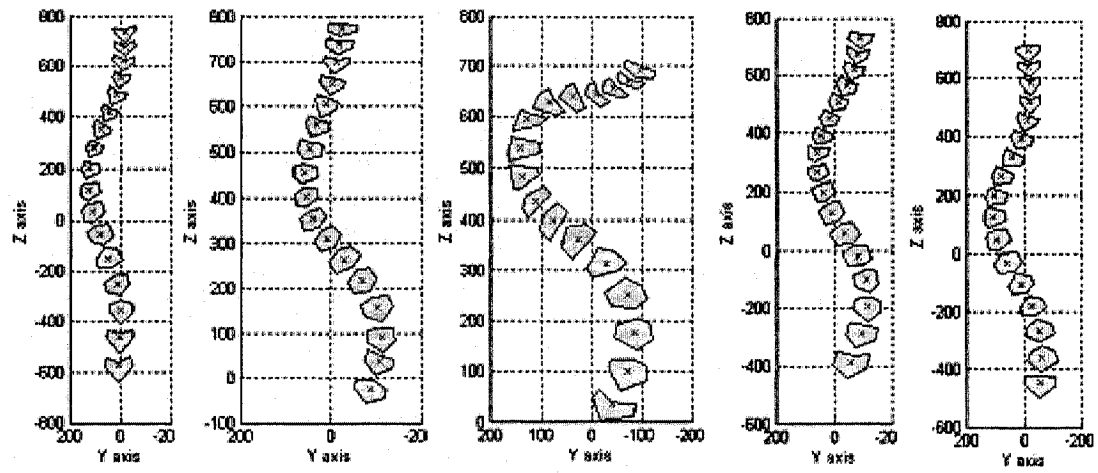


Figure 3. Ambiguous curves patterns detected by SVMs (Patients 1 to 5).

ANNEXE II PRÉSENTATION DU RÉSUMÉ 2 – TOWARDS AN AUTOMATIC CLASSIFICATION OF SPINAL CURVES FROM X-RAY IMAGES

La contribution du premier auteur à la préparation et à la rédaction de ce résumé de conférence est évaluée à 90%. Cet article a été publié dans un chapitre de livre issu de la conférence « International Research Society on Spinal Deformities » au mois de juin 2006.

Remarques : Ce résumé de conférence présente une technique de détection automatisée de la ligne centrale de la colonne vertébrale basée sur des techniques d'imagerie. Une première étape de détection de caractéristiques permet de définir une région d'intérêt cernant la colonne vertébrale. Cette région s'avère délimitée en haut par la tête et en bas par la cache pelvienne. Une deuxième étape, basée sur cette région d'intérêt permet de détecter itérativement les contours appartenant à la colonne vertébrale. A partir de ces contours, il est possible d'extraire une ligne centrale passant par les corps vertébraux. La précision de la détection de la ligne centrale est évaluée à $4,25 \pm 1,13$ mm.

Towards an Automatic Classification of Spinal Curves from X-Ray Images

Luc Duong, BEng,^{1,3} Farida Cheriet, PhD^{1,3}, Hubert Labelle, MD,^{1,2}

¹ Research Center, Sainte-Justine Hospital, 3175 Côte-Sainte-Catherine,
Montreal, Québec, Canada, H3T 1C5.

² Department of Surgery, University of Montreal, PO Box 6128,
Station Centre-ville, Montreal, Canada, H3C 3J7.

³ Department of Computer Engineering, École Polytechnique de Montréal, PO Box
6079,
Station Centre-ville, Montreal, Canada, H3C 3A7.

Address correspondence and reprint requests to:

Farida Cheriet, PhD
Department of Computer Engineering,
Ecole Polytechnique de Montreal,
C.P. 6079, succ. Centre-Ville,
Montréal Québec, Canada, H3C 3A7

Abstract

The objective of this research was to describe a multi-resolution technique for segmentation of the spinal curve on conventional radiograph. Global features from the radiographs were first identified. From this approximate region, local regions of the spine curvature were iteratively filtered using diffusion and shock filters to enhance the boundaries of each vertebral body from radiographic noise. The spine curve going through the centroid of the vertebral bodies was successively identified for clinical classification of spinal deformities. **Keywords.** Segmentation, Classification, Radiography, Adolescent Idiopathic Scoliosis

Introduction

Classification in Adolescent Idiopathic Scoliosis (AIS) is paramount in the evaluation of curve severity and providing insights about the surgical strategies to adopt. The assessment of spine deformity is usually performed using the 2-D frontal radiograph of the trunk. X-rays are routinely diagnosed by orthopedic surgeons and, when available, archived in a Picture Archive and Communication Subsystem (PACS) architecture. Annotation of radiographs can be saved and consulted at a later time but is a time-consuming task, which render large-scale retrospectives studies (before PACS) difficult to perform.

Semi-automated classification software was first proposed by Stokes et al [1]. The anatomical landmarks were first manually identified on the radiograph. A rule-based algorithm was introduced to analyze the segmentation and to infer King curve types [2]. Statistical inference of King classification was also investigated using first and second derivatives as features computed from a database of two hundred and fifty five manually digitized spine curves [3]. However, the amount of training data was relatively low when considering each class separately and thus might not generalize well the patterns observed in AIS. Moreover, the time-consuming task of manually marking radiographs is not suitable for a clinical use. The aim of this study was to propose a multi-resolution

segmentation scheme designed to detect the spinal curve on conventional radiographs in order to automatically provide adequate indexation for both clinical and research purposes.

Materials and Methods

X-ray acquisition system

Radiograph acquisition is a standardized process, which is documented and monitored by clinical procedures. This process includes the patient positioning, the number of views, the dose and the time of exposition [4]. The produced radiographs are consequently comparable between them and can be analyzed with an automated recognition procedure. A total of one hundred ten radiographs were selected from a large pool of thirty thousands trunk radiographs collected from 1993 to 2000. The radiographs were acquired using a FCR7501 system (Fuji Medical, Tokyo, Japan) producing a greyscale digital image with a resolution of 2140x880 pixels, 12 bits per pixel. Images are acquired with the patient facing the cassette and the source was positioned in order to include the spinal curve and the pelvis.

Global features identification

Prior to being analyzed, the large image was downsampled by a ratio of 1/100, to decrease the actual resolution and hence to reduce processing time. The downsampled image was equally divided in three sections (top, middle and bottom) in order to search for the global features described above. A multi-resolution approach has been chosen to detect the spine to model the hierarchical structures of the spinal curve. The first step of the algorithm was to identify two global anatomical landmarks that will guide the detection process. Prominent features with a high level of contrast were selected as boundary of the region of interest for the spinal curve: 1) the shape of the head which can be associated with the starting point of the spinal curve and 2) the gonadal shield, a lead apparatus designed to protect genital organs from the effects of radiation. The latter can be associated with the area of the pelvis and is strongly associated with the end point of

the curve. These reference landmarks with a high level of contrast from the overall radiographic image allowed detecting coordinates in which the curve shape lies.

Edges were detected in the first and third sections using Canny operator with a different threshold value (respectively 0.5 and 0.75). Afterwards, a Hough transform [5] was used to detect the ellipsoid shape of the chin and the gonadal shield (Figure 1B). The head location was detected using the center and the orientation of a single ellipse. Three ellipsoid edges, strongly correlated to the edges of the shield, were used to approximate the pelvis location. This approach of locating region of interest was inspired by McNitt-Gray *et al.* [6] in which a processing region of interest was defined for lung segmentation.

Local features identification

Scoliotic spinal curvature is a continuous, “S”- or “C”- shaped curve presenting a strong alignment property. This constraint, used in [7] to guide uniplanar 3-D reconstruction, implies that spinal deformities will always evolve continuously following the curve, with one vertebrae stacked on another. Long et al [8] have also used a variant of this property for segmentation and indexation of cervical vertebrae. The second level of refinement of the algorithm consisted in the detection of the spinal curve from the region identified in Section 2.1. Instead of relying on a highly variable, subjective and error-prone manual segmentation, proper identification of curve shape was performed using a combination of shock and diffusion filters. A restoration filter based on shock and diffusion processes was applied on a sub-region (a sliding window of 256x128 pixels) of the original image to provide a local noise restoration, more appropriate to detect local details. Osher and Rudin [9] first proposed the shock filter scheme for image enhancement, which is built upon non-linear time dependent differential. To avoid noise enhancement while restoring the image a weighted linear isotropic diffusive force is incorporated in the shock filter equation. For medical images, shock filters and anisotropic diffusion might enhance edges, but might reduce edge details as well. Thus,

edge restoration might be unsuccessful while processing thin edges. Gilboa et al [10][11] proposed to overcome this limitation by integrating a complex diffusion into the process to allow a better restoration of the image.

From the higher edge of the gonadal shield, the curve shape was iteratively detected by estimating the next probable location of the vertebral body. Centroid and orientation computation of the edges were obtained using a Canny operator on the restored sub-region (Figure 2) and were used to identify the orientation and displacement of the sliding window. Local features of the curve were then iteratively identified until either the border of the image or the position of the head was reached.

Validation

For each radiograph selected for this study, spinal curve was manually segmented on the x-rays by identifying the center of superior and inferior vertebral bodies from T1 to L5. This manual identification, performed by a trained technician, was used as a gold standard to evaluate the accuracy of automatic detection. Manual segmentation was considered as being the ground truth in order to validate the relevance of using an automatic technique. To ensure a proper comparison, a spline curve was fitted passing through the centroids of each vertebra in both automatic and manual segmentation. Errors measurements were performed by comparing the spinal curve using a discretization of the curve on regular intervals and computing the RMS error between the 2-D coordinates. The mean of the error was computed for each radiograph in order to obtain the overall error of the identification of the curve.

Results

Detection using the automatic detection algorithm was successful at curve identification with an RMS error of 4.25 mm $\pm$ 1.13 mm. Error rates ranged from 1.31 mm to 7.15 mm and are presented in Table 1. Errors on manual segmentation were evaluated previously by [12] and were around 2 mm.

Discussion and Conclusion

The proposed method has been successful at detecting an effective curve approximation of scoliotic deformities and was found to be satisfactory accurate to be used for indexing and classification purpose. Using a standardized segmentation algorithm could improve efficiency, reliability and repeatability in diagnosis of scoliosis. Information systems (PACS systems) are widely gaining acceptance in orthopedic clinics, but adequate classification and indexation tool are still to be implemented. Automated segmentation is the first step in providing clinicians a reliable and standardized knowledge base. The experiment allowed also investigating if a priori knowledge on anatomical structure (such as alignment constraints) can be used to guide computer algorithms for segmentation and identification. Thus, the design of dictionary of generic template could help refine further computer assisted diagnosis system and improve their accuracy in performing clinical predictions. The algorithm in the current study can also be extended for refining the segmentation for the identification of other features such as pedicles along the central curve of the spinal curvature. Future extension module can be connected to the system to detect further more precise landmarks, like pedicles or vertebral bodies.

Using an automated measurement technique for diagnosis of scoliosis, clinician could benefit of a wealthy knowledge base that could help to diagnose more accurately scoliotic curves. Clinicians, using standardized tools relying on the actual data, and not the visual interpretation as a basis, can increase the reliability of the diagnosis by assisting the decision making process. By identifying a rough approximation of the curve, it is possible to search similar cases and to identify the treatment and/or procedure that were then applied to correct the deformity with their associated results. A strong relation exists between the preoperative curve configuration and the surgical strategy and hence most clinical classification has been designed with this consideration in mind. However, in large scale studies, the large number of radiograph to review, measure and analyze renders the classification task impossible for a single expert spine surgeon to

perform. Hence, automation of the detection of the spinal shape could lead to a more repeatable and reliable diagnosis of the spinal curve and to a better understanding of spinal deformities.

References

1. I.A. Stokes, D.D. Aronsson, Identifying sources of variability in scoliosis classification using a rule-based automated algorithm. *Spine*. 2002 Dec 15;27(24):2801-5.
2. H.A. King, J.H. Moe, D.S. Bradford, R.B. Winter, "The selection of fusion levels in thoracic idiopathic scoliosis". *J Bone Joint Surg Am*. 1983 Dec;65(9):1302-13.
3. L. Duong, F. Cheriet and H. Labelle, Automatic classification of spinal deformities using Support Vector Machines, International Research Society for Spinal Deformities, 2004, Vancouver, Canada.
4. S. P. Unger, Radiography of persons with developmental disabilities, *Radiol Technol.*, 53(6), pp. 481-487, May-Jun 1982.
5. N. Bennett, R. Burrige, N. Saito, A method to detect and characterize ellipses using the Hough transform, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on, Volume: 21, Issue: 7, July 1999, Pages:652 – 657.
6. McNitt-Gray, M.F. Huang, H.K. Sayre, J.W., Feature selection in the pattern classification problem of digital chest radiograph segmentation, *Medical Imaging*, IEEE Transactions on, 14(3) September 1995, page(s): 537-547.
7. J. Novosad, F. Cheriet, Y. Petit and H. Labelle, Three-dimensional (3-D) reconstruction of the spine from a single X-ray image and prior vertebra models, *IEEE Trans Biomed Eng*. 2004 Sep;51(9):1628-39
8. L. R. Long and G. R. Thoma, Landmarking and feature localization in spine x-rays, *Journal of Electronic Imaging* 10(4), 2001, 939-56.
9. S. J. Osher et L. I. Rudin, Feature-oriented image enhancement using shock filters, *SIAM J. Numer. Anal.*, 27, pp.919-940, 1990.

10. G. Gilboa, N. A. Sochen, et Y. Y. Zeevi, Regularized Shock Filters and Complex Diffusion, European Conference on Computer Vision 2002, Lecture Notes on Computer Science 2350, Springer-Verlag, pp. 399-413, 2002.
11. G. Gilboa, Y. Y. Zeevi et N. A. Sochen, Complex Diffusion Processes for Image Filtering, Michael Kerckhove (Ed.) : Scale-Space 2001, Lecture Notes on Computer Science 2106, Springer-Verlag, pp. 299-307, 2001.
12. B. Andre, J. Dansereau, H. Labelle, Effect of radiographic landmark identification errors on the accuracy of three-dimensional reconstruction of the human spine. Med Biol Eng Comput. 1992 Nov;30(6):569-75.

Tables

Table 1. RMS Error rate of automatic spinal curve identification against manual segmentation computed on 110 radiographs.

	Mean (mm)	Standard deviation (mm)	Range (mm)
Manual segmentation (as reported by André <i>et al</i>)	2.00	-	-
Automatic segmentation	4.25	1.13	[1.31 ,7.15]

Figures

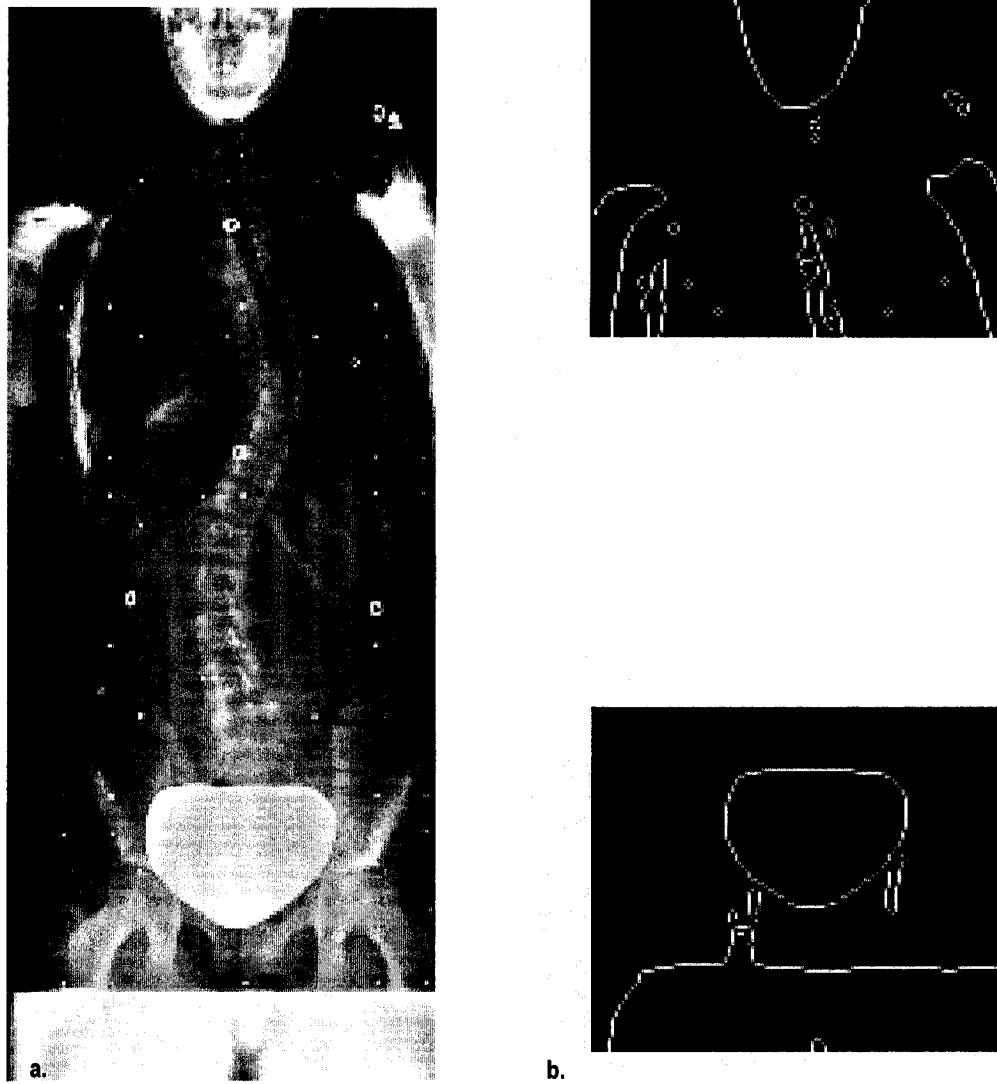


Figure 1 (a) Frontal radiograph of a patient diagnosed with AIS (b) Global features detection

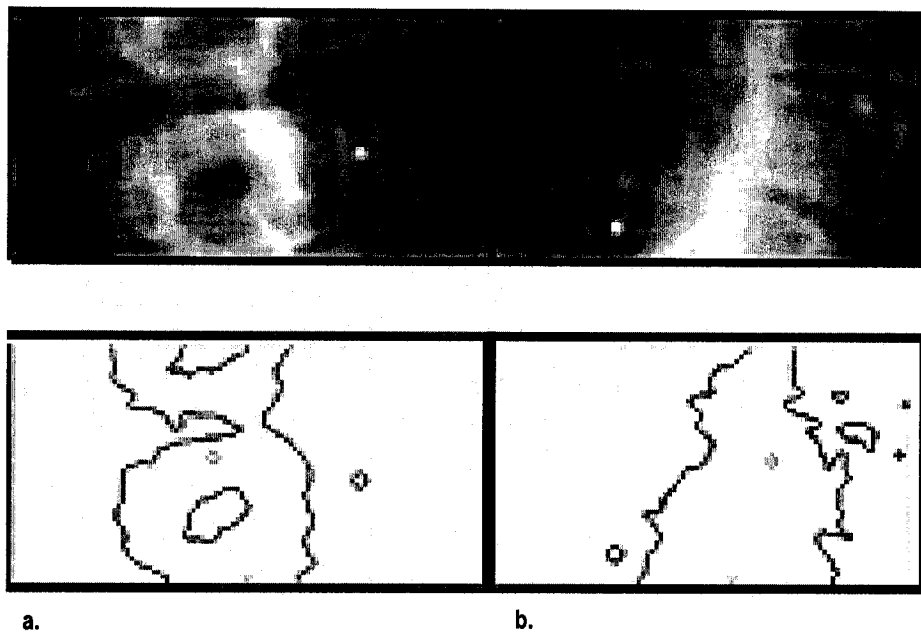
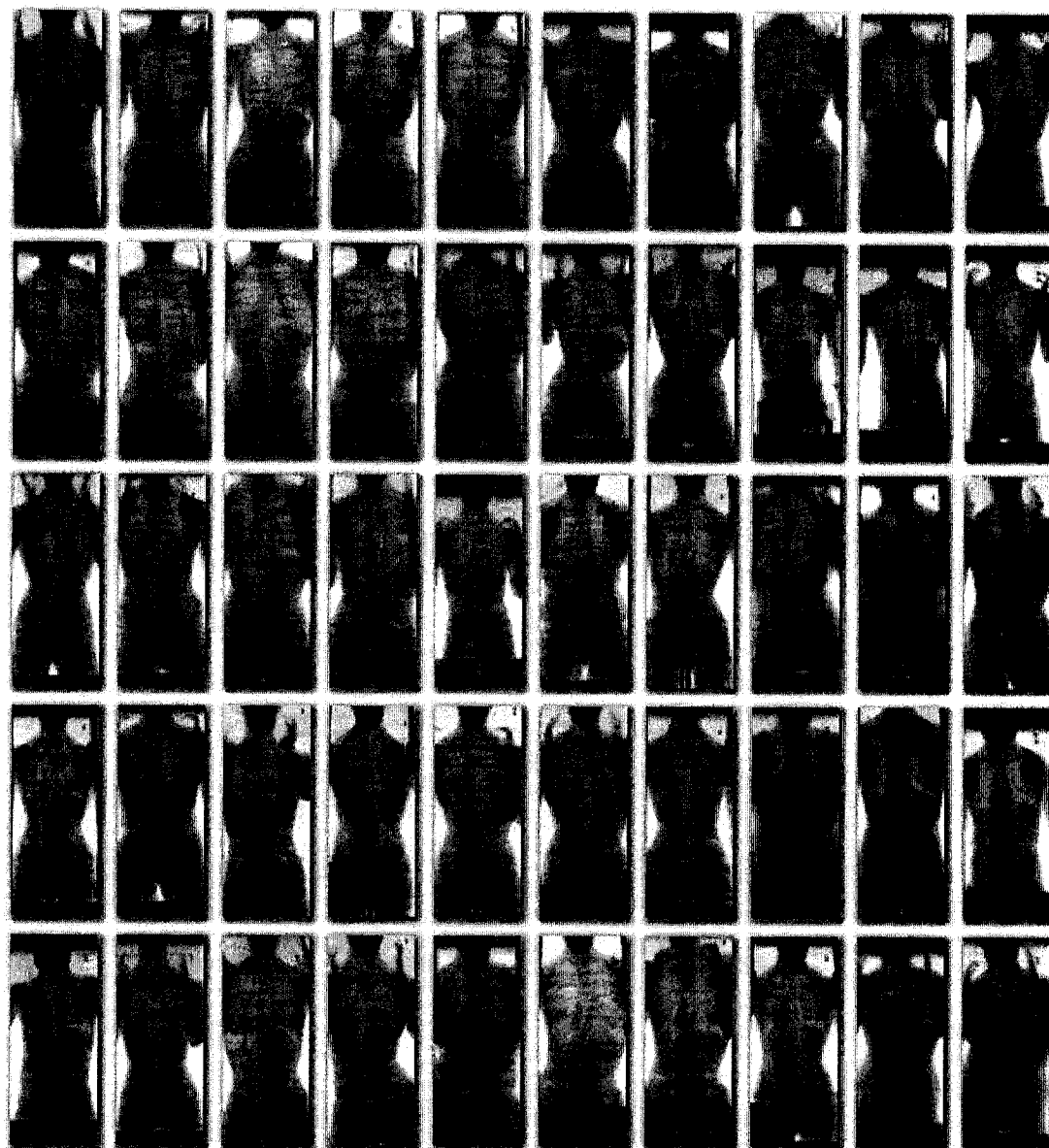


Figure 2 Local features detection in (a) the lumbar region (b) the thoracic region.

ANNEXE III IMAGES ISSUES DE LA DÉTECTION AUTOMATIQUE

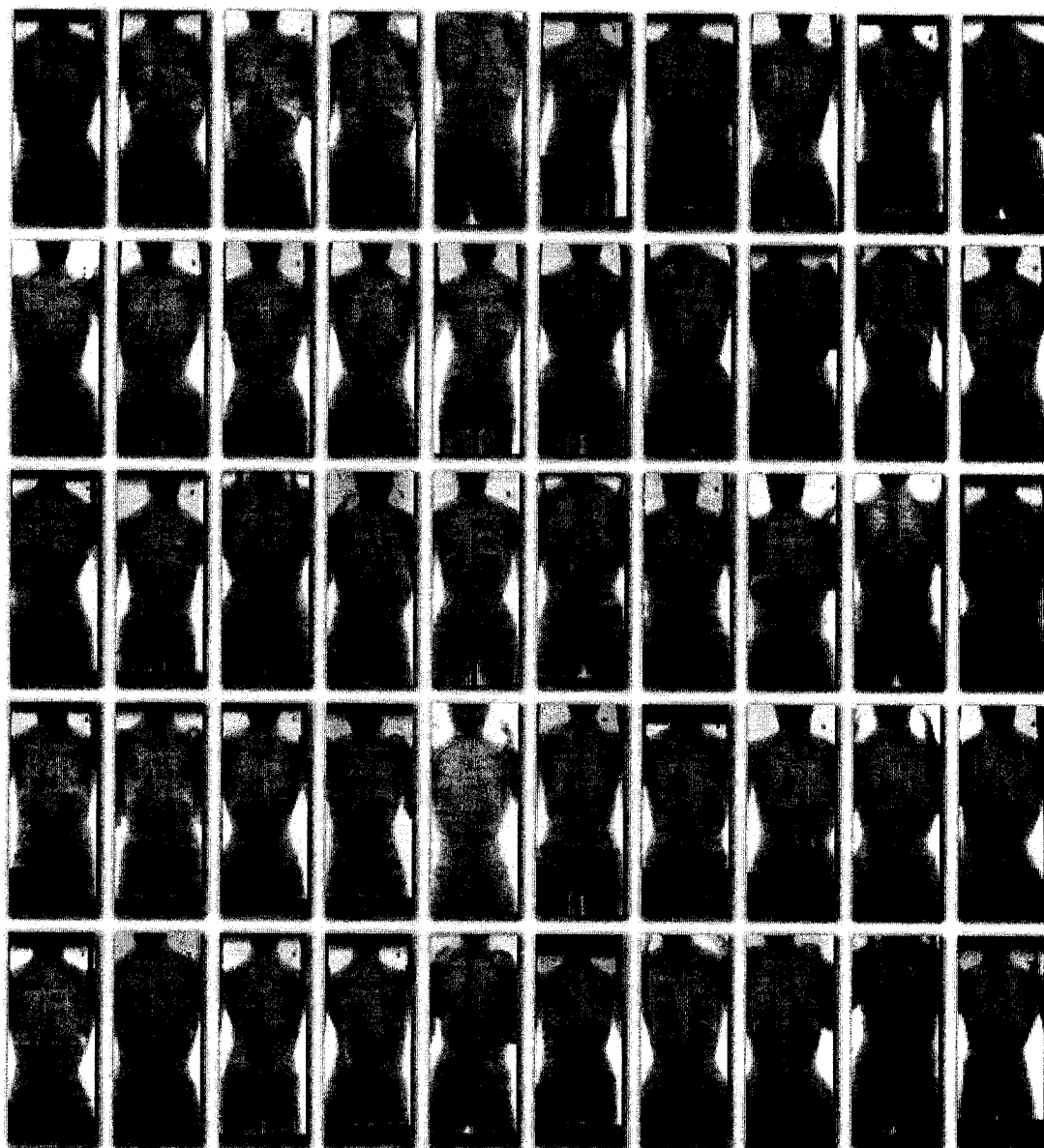


Figure III.1 Reconnaissance automatique de la colonne vertébrale sur la vue postéroantérieure.