



Titre: Fusion multimodale d'images pour la reconstruction et la
modélisation géométrique 3D du tronc humain

Auteur: Rola Harmouche
Author:

Date: 2012

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Harmouche, R. (2012). Fusion multimodale d'images pour la reconstruction et la
modélisation géométrique 3D du tronc humain [Thèse de doctorat, École
Citation: Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/998/>

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

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/998/>
PolyPublie URL:

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

Programme: Génie informatique
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

FUSION MULTIMODALE D'IMAGES POUR LA RECONSTRUCTION ET LA
MODÉLISATION GÉOMÉTRIQUE 3D DU TRONC HUMAIN

ROLA HARMOUCHE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE INFORMATIQUE ET GÉNIE LOGICIEL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

THÈSE PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE PHILOSOPHIÆ DOCTOR
(GÉNIE INFORMATIQUE)
NOVEMBRE 2012

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Cette thèse intitulée :

FUSION MULTIMODALE D'IMAGES POUR LA RECONSTRUCTION ET LA
MODÉLISATION GÉOMÉTRIQUE 3D DU TRONC HUMAIN

présentée par : HARMOUCHE Rola

en vue de l'obtention du diplôme de : Philosophiæ 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. DANSEREAU Jean, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

M. DELORME Sébastien, Ph.D., membre

M. LINA Jean-Marc, Ph.D., membre

REMERCIEMENTS

Il y a tant de personnes à remercier, sans lesquelles mon cheminement vers cette thèse aurait été plus difficile et moins intéressant. J'aimerais tout d'abord remercier ma directrice de recherche, professeure Farida Cheriet, pour son aide technique et financière, pour son encouragement durant les hauts et les bas, ainsi que pour la relecture de ce document. J'aimerais aussi remercier mon co-directeur, professeur Jean Dansereau pour son aide au niveau technique et pour sa rigueur. J'aimerais remercier tous les membres du Jury pour avoir pris le temps de lire ce document. J'ai de la gratitude envers plusieurs personnes qui m'ont aidée dans l'obtention et la manipulation des données cliniques : Fethia Miled, Claudia Chevretils, Sylvain Deschenes, Philippe Labelle, Christian Bellefleur et Julie Joncas. Je voudrais remercier Philippe Debanné, qui est toujours présent pour m'aider à obtenir des données et de l'aide technique. Merci à Xavier Glorot dont son code Matlab a été utilisé pour obtenir des résultats qui se figurent dans cette thèse. J'aimerais remercier Kondo Claude Assi, Matthew Toews, Fouzi Benboujja et Rupert Brooks pour leurs conseils techniques lors de nos discussions. À tous mes collègues du laboratoire LIV4D et du LIS3D passés et présents, merci pour votre encouragement et vos discussions animées. Plusieurs aspects du labo me manqueraient : le l'humour de Rafik Bouzerak et de Thomas Hurtut, les opinions socioéconomiques de Mathias Adnakon, le café de David Gaulin. À Lama Seoud et Najat Chihab, vous m'avez tant écoutée. J'aimerais remercier mes parents qui ont laissé leur vie et leur famille au Liban pour me donner une chance à une vie stable et une éducation. À mon frère Nader, pour les lifts, et tant d'autres choses. À mes amies Carole Haddad et Houdda Jallal, pour votre encouragement et pour les beaux moments. À Prasun Lala, merci pour ta présence, ton support et ton écoute.

RÉSUMÉ

La fusion multimodale d'images est un sujet de grand intérêt dans le domaine de la vision par ordinateur et a des applications dans divers domaines tels que la surveillance et l'imagerie médicale. En imagerie médicale, la fusion multimodale d'images est une étape importante, car les différentes images utilisées offrent de l'information complémentaire et utile pour la planification du traitement d'un patient. Par exemple, le recalage entre différentes modalités d'images à résonance magnétique (RM) du cerveau résulte en une superposition d'information morphologique et fonctionnelle. En cardiologie, le recalage multimodal permet une mise à jour d'un modèle préopératoire de la vascularisation des patients, obtenu à partir d'images RM ou tomographiques, avec des angiographies acquises dans la salle d'opération. Le recalage d'images multimodales permet aussi la construction d'un modèle complet du tronc pour la simulation numérique de traitements orthopédiques de déformations scoliotiques.

La scoliose idiopathique est une maladie caractérisée par une courbure complexe de la colonne vertébrale qui peut affecter les fonctions physiques du patient nécessitant parfois une chirurgie. Les chirurgiens se fient sur des mesures obtenues à partir d'images radiographiques pour planifier la correction de la colonne. Par contre, suite à cette correction, une asymétrie du tronc peut persister. Il est donc utile de concevoir un simulateur de chirurgie afin de prédire l'effet de la correction chirurgicale sur l'apparence externe du tronc. Des travaux de recherche en cours visent à vérifier si la réaction de l'ensemble des structures anatomiques incluant les tissus mous face à une correction de la courbure de la colonne a un impact sur le résultat obtenu à la surface externe du tronc. Ces travaux nécessitent la génération d'un modèle géométrique du tronc entier y incluant les tissus mous afin de permettre la simulation de la propagation de l'effet d'une chirurgie de la colonne sur l'apparence externe du patient, fournissant ainsi aux chirurgiens un modèle pour la planification d'une chirurgie. Par conséquent, il est nécessaire de générer un modèle géométrique du tronc qui pourrait intégrer les structures osseuses extraites à partir d'images radiographies (RX), les tissus mous extraits à partir d'images RM et la surface externe du tronc obtenue à partir d'images de topographie de surface (TP) acquise à l'aide de caméras 3D. Ce modèle nécessite un recalage entre ces différentes modalités d'images.

Le recalage entre les images RM, RX et TP du tronc humain implique plusieurs difficultés. Premièrement, les images sont acquises à des moments ainsi qu'avec des postures différentes. Par exemple, les images RM sont acquises en position couchée, tandis que les images RX et TP sont acquises en position debout. Cette différence de posture entraîne des déformations non-rigides dans les structures anatomiques du tronc dont le recalage doit en tenir compte. De plus, les structures contenues dans le tronc humain n'ont pas toutes les mêmes caractéristiques physiques et, par consé-

quent, ne se déforment pas toutes de la même façon. En particulier, les vertèbres sont des structures rigides tandis que les tissus mous se déforment de façon non-rigide. Deuxièmement, il y a un manque de repères anatomiques correspondants entre les différentes images, puisque ces images montrent des informations complémentaires. Finalement, l'acquisition des images RM n'est pas toujours possible pour les patients scoliotiques à cause du manque de disponibilité des systèmes en clinique. De plus, la longue durée des acquisitions cause un manque de confort auprès des patientes. En effet, aucune des méthodes de recalage existantes n'effectue le recalage entre les images RM et RX tout en tenant compte du changement de posture entre les acquisitions, et aucune des méthodes n'effectue le recalage d'images TP, RX et RM du tronc humain.

Ce document propose une méthodologie pour la génération d'un modèle géométrique du tronc complet d'un patient scoliotique. Le modèle géométrique sera généré en fusionnant, par recalage élastique, des images RX, des images RM et des images TP d'un patient, tout en tenant compte du manque de correspondances anatomiques ainsi que des déformations dues au changement de posture entre les acquisitions d'images.

Dans une première phase, un recalage est effectué entre la colonne vertébrale extraite à partir des images RM et celle extraite à partir des images RX en compensant pour les changements dus à la différence de posture. La transformation semi-rigide de la colonne vertébrale est effectuée à l'aide d'un modèle articulé, ce dernier étant défini de la façon suivante : pour chaque vertèbre, un système de coordonnées local est construit à partir de repères vertébraux. Des transformations intervertébrales locales et rigides sont ensuite obtenues en calculant les transformations entre les systèmes de coordonnées locaux des vertèbres adjacentes. Finalement, la transformation globale entre chaque vertèbre extraite à partir de l'image RM et la vertèbre correspondante extraite à partir de l'image RX est obtenue en concaténant les transformations locales. La validation a été effectuée sur 14 patientes scoliotiques en comparant la méthode proposée avec un recalage rigide. La précision du recalage des vertèbres thoraciques et lombaires est validée en calculant l'erreur cible entre des points de repère extraits à partir des corps vertébraux. L'erreur moyenne cible a diminué de 10,73 mm dans le cas du recalage rigide jusqu'à 4,53 mm dans le cas du recalage avec modèle articulé. De plus, les angles de Cobb obtenus à partir des images RM sont comparés à ceux obtenus à partir des images RX dans le plan latéral et frontal, au niveau thoracique et lombaire, ceci avant et après le recalage. Les différences entre tous les angles de Cobb des deux modalités d'images étaient toujours au-delà de $10,0^\circ$ suite au recalage rigide, tandis que ces différences ont baissé en dessous de $1,0^\circ$ suite au recalage avec la méthode proposée. Finalement, en comparant les courbures de la colonne entre les positions couchée et debout, nous avons remarqué une diminution significative dans l'angle de Cobb lorsque le patient est en position couchée. Cette diminution était au-delà de $10,0^\circ$ dans les deux plans et dans les deux régions de la colonne. Ces différences d'angles confirment les résultats obtenus dans la littérature montrant que la courbure de la colonne

est atténuée lorsque le patient est en position couchée. De plus, la diminution dans les erreurs de recalage lorsque la méthode proposée est utilisée démontre que cette méthode réussit à recalculer les structures vertébrales entre les images RM et RX tout en compensant pour le changement de posture qui se fait entre les deux acquisitions.

Dans une deuxième phase, les images RM, RX et TP d'un même patient sont recalées afin d'obtenir un modèle géométrique complet d'un patient qui incorpore les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc. Tout d'abord, les images TP sont recalées aux images RX en utilisant une fonction spline plaque-mince et à l'aide de points correspondants placés sur la surface du tronc du patient avant l'acquisition des deux modalités d'images. Ensuite, les images RM sont incorporées en se servant d'une transformation du modèle articulé suivi d'un recalage avec une spline plaque-mince contrainte afin de tenir compte de la rigidité des vertèbres. La qualité du recalage entre les images RM et TP est quantifiée pour trois patients scoliotiques avec l'indice Dice, celui-ci mesurant le chevauchement entre les tranches d'images RM et l'espace contenu dans l'image TP, et étant défini comme le ratio entre le double de l'intersection et l'union. L'indice Dice varie entre 0 et 1, où la valeur de 0 indique qu'il n'y a aucun chevauchement et une valeur de 1 indique qu'il y a un chevauchement parfait. Une valeur de 0,7 est considérée comme un chevauchement adéquat. Le recalage avec la méthode proposée est comparé au recalage rigide ainsi qu'au recalage articulé simple. Une valeur Dice moyenne de 0,95 est obtenue pour la méthode proposée, démontrant un excellent chevauchement et une amélioration comparativement à la valeur de 0,82 dans le cas du modèle articulé simple et de 0,84 dans le cas du recalage rigide. Donc, la méthode de recalage proposée réussit à fusionner les données sur les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc à partir des images RM, RX et TP, tout en compensant pour le changement de posture entre ces acquisitions.

Dans une troisième phase, un recalage inter-patient permet de compléter un modèle tridimensionnel partiel personnalisé du tronc d'un patient à partir d'une fusion des images RX et TP du patient et des images RM d'un modèle générique obtenu en suivant la méthodologie proposée. Premièrement, un patient ayant un modèle géométrique complet qui incorpore les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc est désigné en tant que modèle générique. Deuxièmement, un modèle personnalisé partiel d'un autre patient est obtenu en recalant les images TP aux images RX à l'aide d'une fonction spline plaque-mince. Troisièmement, les images RM du modèle générique sont incorporées dans le modèle personnalisé partiel de ce patient à l'aide du modèle articulé ainsi que de la déformation spline plaque-mince contrainte. L'indice Dice est utilisé afin de mesurer le chevauchement entre les images TP du patient et les images RM incorporées suite au recalage inter-patient à partir du modèle générique. De plus, le chevauchement est calculé entre les images RM incorporées suite au recalage inter-patient à partir du modèle générique et les images RM réelles du patient suite au recalage intra-patient. Les résultats montrent une diminution

générale significative de l'indice Dice comparativement au recalage intra-patient. Par contre, les valeurs obtenues sont plus élevées que 0,7, ce qui est adéquat. Le chevauchement a aussi été mesuré entre le gras segmenté à partir des images RM suite au recalage inter-patient et les images RM réelles du patient suite au recalage intra-patient, et des valeurs inférieures à 0,7 sont obtenues. Ceci peut être expliqué par le fait que ratio faible entre la circonférence et l'aire des structures analysées a pour effet de diminuer les valeurs Dice. La méthodologie proposée fournit un cadre qui permet de construire un modèle complet du tronc sans avoir besoin d'une acquisition d'images RM pour chaque patient.

Le modèle complet obtenu inclut les structures osseuses, les tissus mous ainsi que la surface du tronc complet d'un patient scoliotique. Ce modèle peut être incorporé dans le simulateur chirurgical qui est en cours de développement, afin de tenir compte des tissus mous dans la simulation de l'effet d'un traitement de la colonne vertébrale sur la surface du tronc d'un patient. Cependant, la précision du recalage pourrait être améliorée en se servant d'un maillage adaptatif tridimensionnel des tissus mous tout en incorporant des indices de rigidité pour chacun des tissus.

ABSTRACT

Multimodal image fusion is a topic of great interest in the field of computer vision and has applications in a wide range of areas such as video surveillance and medical imaging. In medical imaging applications, multimodal image fusion is an important task since different image modalities can be used in order to provide additional information and are thus useful for the treatment of patients. For example, the registration between different magnetic resonance (MR) image modalities of the brain results in a model that incorporates both anatomical and functional information. In cardiology, the multimodal registration allows an up-to-date 3D preoperative model of patients, obtained from computed tomography or MR images, with angiograms acquired in the operating room. The multimodal image registration also allows for the construction of a complete model of the trunk for the simulation of orthopedic treatments for scoliotic deformations.

Idiopathic scoliosis is a disease characterized by a complex curvature of the spine which can affect the physical functioning of the patient, sometimes requiring surgery. Surgeons rely on measurements obtained from radiographic images in order plan the surgical correction of the vertebral column. However, following such a correction, an asymmetry of the trunk may persist. It would therefore be useful to develop a surgical simulator in order to predict the effect of a surgical correction on the external appearance of the trunk. Research is underway that aims to verify whether the reaction of all anatomical structures including the soft tissues following a correction of the curvature of the spine has an impact on the result obtained at the external surface of the torso. This research requires the design of a geometric model of the entire trunk that also incorporates soft tissues in order to allow for the simulation of the propagation of the effect of spine surgery on the external appearance of the patient, thus providing surgeons with a model for surgical planning. Therefore, it is necessary to obtain a geometric model of the trunk that would integrate the bone structures extracted from X-ray images, soft tissues extracted from MR images and the trunk surface obtained from surface topography (TP) data acquired using 3D cameras. This complete model requires the registration between the different imaging modalities.

The registration between the MR, X-ray and TP images is subject to several difficulties. Firstly, these images are acquired at different times and in different postures. For example, MR images are acquired in prone position, whereas the TP and X-ray images are acquired in standing position. This difference in posture causes non-rigid deformations in the anatomical structures of the trunk that must be taken into consideration during registration. Moreover, the structures contained in the human body do not have the same physical characteristics, and therefore do not deform all in the same manner. In particular, the vertebrae are rigid structures, while soft tissues deform non-rigidly. Secondly, there is a lack of corresponding anatomical landmarks between the different

images, as these images contain non-overlapping anatomical information. Thirdly, the acquisition of MR images is not always possible for patients with scoliosis due to the lack of availability of such acquisition systems in clinical settings. In addition, the lengthy acquisition time causes patient discomfort. In fact, none of the existing registration methods registers X-ray and MR images while taking into account the change in posture between acquisitions, and none of the methods registers TP, MR and X-ray images of the human trunk.

This document proposes a methodology for generating a complete geometric model of the trunk of a patient with scoliosis. The geometric model is developed using the non-rigid registration of X-ray, TP and MR images, while taking into account the lack of anatomical correspondences between the image modalities, and the non-rigid deformation that occurs due to a posture change between the image acquisitions.

In the first phase, the shape of the spine extracted from MR images is registered to that extracted from the X-ray images all while compensating for spine shape changes that are due to the difference in posture between the acquisition of the two modalities. The semi-rigid transformation of the spine is obtained by means of an articulated model registration which is defined as follows: For each vertebra, a local coordinate system is constructed from vertebral landmarks. Local rigid inter-vertebral transformations are then obtained by computing the transformations between the local coordinate systems of adjacent vertebrae. Finally, the global transformation between each vertebra extracted from the MR images and the corresponding vertebra extracted from the X-ray images is obtained by concatenating the local transformations. The validation is performed using 14 patients with scoliosis by comparing the proposed method with rigid registration. Registration accuracy in the thoracic and lumbar areas is validated by calculating the target registration error between correspondence points extracted from the vertebral bodies. The average error decreased from 10.73 mm in the case of rigid registration to 4.53 mm in the case of registration using the proposed articulated model. In addition, Cobb angles obtained from MR image reconstructions are compared with those obtained from X-ray image reconstructions in the lateral and frontal views and in the thoracic and lumbar areas of the spine, both before and after registration. The differences between all Cobb angles of the two imaging modalities were above 10.0° following rigid registration, whereas these differences fell below 1.0° following registration using the proposed method. Finally, when comparing the curvatures of the spine between the prone and standing postures, we noticed a significant decrease in the Cobb angle when the patient is lying down. This decrease was above the 10.0° in both views and in both regions of the spine. These angle differences confirm the results obtained in the literature showing that the curvature of the spine is attenuated when the patient is lying down. Moreover, the decrease in registration errors when the proposed method is used shows that this method successfully aligns the spine between MR and X-ray images all while compensating for the change in posture that occurs between the two acquisitions.

In the second phase, the TP, X-ray and MR images of the same patient are registered in order to obtain a full geometric model of the entire torso which incorporates the bone structures, soft tissue, as well as the external surface of the trunk. Firstly, the TP and X-ray images are aligned using a thin-plate spline and landmarks placed on the surface of the trunk of the patient prior to the acquisition of the two imaging modalities. Secondly, MR images are incorporated into the model using the articulated model followed by a thin-plate spline registration constrained in order to maintain the stiffness of the vertebrae. The quality of registration between the MR and the TP images is verified for 3 patients with scoliosis with the Dice index, which measures the overlap between the MRI slices and the space contained within the TP image. The Dice index varies between 0 and 1, where the value of 0 indicates that there is no overlap and a value of 1 indicates a perfect overlap. A value of 0.7 is considered suitable overlap. The proposed method is compared to rigid registration and registration a simple articulated model. An average Dice value of 0.95 is obtained when the proposed method is used, showing excellent overlap and a significant improvement compared to 0.82 in the case of simple articulated model registration and 0.84 in the case of rigid registration. Therefore, the proposed registration method succeeds in incorporating bone structures, soft tissues, and the external surface of the trunk using MR, X-ray and TP images all while compensating for the change in posture that occurs between these acquisitions.

In the third phase, inter-patient registration allows for the completion of a personalized three-dimensional partial model of the trunk of a patient by registering TP and X-ray images of the patient with the MR images of a generic model that is obtained by following the proposed methodology. Firstly, a patient having a full geometric model which incorporates the bone structures, soft tissues, as well as the external surface of the trunk is designated as the generic model. Secondly, a partial personalized model of another patient is obtained by registering the X-ray and TP images of the patient using a thin-plate spline function. Thirdly, MR images of the generic model are incorporated into the partial personalized model of the test patient using the articulated model transformation and the constrained thin-plate spline deformation. The Dice index is used in order to measure the overlap between the TP images of the patient and the MR images from the generic model following inter-patient registration. Moreover, the overlap between the MR images from the generic model following inter-patient registration and the patient's real MR images is measured. The results show a significant overall decrease in the Dice index compared to intra-patient registration. However, the values obtained are higher than 0.7, which is considered adequate. The overlap was also measured between fat tissues segmented from MR images registered from the generic model and the patient's own registered MR images, and values below 0.7 are obtained. However, this lack of overlap can be explained by the fact that the low circumference to area ratio of the structures being analysed leads to inherently lower Dice values. The methodology proposed here allows for a framework in which, upon the use of a larger database of patients, a complete model of the trunk can be built

without the need for MR image acquisition for each patient.

The complete model obtained includes the bone structures, soft tissues and the complete surface of the trunk of scoliotic patients. This model can be incorporated into the surgical simulator which is under development, in order to take soft tissues into account while simulating the effect of spine instrumentation on the external surface of the patient's trunk. However, the precision of the registration can be improved by using a 3 dimensional adaptive mesh of the soft tissues all while incorporating tissue-specific stiffness factors.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
ABSTRACT	viii
TABLE DES MATIÈRES	xii
LISTE DES TABLEAUX	xiii
LISTE DES FIGURES	xiv
LISTE DES ANNEXES	xv
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xvi
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Mise en contexte	1
1.2 Plan de la thèse	7
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	8
2.1 La scoliose	8
2.1.1 Anatomie de la colonne vertébrale et la cage thoracique	8
2.1.2 Les déformations scoliotiques	9
2.1.3 Modalités d'imagerie utilisées	12
2.2 Méthodes de recalage d'images médicales	23
2.2.1 Extraction de primitives correspondantes	27
2.2.2 Les mesures de similarité	29
2.2.3 Optimisation	32
2.3 Les transformations utilisées dans le recalage	34
2.3.1 Les transformations rigides et affines	34
2.3.2 Fonctions à base radiale	35
2.3.3 Les B-splines	39
2.3.4 Les déformations à corps élastiques	41
2.3.5 Les déformations à corps fluides	42

2.3.6	Approches par champ aléatoire de Markov	43
2.3.7	Approches par coupes de graphes	44
2.4	Le modèle articulé de la colonne vertébrale	45
2.5	Validation	47
2.5.1	Le coefficient de similarité Dice	47
2.5.2	L'erreur de recalage cible	47
2.5.3	Le test T	47
2.6	Synthèse de la revue de littérature	48
CHAPITRE 3	Problématique, hypothèses, objectifs et méthode générale	50
3.1	Problématique	50
3.2	Hypothèses et Objectifs	51
3.2.1	Hypothèse 1	51
3.2.2	Hypothèse 2	51
3.3	Méthode générale	52
CHAPITRE 4	Article : 3D registration of MR and X-ray spine images using an Articulated model	56
4.1	Présentation	56
4.2	Abstract	56
4.3	Introduction	56
4.3.1	Related Work	57
4.3.2	Overview of the method	59
4.4	Materials and methods	59
4.4.1	Data acquisition	60
4.4.2	Articulated model registration	61
4.4.3	Validation	63
4.5	Results	65
4.5.1	Registration results	65
4.5.2	Average spine shape model	69
4.6	Discussion and conclusions	71
CHAPITRE 5	Article : Multimodal image registration of the scoliotic torso for surgical planning	73
5.1	Présentation	73
5.2	Abstract	73
5.2.1	Background	73

5.2.2	Methods	73
5.2.3	Results	73
5.2.4	Conclusions	74
5.3	Background	74
5.4	Methods	76
5.4.1	Data acquisition and preprocessing	77
5.4.2	X-ray / TP registration	79
5.5	Results and Discussion	82
5.5.1	Validation	82
5.5.2	Qualitative results	84
5.5.3	Quantitative results	85
5.5.4	Discussion	87
5.6	Conclusions	88
5.7	Competing interests	88
5.8	Author's contributions	89
CHAPITRE 6	Incoporation d'images RMs à un nouveau patient	92
6.1	Méthodologie	93
6.1.1	Vérification	96
6.2	Résultats qualitatifs	96
6.2.1	Recalage où le modèle générique et le patient test ont la même catégorie IMC et un type de courbure différent	96
6.2.2	Recalage où le modèle générique et le patient test ont le même type de courbure et une catégorie IMC différente	98
6.3	Résultats quantitatifs	105
6.3.1	DICE entre la surface du tronc du patient test et les images RM adaptées du modèle générique suite au recalage inter-patient	105
6.3.2	DICE entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter- patient et les images RM du patient test obtenues suite au recalage intra- patient	106
6.3.3	DICE entre les régions de tissu adipeux entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RMs du patient test obtenues suite au recalage intra-patient	108
6.4	Discussion et conclusion	110
CHAPITRE 7	Discussion générale	112
7.1	Recalage des colonne vertébrales à partir des images RM et RX	112

7.2	Fusion multimodale intra-patient	113
7.3	Fusion multimodale inter-patient	115
CHAPITRE 8 CONCLUSION		117
8.1	Synthèse des travaux	117
8.2	Améliorations futures	118
RÉFÉRENCES		121
ANNEXES		133

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 4.1	Target registration errors in mm for rigid registration and for the proposed articulated model registration (articulated).	66
Tableau 4.2	Landmark localization variability (Euclidian distance in mm) for each of seven patients tested. The variability of the vertebral centroids obtained from each set of landmarks is also shown (Average variability for the 17 vertebrae per patient). The norm of the difference in resulting vertebral transformations is also presented. (Average norm for the 17 vertebrae per patient).	67
Tableau 6.1	Information sur les patients.	93
Tableau 6.2	Un sommaire comparant les résultats obtenus suite au recalage inter-patient avec ceux obtenus suite au recalage intra-patient. Ce sommaire indique s'il y a eu une amélioration de la qualité des résultats (amél.), une baisse de la qualité des résultats (baisse), ou s'il n'y a pas de différence significative. . .	111

LISTE DES FIGURES

Figure 1	Déviation latérale d'une colonne vertébrale.	2
Figure 2	Exemple d'une apparence d'un dos scoliotique. Les vertèbres sont tracées manuellement sur la figure.	3
Figure 3	Apparence externe du torse de deux patients scoliotiques avant et après une chirurgie de scoliose. Ces deux patients ont des valeurs d'angle de Cobb similaires avant ainsi qu'après la chirurgie. Par contre, le patient 1 a une meilleure correction de la gibbosité. Adaptée de V. Pazos, F. Cheriet, J. Dansereau, H. Labelle, "Quantitative analysis of external trunk asymmetry pre and post surgery comparison", 35e réunion annuelle de la Société de Scoliose du Québec.	4
Figure 2.1	Anatomie du tronc et de la colonne vertébrale.	9
Figure 2.2	Exemple de mesure de l'angle de Cobb.	10
Figure 2.3	Instrumentation durant une chirurgie postérieure de scoliose. Les vis visibles sont attachées aux vertèbres. Des tiges courbées passent par les vis à chaque côté de la colonne.	11
Figure 2.4	La classification Lenke pour les courbures scoliotiques de la colonne vertébrale. À l'extrême gauche se trouve le type 1, et à l'extrême droite se trouve le type 6.	12
Figure 2.5	Images radiographiques postéro antérieures et latérales acquises pour la reconstruction 3D.	14

Figure 2.6	Repères anatomiques placés sur les vertèbres dans l'image radiographique. Une image additionnelle postéro-antérieure acquise à un angle de 20 degrés se trouve dans la figure. Celle-ci permet la reconstruction de la cage thoracique, étape qui n'est pas traitée au cours de la présente thèse.	15
Figure 2.7	Reconstruction 3D de la colonne vertébrale et de la cage thoracique à partir de trois radiographies 2D.	15
Figure 2.8	Appareil d'imagerie RM. Tirée de : Thivierge-Gaulin, D. "3D-2D Registration Based on Mesh-Derived Image Bisection", Masters thesis, École Polytechnique de Montréal, Canada, 2012. (Reproduit avec permission.) . .	17
Figure 2.9	Exemple d'image RM du tronc.	18
Figure 2.10	Images RM utilisées dans la présente thèse.	19
Figure 2.11	Système d'acquisition Inspeck. Quatre caméras selon différentes vues sont utilisées pour générer la topographie de surface du tronc.	21
Figure 2.12	Marqueurs identifiés manuellement sur le tronc d'un patient à l'aide du logiciel Koala.	22
Figure 2.13	Reconstruction du tronc à partir de quatre surfaces numérisées.	22
Figure 2.14	Exemple de recalage de deux images d'une même rétine acquises avec différents capteurs. Une image de couleur et une image angiographique sont mises dans le même espace à l'aide d'un recalage (à droite). Tirée de C. Stewart, L. Ibanez, " CSci 6971 : Image Registration, Lecture 1 : Introduction", disponible : http ://www.cs.rpi.edu/academics/courses/spring04/imagereg/lecture01.ppt . Reproduit avec permission.	24

Figure 2.15	Correspondance de pixels entre deux images angiographiques de la rétine à recaler. Tirée de C. Stewart, L. Ibanez, " CSci 6971 : Image Registration, Lecture 1 : Introduction", disponible : http ://www.cs.rpi.edu/academics/courses/spring04/imagereg/lecture01.ppt . Reproduit avec permission.	25
Figure 2.16	Correspondance d'attributs entre deux images angiographiques d'artères coronaires. Les attributs sont des candidats pour être classifiés comme points de bifurcation (points en jaune). Tirée de P. Fallavollita, "3D reconstruction of coronary arteries from angiographic sequences for interventional assistance.", PhD thesis, École Polytechnique de Montréal, Canada, 2008. Reproduit avec permission.)	26
Figure 3.1	Schéma qui décrit les étapes nécessaires pour le recalage intra-patient de la surface du tronc, des structures osseuses et des tissus mous.	54
Figure 3.2	Schéma qui décrit les étapes nécessaires pour le recalage inter-patient de la surface du tronc, des structures osseuses et des tissus mous. Les étapes en gris sont nécessaires pour le modèle générique, et les étapes en blanc sont nécessaires pour compléter le modèle personnalisé.	55
Figure 4.1	3D reconstruction of vertebrae from MRI sagittal slices along with manually labeled landmarks on each of the vertebrae.	61
Figure 4.2	Local and global transformations forming the articulated model required to align MRI onto X-ray vertebrae. The local transformations are defined from vertebra V_i to the consecutive vertebra V_{i+1} . The global transformation from world coordinates to the first vertebra is defined as $T_{0,i}$	62

Figure 4.3	Cobb angles calculated in lateral view on thoracic and lumbar areas of the spine for the X-ray, rigidly registered MRI (MRI rigid), and MRI registered using the proposed articulated model method (MRI articulated). The average values for the thoracic area are 34.67° , 22.68° and 34.74° for the X-ray, MRI rigid, and MRI articulated registrations, respectively. The average values for the lumbar area are 37.60° , 19.73° and 37.56° for the X-ray, MRI rigid, and MRI articulated registrations, respectively.	67
Figure 4.4	Cobb angles calculated in postero-anterior view on thoracic and lumbar areas of the spine for the X-ray, rigidly registered MRI (MRI rigid), and MRI registered using the proposed articulated model method (MRI articulated). The average values for the thoracic area are 45.99° , 35.43° and 45.14° for the X-ray, MRI rigid, and MRI articulated registrations, respectively. The average values for the lumbar area are 44.51° , 33.85° and 44.53° for the X-ray, MRI rigid, and MRI articulated registrations, respectively. .	68
Figure 4.5	Mean vertebral axis for the rigidly registered MRI (left), the MRI registered using the articulated model (middle), and the X-ray data (right) for the 14 patients. Lumbar and thoracic vertebrae are considered in this study.	70
Figure 5.1	Inspeck system used for capturing surface topography data.	78
Figure 5.2	Multimodal data used for the 3D patient representation developed. The externally placed landmarks are displayed in blue of the surface topography and in red on the X-ray image. The vertebral landmarks used to construct the articulated model are displayed in green on the X-ray (c).	78

Figure 5.3	Calculation of the weighted thin-plate spline ratio based on the distance of the point p to be registered, the closest vertebra, and the surface of the torso. The points in green are obtained from the contours of the surface topography and the points in red are obtained from the MRI.	83
Figure 5.4	Results comparing rigid registration with registration using the proposed method for the MRI, X-ray and TP. The X-ray vertebrae are displayed in pink and the MRI vertebrae are displayed in cyan. A decimated mesh representing the surface topography is displayed in blue. It can be seen the results with the proposed method yield a better alignment of the MRI and X-ray vertebrae and a better fitting of the MRI within the surface topography.	85
Figure 5.5	Dice values for patients 1,2 and 3 measuring the overlap between torso data obtained from axial MRI slices and corresponding surface topography axial cuts for all patient slices for rigid (red), articulated (green) and the proposed (blue) registration methods. Results range from inferior to superior axial slices.	90
Figure 5.6	Determinant of the Jacobian of the deformation field resulting from registration without (a) and with (b) rigidity constraints for slice 9 of patient 3. A spectral intensity mapping is displaying $ Jacobian(i) - 1 $ for pixel i superimposed on top of the registered MRI slice. The spectral mapping shows values closer to 1 as blue and values further from 1 as red. The anterior portion of the torso is to the left of the image.	91

Figure 5.7	Determinant of the Jacobian of the deformation field resulting from registration without (a) and with (b) rigidity constraints for slice 25 of patient 3. The intensity mapping is the same as in the previous figure.	91
Figure 6.1	Schéma qui décrit les étapes nécessaires à la personnalisation du modèle générique.	95
Figure 6.2	Résultat du recalage inter-patient pour la tranche 13. Dans ce cas, les deux patients ont des types de courbure différents.	98
Figure 6.3	Comparaison des axes des vertèbres à partir du modèle articulé pour les patients 1 et 2.	99
Figure 6.4	Produit scalaire entre les vecteurs parallèles au plan X-Y des vertèbres avant le recalage. Les valeurs pour les vertèbres thoraciques et lombaires sont montrées (1=T1, 17=L5). Les comparaisons sont entre les vertèbres extraites à partir des images RM des patients 1 et 2 (Bleu), les vertèbres extraites à partir des images RM des patients 1 et 3 (rouge), les vertèbres extraites à partir des images RX des patients 1 et 2 (vert) , les vertèbres extraites à partir des images RX des patients 1 et 3 (mauve).	100
Figure 6.5	Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des z pour les patients 1 et 3.	101
Figure 6.6	Résultat du recalage inter-patient pour la tranche 13 du patient 1 recalée jusqu'à l'espace du patient 3. Dans ce cas, les deux patients ont le même type de courbure et des angles de Cobb similaires.	102
Figure 6.7	Comparaison des axes des vertèbres à partir du modèle articulé pour les patients 1 et 3.	103

Figure 6.8	Résultat du recalage inter-patient pour deux tranches du patient 1 recalées jusqu'à l'espace du patient 3. Ces tranches montrent le recalage au niveau des seins.	104
Figure 6.9	Résultats de la mesure DICE entre la surface du tronc du patient test et les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient pour deux patients ayant des angles de Cobb similaires. Les résultats obtenus avec la méthode proposée (bleu) sont comparés avec le recalage rigide (rouge) et le recalage avec le modèle articulé simple (vert).	106
Figure 6.10	Résultats de l'indice DICE comparant les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient à celles du patient test suite au recalage intra-patient lorsque le modèle générique et le patient test ont des angles de Cobb similaires. Les résultats obtenus avec la méthode proposée (bleu) sont comparés avec le recalage rigide (rouge) et le recalage avec le modèle articulé simple (vert).	107
Figure 6.11	Mesure DICE comparant les régions de tissu adipeux entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RMs du patient test obtenues suite au recalage intra-patient. Les deux patients ont le même type de courbure et des angles de Cobb similaires.	109
Figure 6.12	Deux tranches suite au recalage inter-patient, avec une segmentation du gras en rouge.	109
Figure A.1	Produit scalaires pour toutes les vertèbres et patients avant le recalage. . . .	134
Figure A.2	Produit scalaires pour toutes les vertèbres et patients suite au recalage articulé.	135

Figure A.3	Produits scalaires moyens pour toutes les vertèbres 1 (L5) à 17 (T1) et patients suite au recalage rigide et articulé.	136
Figure B.1	Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des x pour les patients 1 et 2.	137
Figure B.2	Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des x pour les patients 1 et 3.	138
Figure B.3	Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des y pour les patients 1 et 2.	139
Figure B.4	Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des y pour les patients 1 et 3.	140
Figure B.5	Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des z pour les patients 1 et 2.	141
Figure B.6	Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des z pour les patients 1 et 3.	142

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Comparaison de directions des vertèbres	133
Annexe B	Comparaisons des angles des vertèbres des différents patients	137

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

RM	résonnance magnétique
TP	topographie de surface
RX	radiographique
IMC	indice de masse corporelle
CT	Computed Tomography

CHAPITRE 1 : INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

La fusion d'images constitue une problématique de grande importance dans les domaines de la vision par ordinateur et du traitement d'images. Cette problématique consiste à apparier des images provenant de différentes vues ou différents capteurs, ou même des images acquises à des moments différents [1]. Lorsqu'on apparie des images provenant de différents capteurs, il s'agit d'une fusion multimodale d'images. La fusion multimodale d'images se trouve des applications dans divers domaines, dont la surveillance, la sécurité, l'astrophysique, et l'imagerie médicale. Dans le domaine médical, la fusion d'images peut servir à aligner des images d'un même patient acquises à des moments différents afin de surveiller l'évolution d'une maladie ou d'un traitement. De plus, la fusion d'images peut servir à apparier des images d'un patient avec ceux d'un atlas anatomique pour des fins de comparaison, et à apparier des images du même patient, mais de modalités différentes, afin de fusionner des données complémentaires. La problématique de fusion d'images se résout par un processus de recalage, où une ou plusieurs images sont alignées avec une image cible en appliquant une fonction. Le recalage est le processus de trouver la fonction optimale qui aligne les images à recaler de telle façon que la similarité entre ces images soit maximisée. Les problèmes qui nécessitent le recalage d'images sont normalement des problèmes inverses et mal posés. Alors, une solution unique n'existe pas toujours. Cette contrainte, en plus de la possibilité d'un manque de repères correspondants entre les images à recaler, rend la tâche de recalage difficile.

Dans la présente thèse, la problématique de fusion multimodale d'images sera traitée dans le cadre d'une application médicale, soit la construction d'un modèle géométrique du tronc complet d'un patient scoliotique. Ce modèle géométrique, contenant des structures anatomiques obtenues à partir de différentes modalités d'imagerie, a pour but de servir à la planification des traitements orthopédiques, tels que les traitements de la scoliose.

La scoliose idiopathique est une maladie caractérisée par une déformation complexe tridimensionnelle de la colonne vertébrale qui atteint surtout les adolescentes et dont la cause est généralement inconnue (donc idiopathique). Cette maladie affecte des enfants, adolescents et adultes. La plupart des cas sont des scolioses de l'adolescent, où la découverte de la maladie se fait durant la croissance pubertaire [2]. 5,1 % des adolescentes et 3,5 % des adolescents sont affectés par la scoliose [3], et la majorité des cas nécessitant un traitement (donc qui ont une courbure plus accentuée) sont des filles. La scoliose idiopathique se manifeste, entre autres, par une asymétrie latérale du tronc, des épaules, et une gibbosité (bosse dans le dos). Cette gibbosité est le résultat d'une déformation de la cage thoracique et parait de façon plus prononcée lorsque le patient est

penché vers l'avant. Les courbures de la colonne vertébrale sont visibles sur des images radiographiques (RX), celles-ci servant au diagnostic et à la planification du traitement. Par exemple, une colonne vertébrale normale est illustrée dans la figure 1(a) et une colonne vertébrale scoliotique est illustrée dans la figure 1(b), où la courbure latérale est plus prononcée. Dans la figure 2, on peut voir l'exemple d'un patient qui a une déviation latérale de la colonne vertébrale. De plus, on peut anticiper la déformation de la surface externe du dos causée par la déformation du rachis et de la cage thoracique. Ces déformations sont souvent esthétiquement indésirables pour le patient. Dans des cas plus sévères, la scoliose idiopathique peut affecter les fonctions physiques du patient. Par exemple, la scoliose est parfois associée à des problèmes pulmonaires et à des maux chroniques du dos [4].

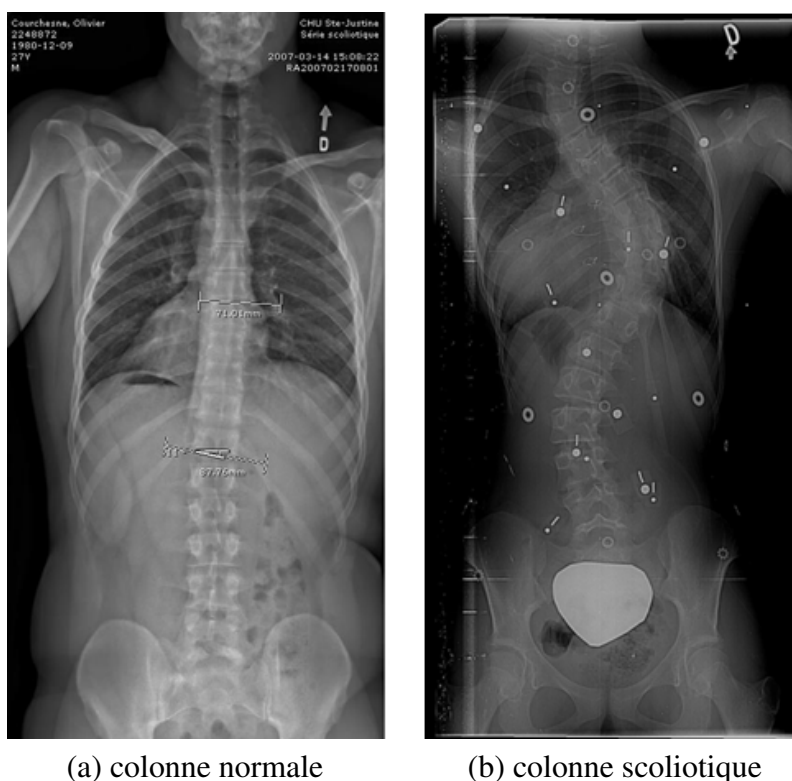


Figure 1 Déviation latérale d'une colonne vertébrale.

Deux types de traitement sont généralement utilisés, soit le port du corset, et dans les cas où la courbure de la colonne est plus sévère, la chirurgie. Un cas sur 1000 des patients scoliotiques nécessite une chirurgie [3]. Le traitement sert à corriger la courbure de la colonne vertébrale dans le plan frontal, en conservant les courbures naturelles dans le plan latéral. Il est désirable que la déformation de la colonne ainsi que la déformation externe soient corrigées par le traitement. Par contre, la forme post-traitement du dos ne peut être déterminée avec certitude avant la fin de la

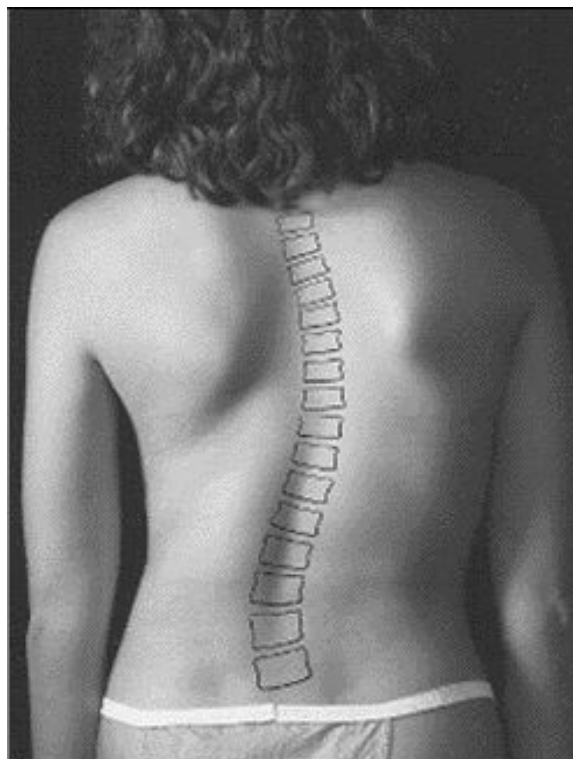


Figure 2 Exemple d'une apparence d'un dos scoliotique. Les vertèbres sont tracées manuellement sur la figure.

chirurgie. En effet, il y a peu de corrélation entre le degré de courbure de la colonne vertébrale et la géométrie tridimensionnelle externe du tronc [5]. D'après Goldberg et al. [5], la topographie de surface contient de l'information sur la courbure de la colonne qui n'est pas directement corrélée à l'angle de courbure de la colonne. En effet, des études ont démontré qu'une correction de la colonne vertébrale n'entraîne pas la même correction de la forme externe du tronc. Par exemple, l'étude entreprise par Pazos et. al. [6] a montré que pour deux corrections similaires à l'angle de Cobb suite à une chirurgie, l'effet sur l'apparence externe du tronc est différent. La figure 3 présente deux cas où les patients 1 et 2 ont des angles de Cobb pré et postopératoires identiques de 74 degrés avant chirurgie et 16 degrés après chirurgie. Pourtant, le changement résultant à l'externe du tronc diffère d'un cas à l'autre. Ceci est démontré par le fait que le patient 2 a eu une meilleure correction de la gibbosité. L'asymétrie latérale, un indice mesuré à l'externe qui sera décrit dans la section 2.1.3, a été mesurée à ces fins. L'asymétrie latérale post-opératoire du patient 1 est de 24mm, tandis que celle du patient 2 est 9.1mm. Ces deux valeurs d'asymétrie sont significativement différentes.



(a) Patient 1 avant chirurgie



(b) Patient 1 après chirurgie



(c) Patient 2 avant chirurgie



(d) Patient 2 après chirurgie

Figure 3 Apparence externe du torse de deux patients scoliotiques avant et après une chirurgie de scoliose. Ces deux patients ont des valeurs d'angle de Cobb similaires avant ainsi qu'après la chirurgie. Par contre, le patient 1 a une meilleure correction de la gibbosité. Adaptée de V. Pazos, F. Cheriet, J. Dansereau, H. Labelle, "Quantitative analysis of external trunk asymmetry pre and post surgery comparison", 35e réunion annuelle de la Société de Scoliose du Québec.

Puisque l'angle de courbure de la colonne n'est pas directement corrélé à l'apparence externe du tronc, une asymétrie du tronc ainsi qu'une gibbosité peuvent persister suite à une chirurgie de la colonne vertébrale. Ainsi, l'utilisation des images RX n'est pas suffisante pour pouvoir planifier le traitement afin d'optimiser la correction de l'apparence externe du tronc. Par conséquent, un système qui peut simuler l'effet d'un traitement sur l'apparence externe du tronc peut servir à la planification de ce traitement. Le projet proposé fait partie d'un travail plus vaste qui est la conception d'un système de prédiction de l'effet d'un traitement sur l'apparence externe du tronc d'un patient afin de pouvoir planifier la stratégie optimale de correction de la colonne vertébrale. Le but d'un tel système est de fournir aux chirurgiens un outil informatique qui permettra de simuler la propagation de l'effet de cette correction de la colonne sur l'apparence externe du tronc du patient à travers l'ensemble des structures anatomiques du tronc et ne pas se limiter juste au redressement de la colonne.

Récemment, des simulateurs ont été développés qui ont pour but de prédire l'effet des traitements de la colonne sur l'apparence externe du tronc. Un simulateur chirurgical a été développé par Dionne et al. [7] au sein du laboratoire LIV4D à l'école Polytechnique de Montréal. Ce simulateur vise à prédire la surface postérieure du tronc suite à une chirurgie de la colonne. Différentes couches, représentant qualitativement la peau, les os, et l'espace contenu entre ces deux structures sont modélisées. Le comportement physique de ces couches est modélisé à l'aide de forces de préservation de contraintes de distance, d'aire et de volume. Afin d'assurer un équilibre mécanique, une équivalence entre les forces externes et l'énergie des déformations internes a été assurée [8]. La validation est effectuée à l'aide de l'indice de rotation de la surface du dos qui s'évalue à 1.3° au niveau thoracique et à 3.3° au niveau lombaire. De plus, l'erreur moyenne absolue de l'indice de gibbosité se chiffre à 2.3 mm au niveau thoracique et à 3.8 mm au niveau lombaire. Bien que les caractéristiques des tissus aient été modélisées empiriquement par manque d'informations provenant des patients, des résultats préliminaires intéressants ont été obtenus sur un seul patient. Dans les travaux de thèse de Clin [9], la colonne vertébrale et la surface du tronc ont été modélisées par des éléments finis, ces derniers obtenus à partir d'une reconstruction 3D radiographique des vertèbres et des topographies de surface du tronc. Le modèle a été utilisé pour simuler l'effet du traitement par corset sur la forme de la colonne vertébrale. Cette simulation biomécanique incorporait les forces de gravité appliquées sur la colonne vertébrale. Par contre, les deux simulateurs décrits ci-haut n'ont pas été validés sur une cohorte significative de patients. En effet, une grande variabilité dans l'erreur a été rapportée par le simulateur proposé par Dionne lorsque celui-ci a été validé sur une cohorte de sept patients (une erreur de 5.0 ± 3.8 dans l'angle de rotation du dos (BSR)). Par conséquent, ces simulateurs souffrent d'un manque de généralisabilité.

Le support géométrique des simulateurs décrits ci-haut se limite à un maillage régulier du volume délimité par la topographie de surface et la surface des os. Par conséquent, ces simulateurs

ne tiennent pas compte des caractéristiques des tissus mous englobés dans le tronc d'un patient scoliotique. Par contre, une hypothèse est qu'une correction à la colonne vertébrale suite à la chirurgie se propage à travers les tissus mous jusqu'à la surface externe du tronc. En effet, la présente thèse fait partie d'un projet de développement du système de prédiction qui vise à incorporer une représentation géométrique de différentes couches de tissus mous¹. Ce projet a pour but de vérifier si un modèle déformable tridimensionnel physique du tronc complet qui inclut les tissus mous, la colonne vertébrale et la cage thoracique, ainsi que la surface externe du tronc peut améliorer la généralisabilité des simulateurs lors de la planification de la correction chirurgicale. Ce modèle physique nécessite une représentation géométrique tridimensionnelle obtenue à partir de plusieurs modalités d'imageries médicales. La surface externe du tronc peut être obtenue à partir des images de topographie de la surface (TP) acquises à l'aide de caméras 3D. Ces images sont acquises de routine à l'hôpital Ste-Justine dans le cadre d'un suivi des patients scoliotiques. Par contre, l'information sur les tissus mous ne peut être distinguée à partir des images RX ou TP d'un patient. Cette représentation peut être obtenue à partir d'images à résonance magnétique, une technique d'imagerie bénéficiant du fait qu'elle est non invasive. Ainsi, afin de concevoir le modèle géométrique pour le simulateur en développement, une représentation des tissus mous doit être obtenue à partir des images RM ; un maillage surfacique à partir de la reconstruction 3D des os doit être obtenu à partir des images RX ; et un maillage tridimensionnel de la surface du tronc doit être obtenu à partir des images TP.

Cependant, les images RM ne peuvent être acquises pour tous les patients en attente de traitement. Ceci est dû entre autres au manque de disponibilité des équipements d'imagerie RM en clinique. De plus, le temps élevé d'acquisition de ces images peut causer un malaise auprès de ces patients dû à leurs déformations. Donc, dans le cadre du projet de conception d'un simulateur, des images RM seront acquises pour un nombre restreint de patients afin de construire des modèles génériques. Ces modèles seront ensuite adaptés aux nouveaux patients en attente de traitement. Dans le cadre du projet du système de prédiction chirurgicale en cours, seules des patientes en attente de chirurgie et ayant une courbure thoracique droite seront considérées. Le projet global dont la présente thèse fait partie vise à construire huit modèles génériques appartenant à 4 catégories de patients. Les catégories seront séparées selon la maturité et l'indice de masse corporelle des patients. Il y aura donc 2 modèles génériques par catégorie, 2 catégories de maturité et 2 catégories d'indice de masse corporelle. Suite à la génération des modèles génériques, des modèles de nouveaux patients seront générés. La surface externe du tronc et les structures osseuses seront obtenues à partir des images TP et RX de ces patients, et les tissus mous seront obtenus en adaptant les images RM du modèle générique le plus semblable au patient en terme de maturité et d'indice

1. Subvention no. 225078, accordée par le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG).

de masse corporelle.

La présente thèse décrit une méthodologie pour obtenir un modèle 3D complet du tronc d'un patient scoliotique qui contient les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc du patient. Ce modèle est obtenu en fusionnant, par recalage multimodal, des images par résonance magnétique (IRM), de topographie de la surface (TP) ainsi que des reconstructions radiographiques (RX) de la colonne vertébrale. La méthode proposée permet de fournir un modèle 3D personnalisé du tronc de patients scoliotiques qui servira de support géométrique pour des simulateurs numériques de traitements orthopédiques.

1.2 Plan de la thèse

Les chapitres suivants proposent une méthodologie pour la fusion d'images RX, TP et RM afin de générer un modèle multimodal personnalisé du tronc d'un patient scoliotique. Le document est organisé comme suit : dans le chapitre 2, une revue des connaissances dans les domaines de l'imagerie médicale, du recalage et de la fusion multimodale d'images médicales est présentée. Le chapitre 3 décrit les hypothèses ainsi que les objectifs spécifiques du projet. Le chapitre 4 contient un article qui a été publié dans la revue *Computerized Medical Imaging and Graphics (CMIG)*. Cet article décrit une méthodologie pour recaler des vertèbres obtenues à partir des images RX et RM d'un même patient en se basant sur un modèle articulé. Le chapitre 5 contient un article qui est sous presse dans la revue *BMC Medical Imaging*. Cet article propose une méthodologie qui permet de fusionner des images RX, RM ainsi que TP du tronc complet de patients scoliotiques. Le chapitre 6 propose une méthodologie qui permet de compléter un modèle personnalisé du tronc d'un patient scoliotique à partir d'images RM d'un modèle générique, ceci à l'aide d'un recalage inter-patient. Dans le chapitre 7, nous présenterons une discussion générale portant sur les limites de la méthodologie et les résultats présentés dans cette thèse. Finalement, une conclusion qui résume les contributions de cette thèse et propose des recommandations de travaux futurs sera le sujet du chapitre 8.

CHAPITRE 2 : REVUE DE LITTÉRATURE

Le présent chapitre propose une revue de connaissances et de travaux antérieurs en lien avec le sujet de cette thèse, soit le développement d'un modèle géométrique complet du tronc d'un patient scoliotique qui incorpore les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc, à l'aide d'un recalage entre les images RM, RX et TP. Suite à une introduction sur la scoliose (section 2.1), la problématique du recalage d'images sera présentée et les étapes nécessaires pour un recalage d'images seront décrites dans la section 2.2. Les méthodes de recalage d'images sont détaillées dans la section 2.3. Les travaux antérieurs qui ont appliqué ces méthodes dans le domaine de recalage d'images médicales, particulièrement pour les images RM, RX et TP, feront aussi le sujet de cette dernière section. Suite à cela, une revue de connaissances sur le modèle articulé et ses utilisations courantes sera décrite dans la section 2.4. Ce modèle sera utilisé dans la méthodologie. La section 2.6 présente une synthèse du chapitre.

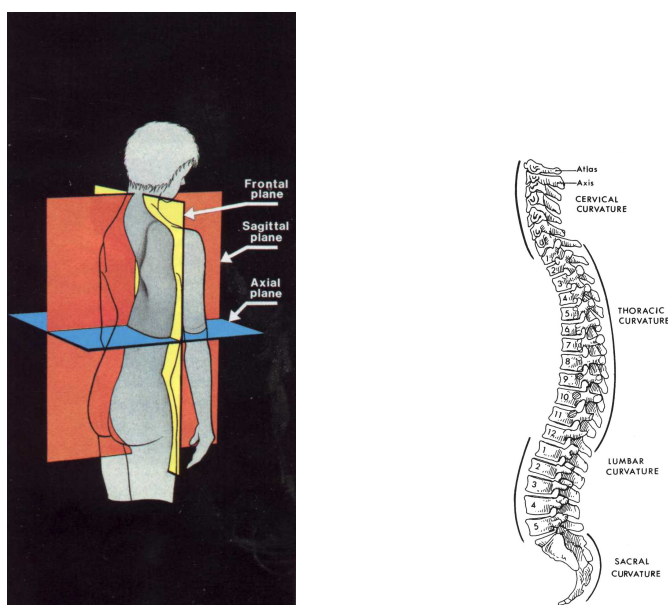
2.1 La scoliose

Comme mentionné dans l'introduction, la scoliose est caractérisée par une courbure complexe de la colonne vertébrale qui affecte aussi l'apparence externe du tronc. Plusieurs modalités d'imagerie médicale sont utilisées en clinique pour le diagnostic ainsi que le traitement de la scoliose. Dans cette section, une revue des connaissances portant sur la scoliose sera présentée.

2.1.1 Anatomie de la colonne vertébrale et la cage thoracique

La colonne vertébrale est une structure osseuse composée de 33 vertèbres reliées par des joints qui permettent l'articulation (flexion, extension et torsion). Les vertèbres sont séparées par des disques fibreux et cartilagineux qui servent de "coussins". La colonne contient des courbures de deux types : cyphotique ou concave (dans la direction ventrale), et lordotique ou convexe. Ces courbures servent à maintenir l'équilibre, la flexibilité, et à l'absorption ainsi que la distribution de stress. Nous pouvons voir ces courbures dans les trois plans : le plan frontal, le plan sagittal et le plan transversal (figure 2.10(a)).

La colonne vertébrale est séparée en quatre régions, chacune ayant une courbure naturelle (figure 2.10(b)). La région cervicale couvre la partie du cou, comporte sept vertèbres (C1-C7) et a une courbure lordotique. La région thoracique couvre la partie de la poitrine, comporte 12 vertèbres (T1-T12) et a une courbure cyphotique. La région lombaire couvre le bas du dos, comporte 5 ou 6 vertèbres (L1-L5), et a une courbure lordotique. La région sacrée couvre le bassin, comporte 5 vertèbres fusionnées (S1-S5) et a une courbure cyphotique. Finalement, le coccyx comporte 3 à 5



(a) Les plans dans l'espace tridimensionnel du patient.

(b) Image de la colonne vertébrale et ses régions.

Figure 2.1 Anatomie du tronc et de la colonne vertébrale.

vertèbres soudées. La cage thoracique est une partie du squelette qui est située dans la région thoracique. Elle consiste en 24 côtes, dont 12 de chaque côté. Les 7 premières côtes sont connectées au sternum, et les 3 suivantes sont interconnectées en avant par du cartilage. Les deux dernières sont flottantes puisqu'elles ne sont pas attachées en avant. L'espace entre les côtes s'appelle l'espace intercostal et contient des muscles, nerfs et artères.

2.1.2 Les déformations scoliotiques

Nous avons vu dans la section précédente que la colonne vertébrale contient deux courbures naturelles aux niveaux thoraciques et lombaires. La scoliose adolescente idiopathique se caractérise, entre autres, par une courbure tridimensionnelle complexe et prononcée de la colonne vertébrale. Il existe divers types de scolioses dépendamment de la localisation de la courbure [2]. Par exemple, une scoliose thoracique a une courbure accentuée au niveau des vertèbres thoraciques. La plupart des scolioses thoraciques sont du côté droit. Une scoliose lombaire a une courbure accentuée au niveau des vertèbres lombaires (plus souvent du côté gauche). Plusieurs scolioses contiennent deux courbures majeures, comme par exemple, une scoliose thoracique droite et lombaire gauche.

Présentement, les médecins se fient aux images radiographiques (RX) pour décider du traitement nécessaire puisque la colonne vertébrale d'un patient est visible sur cette modalité d'image. Afin d'obtenir un indice de courbure de la colonne vertébrale, L'angle de Cobb est calculé à partir

des images RX[10]. Cet angle est mesuré entre les points d'inflexion de la colonne sur les radiographies postéro-antérieures (vue de dos). Les lignes intersectées sont parallèles au plateau supérieur de la vertèbre supérieure et au plateau inférieur de la vertèbre inférieure et forment l'angle de Cobb (figure 2.2). Un patient ayant un angle de Cobb plus grand que 10 degrés est considéré comme étant scoliotique [4]. Des différences d'angle de Cobb plus élevées que 5° sont considérées significatives dans la pratique clinique, puisque les erreurs de mesure d'angle de Cobb à partir de radiographies sont en peu moins élevées que 5° [11].

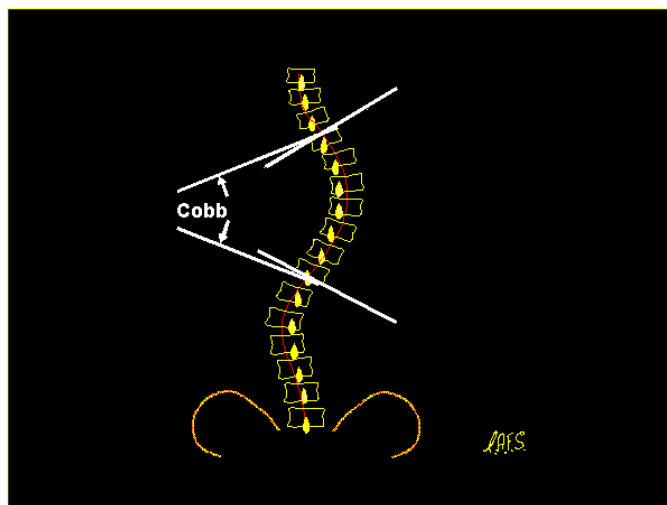


Figure 2.2 Exemple de mesure de l'angle de Cobb.

La planification du traitement dépend du type et de la sévérité de la courbure. En général, une correction par corset est utilisée si l'angle de Cobb varie entre 29 et 40 degrés. Lorsque la courbure de la colonne est très accentuée, ou l'angle de Cobb est plus grand que 40 degrés, une chirurgie peut être nécessaire. Il y a diverses stratégies chirurgicales. Une des stratégies consiste à fusionner les vertèbres par instrumentation (tel que des tiges et des vis) afin de redresser la colonne. Une radiographie est prise avant la chirurgie pour trouver les niveaux vertébraux à fusionner ainsi que le degré de correction nécessaire. Un exemple de chirurgie postérieure est illustré dans la figure 2.3. Des vis et crochets sont ancrés à la colonne et aux tiges qui servent à redresser la colonne. Une greffe osseuse (morceaux d'os provenant du même patient) permet la fusion entre les vertèbres. Le chirurgien se fie sur son intuition ainsi que son expérience personnelle provenant de chirurgies antérieures pour déterminer l'emplacement de l'instrumentation.

Puisque le traitement dépend de la courbure, il y a eu plusieurs tentatives de classifications des courbures scoliotiques afin de guider les chirurgiens dans leur planification du traitement. Ces classifications sont basées sur la courbure de la colonne vertébrale ainsi que sur la surface du tronc du patient. La classification la plus couramment utilisée en milieu clinique est celle de Lenke.

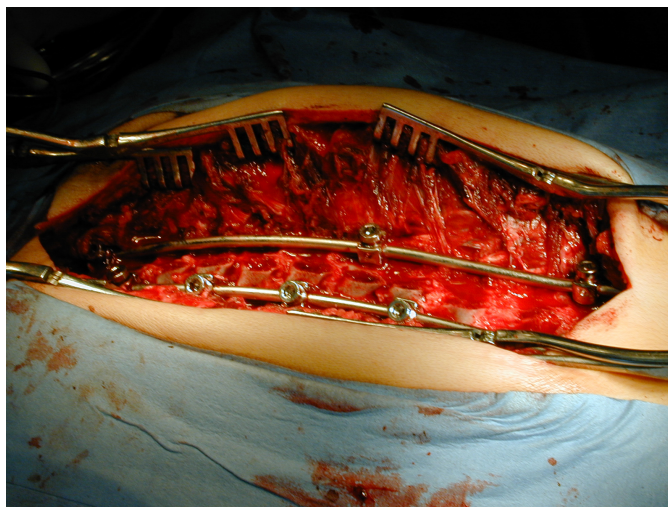


Figure 2.3 Instrumentation durant une chirurgie postérieure de scoliose. Les vis visibles sont attachées aux vertèbres. Des tiges courbées passent par les vis à chaque côté de la colonne.

Les chirurgiens se servent de cette classification afin de planifier la chirurgie, puisqu'elle permet une comparaison entre les nouveaux patients et les patients traités antérieurement. Cette classification est bidimensionnelle et dépend de la courbure de la colonne vertébrale en position debout ainsi qu'en flexion. Elle subdivise les courbures en 6 classes principales (figure 2.4) : principale thoracique (type 1), double thoracique (type 2), double majeure (type 3), triple majeure (type 4), thoraco-lombaire ou lombaire (type 5), thoraco-lombaire ou lombaire et principale thoracique (type 6). Une courbure est dite majeure si elle est caractérisée par l'angle de Cobb le plus élevé. Des sous-groupes se trouvent, dépendamment des types de courbures lombaires et du degré de la courbure thoracique. Les types de courbures lombaires se divisent en trois catégories dépendamment de la ligne vertébrale centrale sacrale (Central sacral vertebral line - CSVL - ou ligne centrale droite dessinée à partir du sacrum) : la catégorie A est définie par une CSVL se situant entre les pédicules, la catégorie B est définie par un CSVL qui touche les corps apicaux, et la catégorie C est définie par un CSVL médian.

Puisque la classification de Lenke est bidimensionnelle et les courbures scoliotiques sont tridimensionnelles, des classifications 3D ont été conçues. Ces classifications permettent de mieux capturer la complexité de la déformation du tronc complet causée par une scoliose. Une synthèse de ces travaux se trouve dans la thèse de Seoud [12]. Ces méthodes ne seront pas abordées ici puisqu'elles n'ont pas été utilisées dans les travaux de la présente thèse. Par contre, il est important de noter que ces classifications nécessitent des reconstructions de modèles de patients à partir de différentes modalités d'images médicales (comme par exemple les images TP). Ces différentes modalités nous offrent des informations complémentaires, et sont nécessaires pour la conception

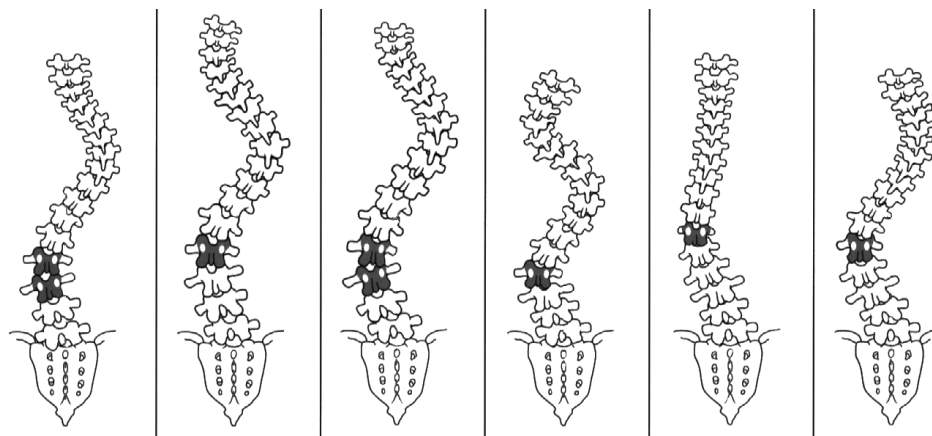


Figure 2.4 La classification Lenke pour les courbures scoliotiques de la colonne vertébrale. À l'extrême gauche se trouve le type 1, et à l'extrême droite se trouve le type 6.

du modèle géométrique du tronc complet.

2.1.3 Modalités d'imagerie utilisées

L'imagerie médicale est utile lors du diagnostic ainsi que lors de la planification du traitement de la scoliose. Par exemple, les radiographies sont utilisées pour le diagnostic, ainsi que pour l'évaluation du type de courbure de la colonne des patients. L'angle de Cobb est évalué à partir de ce type d'images. Les structures osseuses sont visibles à partir de ces images, mais la surface externe du tronc, ainsi que les tissus mous, ne sont pas identifiables. Pour pouvoir construire un modèle complet du tronc qui incorpore les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc, nous devons donc nous servir d'images additionnelles, soit les images RM et TP. Les images RM nous permettent de distinguer les tissus mous, et les images TP nous permettent d'avoir la surface externe du tronc du patient.

Les radiographies

Les radiographies permettent une bonne visibilité des structures osseuses, et servent pour visualiser la colonne vertébrale. Cette modalité est utile lors du diagnostic ainsi que lors de la planification du traitement, puisque l'angle de Cobb ainsi que le type de courbure scoliotique sont analysés à partir de la radiographie.

L'imagerie radiographique est une technique d'imagerie médicale où des rayons-X provenant d'une source passent à travers le patient et sont détectés du côté opposé du corps [13]. Ces rayons détectés forment l'image RX 2D du patient. Différents tissus du corps ont différents niveaux d'atténuation des rayons-X. Par conséquent, ces différents tissus ont des intensités différentes sur l'image

résultante. Par exemple, le niveau d'atténuation est élevé pour les structures osseuses comparative-ment aux structures anatomiques voisines. Ceci résulte en un niveau d'intensité élevée pour les os dans l'image RX. Donc, la colonne vertébrale et la cage thoracique peuvent être distinguées sur ce type d'images. Par contre, étant donné que ces images consistent en une projection du tronc dans un plan 2D, plusieurs organes figurant sur le même plan sont projetés au même endroit causant parfois une obstruction des structures osseuses. De plus, puisque la source RX cause des irradiations qui sont partiellement absorbées dans le corps, une acquisition fréquente de ces images augmente le risque de cancer chez les patients [14].

Afin de générer un modèle 3D de la colonne vertébrale, deux radiographies sont utilisées (figure 2.5) : une radiographie avec une vue latérale du tronc du patient et une radiographie avec une vue postéro antérieure (PA0). L'image PA0 est acquise avec le tube à rayons-X perpendiculaire au patient. Avant l'acquisition, des marqueurs radioopaques, visibles sur les images RX, sont placés sur la surface du tronc du patient. Ces marqueurs auront des correspondances avec des marqueurs placés sur les images TP de la surface du patient et donc serviront au recalage. Ces marqueurs surfaciques sont ensuite identifiés manuellement sur les radiographies et leur position dans l'espace 3D sera inférée.

Afin de générer une reconstruction 3D des vertèbres, des repères anatomiques sont identifiés manuellement à partir de toutes les vertèbres thoraciques et lombaires visibles sur les images RX. Ces repères sont placés sur les corps vertébraux ainsi que sur les pédicules (figure 2.6). Suite à cela, les coordonnées 3D de ces points sont obtenues à l'aide d'une méthode de reconstruction 3D à partir de stéréoradiographies ([15]). Le résultat de la reconstruction consiste en un ensemble de points 3D représentant la colonne vertébrale (6 points par vertèbre). Ces points obtenus sont ensuite utilisés afin de transformer un dictionnaire de vertèbres génériques jusqu'à l'espace du patient, ceci à l'aide d'une transformation non rigide (free-form deformation). Ce dictionnaire contient une représentation géométrique de la surface de toutes les vertèbres obtenues à partir d'un spécimen cadavérique. Un exemple de reconstruction à partir d'images RX est illustré par la figure 2.7.

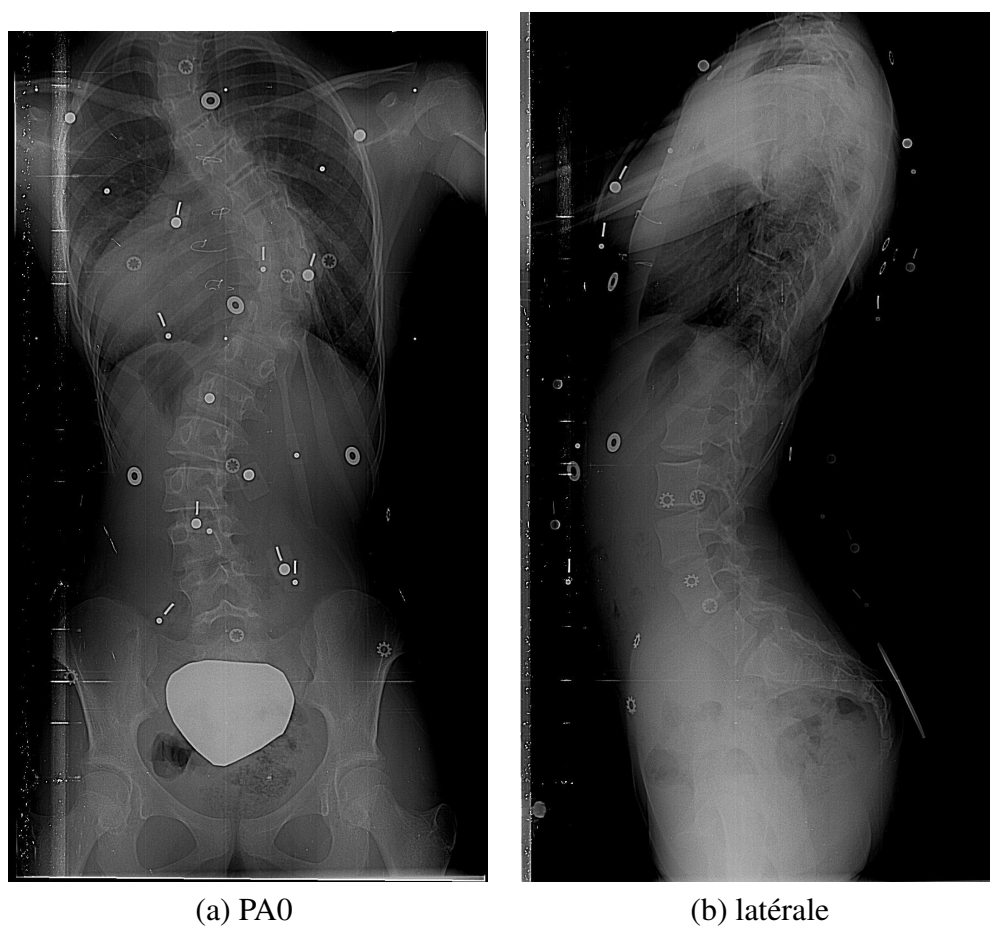


Figure 2.5 Images radiographiques postéro antérieures et latérales acquises pour la reconstruction 3D.

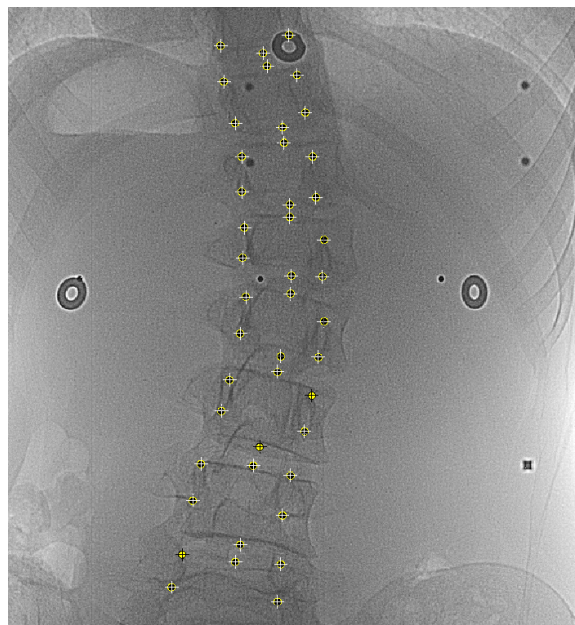


Figure 2.6 Repères anatomiques placés sur les vertèbres dans l'image radiographique. Une image additionnelle postéro-antérieure acquise à un angle de 20 degrés se trouve dans la figure. Celle-ci permet la reconstruction de la cage thoracique, étape qui n'est pas traitée au cours de la présente thèse.

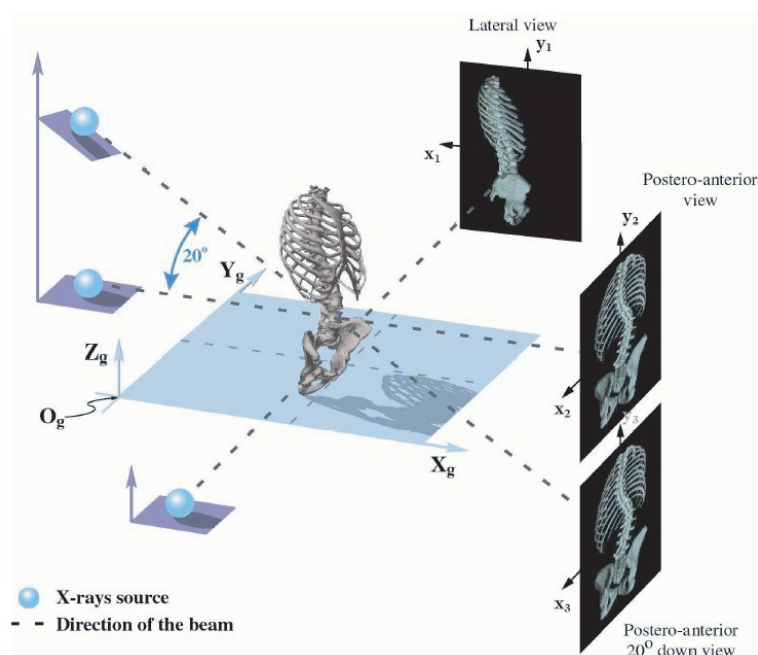


Figure 2.7 Reconstruction 3D de la colonne vertébrale et de la cage thoracique à partir de trois radiographies 2D.

Les images par résonance magnétique

Les images RM servent à visualiser les tissus mous, dont les muscles et les tissus adipeux, ainsi que les organes de façon plus précise que les radiographies. L'avantage de cette modalité (comparativement à une radiographie) est qu'elle est non-invasive et non-irradiante. De plus, on peut voir un excellent contraste entre les différents tissus mous, ce qui nous permet de les segmenter et de les différencier.

La technique d'imagerie par résonance magnétique est basée sur la résonance magnétique nucléaire, un phénomène qui se produit lorsque le noyau de certains atomes est émergé dans un champ magnétique statique et ensuite exposé à un champ magnétique oscillant [13]. La puissance avec laquelle ce phénomène se produit dépend d'une propriété du noyau qui s'appelle le "spin", qui est une forme de moment cinétique nucléaire. Dépendamment du spin, chaque proton a un moment angulaire, causant une précession autour de la direction du champ magnétique statique. Ensuite, l'application d'une radiofréquence faible à 90° permet aux protons de précesser de façon cohérente. La précession totale des protons est détectée en tant que voltage, ce qui est échantillonné afin de produire le signal d'image. Les atomes d'hydrogène ont la propriété de "spin". Donc, les molécules d'eau et de gras, qui sont composées d'atomes d'hydrogène, peuvent être détectées sur une image RM. Afin d'obtenir un volume d'images RM d'un patient, le patient est placé dans l'appareil d'imagerie RM entouré d'un tube qui contient l'aimant. Le tube se déplace, en prenant des sections à deux dimensions après chaque mouvement. La valeur d'intensité de chaque voxel (pixel à 3 dimensions) d'une section d'image est proportionnelle à la puissance du signal de résonance magnétique nucléaire.

La puissance du champ magnétique est mesurée en Tesla (T). Des champs magnétiques plus puissants causent un signal électrique plus puissant qui peut potentiellement se traduire en une meilleure résolution et de plus hauts ratios de signal/bruit et de contraste/bruit. Une valeur de puissance de 1.5T est typiquement utilisée en IRM de nos jours, mais les systèmes IRM de 3T deviennent de plus en plus courants [13].

Le contraste et l'intensité des images dépendent aussi des valeurs de paramètres d'acquisition (temps écho, temps répétition) et de la pondération de l'image. Le temps écho (TE) est défini comme l'intervalle entre la pulsation RF à 90° et l'échantillonnage du signal RM. Le temps répétition (TR) est l'intervalle entre deux pulsations RF à 90° . Les différents tissus du corps humain se caractérisent par des temps de relaxation différents suite à l'application d'une pulsation, est donc auraient sur les images des caractéristiques d'intensités qui diffèrent dépendamment des valeurs TR et TE. Par exemple, sur une image pondérée selon T1 (TR a une valeur basse), les tissus adipeux sont pâles, les os sont foncés, et les tissus mous ont une intensité modérée. La pondération T1 est la pondération de choix pour la distinction entre les structures anatomiques. Une image RM du tronc est illustrée dans la figure 2.9.



Figure 2.8 Appareil d'imagerie RM. Tirée de : Thivierge-Gaulin, D. "3D-2D Registration Based on Mesh-Derived Image Bisection", Masters thesis, École Polytechnique de Montréal, Canada, 2012. (Reproduit avec permission.)

À présent, des images RM sagittales de la colonne vertébrale et de la moelle épinière sont acquises en position couchée à l'hôpital Ste-Justine pour les patients scoliotiques qui sont en attente de chirurgie (Siemens Symphony system, 1.5 Tesla, TR/TE = 771/15, 704x704, 350 FOV). Ces images ont une résolution de 0.5mm par 0.5mm dans le plan sagittal, une épaisseur de 3mm, et une séparation de 3.6mm entre les tranches consécutives. La résolution et le champ de vision de ces images nous permettent de distinguer les vertèbres. Par contre, le champ de vision n'englobe pas les tissus mous du tronc. Le temps d'acquisition de ces images est environ de 3-4 minutes par séquence. Selon la sévérité de la courbure de la colonne, jusqu'à 3 séquences sont requises par patient, où chaque séquence couvre une partie de la colonne. Le temps d'acquisition total dans ce cas peut monter jusqu'à une demi-heure si on tient compte du temps de préparation et de repos entre les acquisitions.

Afin de pouvoir visualiser les tissus mous du tronc complet, nous avons besoin de séquences additionnelles dans le plan axial. Dans ce cas-ci, une augmentation du champ de vision aura deux effets possibles : soit l'augmentation du temps d'acquisition, soit la diminution de la résolution. Une augmentation du temps d'acquisition entraîne des malaises pour les patients, ces derniers souffrant déjà de maux de dos. De plus, l'augmentation du temps d'acquisition augmente la possibilité de mouvement des patients pendant l'acquisition, ce qui entraîne une dégradation de la qualité des images. En tant que compromis, la séquence axiale que nous avons jugée adéquate a une résolution de 1mm par 1mm dans le plan sagittal, une épaisseur de 2mm, et une séparation de 12mm entre

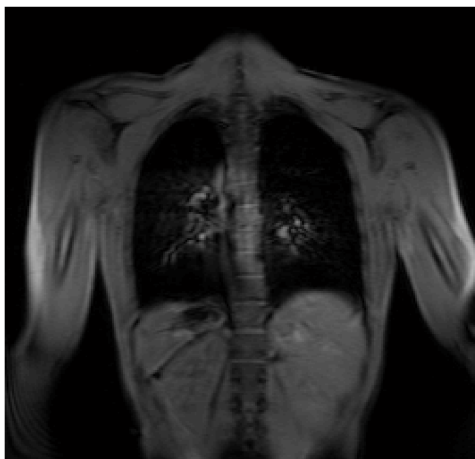


Figure 2.9 Exemple d'image RM du tronc.

les tranches consécutives (1.5 Tesla, TR/TE = 650/12, 704x704). Deux séquences sont nécessaires pour pouvoir obtenir des images pour le tronc complet. Le temps d'acquisition de chaque séquence est environ 5 minutes, et le temps total d'acquisition des images RM sagittales ainsi quaxiales peut remonter jusqu'à 50 minutes. Ce protocole englobe le tronc complet, a une résolution adéquate pour nos objectifs, et assure que les images sont acquises en un temps raisonnable pour maintenir le confort des patients.

Les systèmes d'acquisition d'images RM les plus couramment disponibles effectuent l'acquisition des images en position couchée. Par contre, il y a une différence significative entre la posture du patient en position couchée et debout. Ceci entraîne des déformations non-rigides dans les tissus entre l'acquisition des images RM et l'acquisition des images RX et TP, ces dernières étant acquises en position debout. Il existe des systèmes d'acquisition d'images RM en position assise et debout. Les systèmes d'acquisition en position debout sont d'intérêt particulier pour notre application. Fonar UPRIGHT MultiPosition MRI est un exemple d'un tel système (<http://www.fonar.com/standup.htm>). Ce système permet l'acquisition dans différentes postures (debout, assis, couché, flexion). Par contre, à présent ce système est coûteux et souffre d'un manque de puissance du champ magnétique.

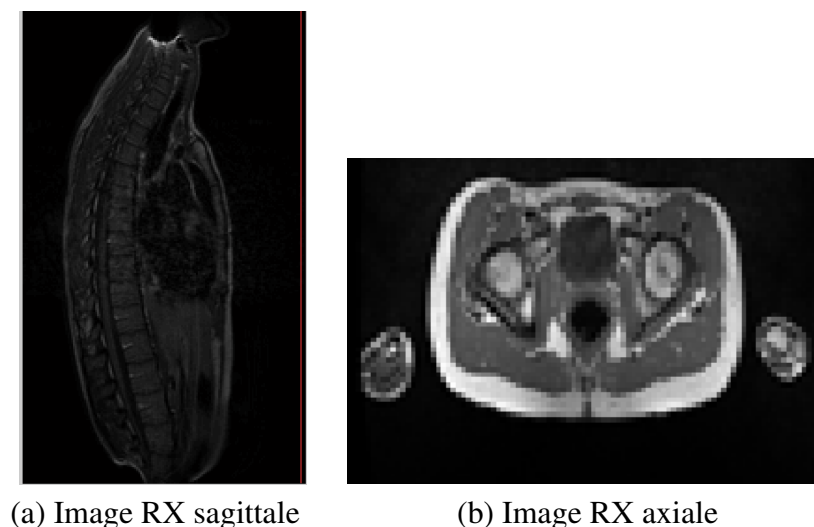


Figure 2.10 Images RM utilisées dans la présente thèse.

Les images de topographie de surface

Les images TP servent à visualiser la surface externe du tronc et nous permettent ainsi d'examiner les courbures externes du dos. Une image TP est composée de coordonnées 3D de points qui appartiennent à la surface du tronc du patient. Ces images sont numérisées à l'aide d'un système d'acquisition Inspeck (Creaform, inc., Lévis, Québec) et ont une résolution finale moyenne de 1.1mm [16]. L'avantage de ces images, comparativement aux images RX, est que leur acquisition ne cause pas des radiations ionisantes pour les patients. Par conséquent, les images TP peuvent être acquises plus fréquemment dans le cadre d'un suivi clinique, offrant ainsi un meilleur indice du progrès de la scoliose chez les patients.

Les images TP peuvent être utilisées afin d'observer et d'évaluer des manifestations de la scoliose sur l'apparence externe du patient, telle que la gibbosité, l'asymétrie des épaules, et l'asymétrie des omoplates [17]. Ces indices ne sont pas facilement calculés à partir des radiographies. L'asymétrie des épaules est définie par l'angle entre la ligne reliant les deux points situés sur les deux acromions et la ligne horizontale. L'asymétrie des omoplates est définie par l'angle entre la ligne passant par les deux points situés respectivement au niveau des angles inférieurs gauche et droit de l'omoplate et l'axe horizontal. L'asymétrie latérale est définie par le ratio entre la surface délimitée par la courbe mi-latérale gauche et l'axe des Y et la surface délimitée par la courbe mi-latérale droite et l'axe des Y. Afin de calculer les courbes mi-latérales, des sections sont générées à différents niveaux de hauteur à partir du nuage de points. Les gibbosités droite et gauche sur chaque section sont définies comme étant les extremums de la courbe de chaque section. La courbe

mi-latérale gauche est calculée en joignant les maximums du côté gauche, et la même chose est effectuée du côté droit.

Étant donné que nous pouvons obtenir des images TP de manière plus fréquente que les radiographies, il serait avantageux de pouvoir remplacer les indices tirés à partir des radiographies par ceux obtenus à partir des images TP. En effet, des travaux en cours visent la prédiction du type de la courbure scoliotique à partir de ces images. Ces travaux ont pour but de compléter ou même de remplacer l'information acquise à partir des radiographies irradiantes afin d'évaluer le progrès des courbures de la colonne vertébrale chez les patients scoliotiques [12]. Dans la thèse de Seoud, un nouvel indice tridimensionnel a été développé, ceci visant l'obtention d'un meilleur aperçu des déformations scoliotiques cosmétiques, celles-ci étant la préoccupation principale des patients en clinique.

Afin d'obtenir la reconstruction de la surface du tronc complet, quatre numériseurs sont activés, un à la suite de l'autre et chacun produisant une image d'une vue différente selon leur configuration (figure 2.11). Pour chacune des vues, une frange est projetée sur la surface de l'objet et l'image est acquise. Ce processus est répété plusieurs fois avec un décalage de phase. Les quatre vues sont ensuite fusionnées à l'aide du logiciel EM (Creaform, inc.). Afin de calibrer le système, une toile de référence est numérisée par les quatre numériseurs. Sur la toile, un système de coordonnées est tracé, permettant ainsi le calcul des matrices de transformations entre les quatre vues. Suite à l'application des transformations, une interpolation se fait entre les vues afin de compenser pour les données manquantes. La texture est acquise à l'aide d'une image sans la projection des franges.

Avant d'acquérir des images TP pour un patient, des collants verts d'un rayon de 2.5mm en x et en y sont placés à la même position que les marqueurs radio-opaques utilisés pour les radiographies [18]. Ces collants sont visibles sur la texture des images TP après la reconstruction. Suite à la reconstruction, les marqueurs sont identifiés manuellement sur la texture de chacune des 4 vues du tronc à l'aide du logiciel Koala, un logiciel qui a été développé au sein du laboratoire LIV4D (figure 2.12). Leur position 3D est ensuite extraite en appliquant une fonction de sélection sur le modèle géométrique 3D. Un exemple d'une image TP d'un tronc humain se trouve dans la figure 2.13.

Le processus de reconstruction de la surface à partir des images numérisées nécessite plusieurs interventions manuelles [19]. Par conséquent, les reconstructions prennent un temps considérable et souffrent d'un manque de reproductibilité. Dans le mémoire de Chihab [19], une méthode de reconstruction automatique a été proposée, celle-ci ayant pour but de diminuer le temps nécessaire à la reconstruction ainsi que d'augmenter la reproductibilité. Ce travail a réduit le temps de reconstruction à environ une minute au lieu de 21 minutes avec la méthode de InSpeck. Puisque la méthode de Chihab est complètement automatique, la reproductibilité est assurée. Ceci est une amélioration comparativement à des erreurs de reproductibilité variant entre 0 et 10mm avec la

méthode Inspeck. Puisque ces travaux ont été exécutés récemment, ils n'ont pas été utilisés dans les travaux de la présente thèse.



Figure 2.11 Système d'acquisition Inspeck. Quatre caméras selon différentes vues sont utilisées pour générer la topographie de surface du tronc.

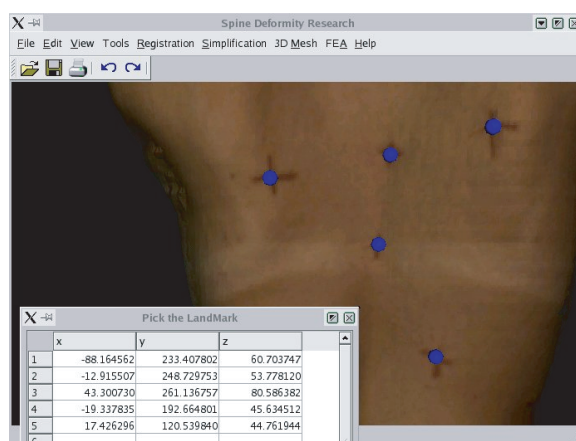


Figure 2.12 Marqueurs identifiés manuellement sur le tronc d'un patient à l'aide du logiciel Koala.



Figure 2.13 Reconstruction du tronc à partir de quatre surfaces numérisées.

2.2 Méthodes de recalage d'images médicales

Le recalage est le processus d'aligner des images d'une scène provenant de différentes vues ou capteurs, ou même des images acquises à des moments différents [1]. Le recalage est une étape prérequis dans divers domaines. Par exemple, dans le domaine de la surveillance, le recalage peut servir pour comparer des images obtenues à partir de caméras de sécurité acquise au même endroit, mais à des moments différents. Ceci permet d'observer des changements temporels dans les images qui peuvent être dus à la présence d'intrus. Dans le domaine de la robotique, le recalage permet de fusionner des images acquises dans des vues différentes afin de permettre une meilleure reconnaissance de forme d'objets dans une scène. Il existe aussi plusieurs applications du recalage dans le domaine de l'imagerie médicale. Par exemple, des images préopératoires peuvent être recalées avec des images intraopératoires du même patient afin d'obtenir un aperçu des changements subits aux structures anatomiques durant la chirurgie. Ce recalage est utile lors des opérations du cerveau par exemple, puisque le cerveau se déforme de façon non-rigide suite à l'ouverture du crâne (ou de la dura en particulier). Dans ce cas, des images RM préopératoires, ces dernières montrant les structures anatomiques avec un bon contraste, sont recalées avec des images ultrason intraopératoires, ces dernières bénéficiant d'un emplacement mis à jour de la pathologie. Le recalage est aussi utilisé pour comparer les images médicales longitudinales d'un patient, soit acquises, à différents intervalles de temps, pour évaluer l'évolution de l'effet d'un traitement. Par exemple, des images RM d'un même patient souffrant de sclérose en plaques sont acquises à des intervalles de quelques mois, afin de vérifier l'effet du médicament sur la grandeur et la quantité des lésions dans le cerveau. Finalement, le recalage sert pour fusionner de l'information provenant de différents types ou modalités d'images médicales. Par exemple, la figure 2.14 contient deux images de la même rétine ayant des caractéristiques d'intensités différentes et donnant de l'information complémentaire. En haut à gauche se trouve une image de couleur et plus bas, une image angiographique. Ces images ont été acquises à des moments et avec des capteurs différents. On peut voir que les veines ne se trouvent pas dans la même position dans les deux images, et qu'il y a donc en fait une translation et une rotation entre ces deux images. L'image de droite contient les deux images suite à un algorithme par recalage.

Le recalage peut être effectué en utilisant des relations entre les intensités des pixels ou voxels des images, ou en se servant de primitives ou de points de repère correspondants extraits à partir des deux images à recaler [20]. Le choix de primitives correspondantes optimales dépend des modalités d'images à recaler, ainsi que des objets présents dans les images. Par exemple, le pixel p dans la figure 2.15 correspond par son intensité au pixel q de l'image de droite. Il existe une fonction qui peut transformer l'intensité du pixel p jusqu'à celle du pixel q . S'il n'existe pas de fonction reliant les valeurs d'intensités des deux images à recaler, le recalage peut être effectué à l'aide de

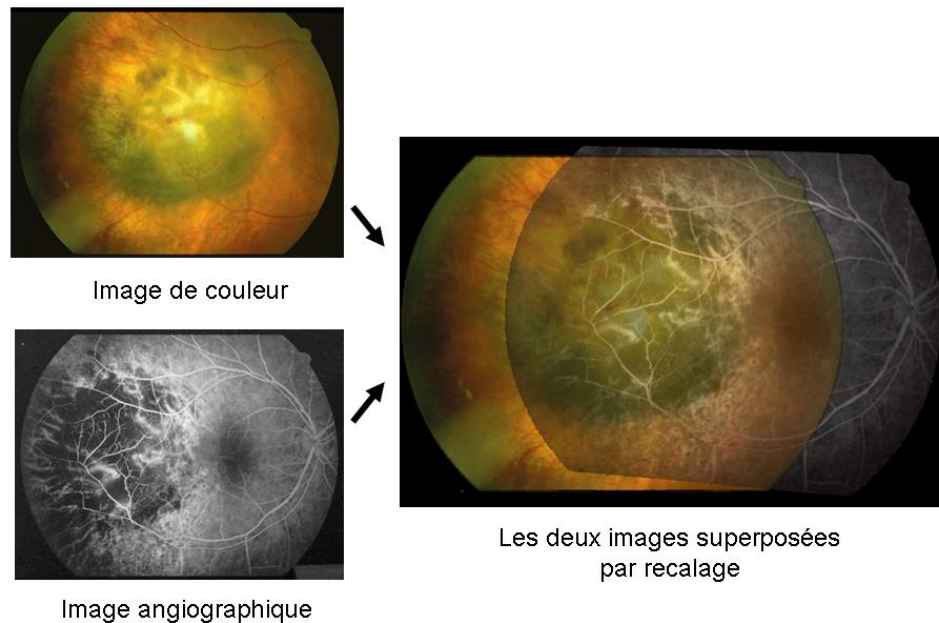


Figure 2.14 Exemple de recalage de deux images d'une même rétine acquises avec différents capteurs. Une image de couleur et une image angiographique sont mises dans le même espace à l'aide d'un recalage (à droite). Tirée de C. Stewart, L. Ibanez, " CSci 6971 : Image Registration, Lecture 1 : Introduction", disponible : <http://www.cs.rpi.edu/academics/courses/spring04/imagereg/lecture01.ppt>. Reproduit avec permission.

primitives de plus haut niveau [20]. Ces primitives doivent d'abord être extraites à partir des images à recaler et une correspondance entre les primitives des différentes images doit être effectuée. Par exemple, nous trouvons dans la figure 2.16 deux images angiographiques d'artères coronaires. Les points jaunes sont des correspondances entre les deux images. Ceux-ci sont des points candidats pour être classifiés comme points de bifurcation, et obtenus à l'aide de techniques de traitement d'images. L'alignement entre les deux images est effectué à l'aide de primitives correspondantes extraites à partir des deux images au lieu des pixels. Ces deux classes de techniques de recalage seront décrites avec plus de détails dans les sections qui suivent.

Considérons que les deux images à recaler : l'image source (A), et l'image cible (B). Nous présumons que nous pouvons obtenir l'image B à partir d'une transformation effectuée à l'image A . Donc, il existe une transformation T de telle sorte que

$$T(A) = B. \quad (2.1)$$

La problématique de recalage consiste à résoudre l'équation inverse, soit de trouver la transformation T . Dans le domaine de la vision par ordinateur, les problèmes qui nécessitent le recalage

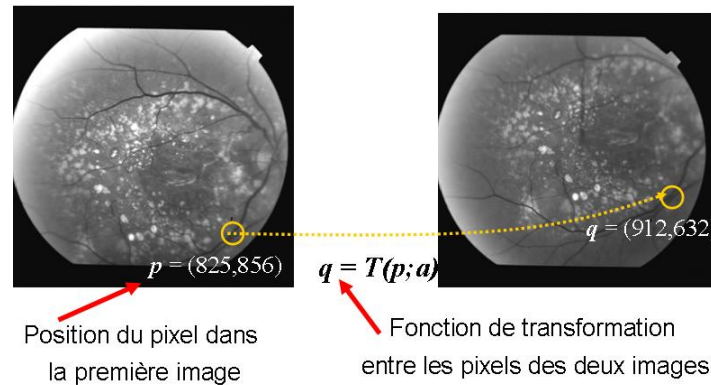


Figure 2.15 Correspondance de pixels entre deux images angiographiques de la rétine à recaler. Tirée de C. Stewart, L. Ibanez, " CSci 6971 : Image Registration, Lecture 1 : Introduction", disponible : <http://www.cs.rpi.edu/academics/courses/spring04/imagereg/lecture01.ppt>. Reproduit avec permission.

d'images sont normalement des problèmes inverses mal posés. Ceci est dû au fait qu'une solution unique au problème de recalage n'existe pas toujours, et que la solution peut souffrir d'un manque de stabilité [20]. Par exemple, nous ne pouvons trouver une fonction exacte qui peut transformer une image RM d'un patient jusqu'à l'espace d'une image ultrason du même patient. Ceci est dû au mouvement qui se produit entre l'acquisition des deux images, ainsi qu'au fait que les mêmes structures anatomiques ne sont pas visibles sur les deux modalités. Or, une transformation entre les deux images doit être approximée à l'aide des correspondances dans les deux images. Des composantes sont ajoutées à la transformation afin de s'assurer que la transformation existe et est unique. Celles-ci consistent en une composante de contrainte sur la transformation, et une composante de régularisation, cette dernière minimisant les transformations non désirées.

Différents types de transformations peuvent être appliqués dépendamment de la problématique, telle que des transformations rigides (rotation et translation), affines (rotation, translation et mise à l'échelle), et non-rigides (non-linéaires) [20]. Les transformations peuvent aussi être appliquées de 2D à 2D (dans le cas de deux photos d'une même scène par exemple), de 3D à 3D (dans le cas de deux volumes d'IRM), ou de 3D à 2D (dans le cas d'une projection RX avec un volume d'images RM). Dans les cas d'une transformation paramétrique, les paramètres sont approximés par un processus d'optimisation sur les mesures de similarité.

Le processus de recalage fait face à plusieurs difficultés qui varient selon l'application. Par exemple, le temps de calcul nécessaire pour le recalage peut-être problématique dans certains contextes, tel que le recalage des images multimodales lors d'une chirurgie, où un temps presque réel est essentiel. La mémoire vive requise afin d'aboutir à une solution peut aussi être une contrainte,

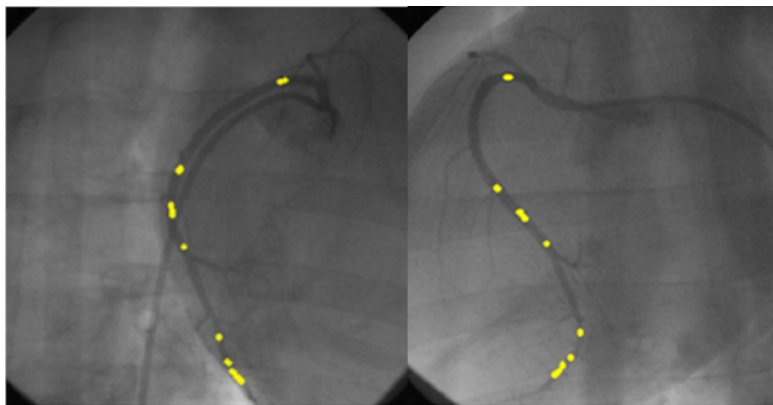


Figure 2.16 Correspondance d'attributs entre deux images angiographiques d'artères coronaires. Les attributs sont des candidats pour être classifiés comme points de bifurcation (points en jaune). Tirée de P. Fallavollita, "3D reconstruction of coronary arteries from angiographic sequences for interventional assistance.", PhD thesis, École Polytechnique de Montréal, Canada, 2008. Reproduit avec permission.)

surtout de nos jours, où des applications mobiles et sur réseau deviennent de plus en plus populaires [21]. La précision du modèle de transformation utilisé peut être parfois insuffisante pour l'application. De plus, différentes modalités d'images à recaler peuvent manquer des correspondances entre elles, ce qui entraîne un besoin de mesures de similarités plus sophistiquées. La réconciliation entre les déformations locales et globales entre les images à recaler peut aussi être problématique, puisque des transformations à plusieurs échelles peuvent exister entre les images à recaler.

Afin de surmonter ces problèmes, différentes solutions possibles ont été proposées dans différents contextes. Chacune des étapes du recalage, ainsi que les méthodes existantes pour résoudre chacune des étapes, sera décrite ci-dessous.

2.2.1 Extraction de primitives correspondantes

Comme mentionné dans la section précédente, le recalage peut s'effectuer en utilisant des primitives correspondantes dans les deux images ainsi servant de points de repère. Ces primitives sont des éléments, qui peuvent être des pixels ou bien des entités plus complexes (par exemple une forme géométrique), et qui peuvent être repérés dans toutes les images à impliquer dans le recalage. La correspondance entre les primitives des deux images à recaler sera utilisée pour calculer la transformation qui amènera la première image dans l'espace de la deuxième. Idéalement, les primitives correspondantes doivent être locales, invariantes aux transformations qui existent entre les images à recaler, distinctes, suffisantes pour pouvoir calculer la transformation, et précises afin d'obtenir une transformation précise. Dans ce document, les primitives correspondantes seront aussi appelées des points de repère, des points de correspondance ou des repères anatomiques, même si un point occupe plus d'un pixel.

La méthode la plus facile qui nous permet d'obtenir des primitives consiste à les extraire manuellement à partir des images. Par exemple, sur des images de visages humains, le centre des pupilles des yeux peut être repéré manuellement. Par contre, cette méthode d'extraction peut entraîner des inexactitudes dans la localisation des points et donc amènera à un recalage moins précis.

Les contours d'objets sont utilisés comme repères entre des images. Il s'agit d'appliquer des algorithmes de détection de contours aux images à recaler, et ensuite de faire une correspondance entre les contours des images afin de calculer la transformation. Par exemple, Pop et al. [22] montrent un exemple de recalage entre des images RX d'un fémur acquises durant une opération et un modèle tridimensionnel préopératoire du fémur. Ce recalage permet d'utiliser les données peropératoires afin de mettre à jour le modèle tridimensionnel préopératoire. À ces fins, la silhouette du fémur dans l'image RX et l'image du modèle est détectée. Cette silhouette sert de correspondance entre les deux images. Le squelette des objets peut aussi être utilisé comme repère entre les images [23]. Le squelette d'un objet est un regroupement de lignes médianes au centre de l'objet, et est une signature unique à l'objet. Le calcul des squelettes est par contre sensible au bruit et est encore un sujet de recherche ouvert. Les repères invariants sont très populaires, à cause de leur habilité d'être extraits à partir des images suite à l'application de transformations. Par exemple, il existe des repères qui sont invariants à la rotation et à la translation. Ces repères peuvent être distingués dans les images même si une combinaison de translations et de rotations a été effectuée sur une des images. Des exemples de ces types de repères sont la courbure d'objets, où la valeur absolue de la courbure principale peut être utilisée, ou bien les coins. Les détecteurs de coins sont très populaires et aussi invariants à la rotation. Deux détecteurs de coins sont couramment utilisés. Le détecteur Hessien par exemple obtient les repères en calculant le déterminant du Hessien [24]. Le détecteur de coins Harris [25], qui calcule les repères en calculant le carré des dérivés des images, en appliquant un filtre gaussien, et en calculant le déterminant et la trace.

Des extensions des méthodes de Harris et Hessian sont les Harris Laplace (des coins Harris à plusieurs échelles), Harris Affine (initialisation avec Harris Laplace et la forme est estimée en utilisant la matrice de moments du deuxième ordre). Ces méthodes détectent des régions ainsi que des coins. Ces méthodes sont moins précises que celles mentionnées ci-haut, donc sont moins pratiques pour le recalage.

Des repères qui sont invariants à la rotation et à la mise en échelle ont été introduits par Lowe [26]. Ceux-ci sont obtenus par un flou gaussien progressif. Des images à plusieurs échelles sont construites, où chaque image $L(x, y, k\sigma)$ est obtenue à partir d'un flou gaussien de l'image $I(x, y)$ de l'échelle précédente. Ensuite, chaque image à une échelle précise i est soustraite de l'image de l'échelle inférieure j ce qui produit une image de différences de gaussiennes $D(x, y, \sigma)$ calculée de la façon suivante :

$$D(x, y, \sigma) = L(x, y, k_i \sigma) - L(x, y, k_j \sigma). \quad (2.2)$$

Cette image de différence agit comme un filtre bande passante qui maintient un intervalle spécifique de fréquences de l'image originale, dépendamment de l'échelle. Ensuite, les points extrêmes sont calculés à travers l'espace des différentes échelles en comparant chaque pixel à ses voisins. Ces points ont un bon contraste comparativement aux voisins. Des points clés sont choisis à partir de ces extrêmes, et les points qui ont un faible contraste sont éliminés. Un histogramme de gradients de directions est ensuite calculé à partir des valeurs d'intensité des points clés, et les points clés sont représentés par un vecteur de 128 éléments. L'avantage de la méthode de Lowe est qu'elle est simple et rapide et est plus efficace dans la détection des blobs (un blob est une région de l'image dont les pixels ont une cohérence).

Suite à l'extraction des points de repère à partir des différentes images à recaler, une mise en correspondance entre les points des différentes images doit être effectuée. Par exemple, s'il s'agit d'un recalage entre des images RM et RX, il s'agit de correspondre les points extraits à partir des images RM à ceux extraits à partir des images RX. Plusieurs méthodes existent à ces fins, dont une est la méthode "iterative closest point" (ICP) [27]. Cette méthode cherche à minimiser la distance entre deux nuages de points. La première étape qui consiste à trouver une correspondance initiale entre les points se fait en trouvant le voisin le plus proche de ce point. Ensuite, la moyenne carrée de la distance entre les points correspondants est calculée, et cette moyenne est utilisée pour approximer les paramètres de la transformation entre les deux nuages de points. La transformation est ensuite appliquée aux points. Les étapes sont répétées jusqu'à ce que les correspondances ne varient plus.

Dans le cas des images que nous désirons recaler (RM, RX, TP), il y a un manque de repères correspondants : les images TP ne représentent que la surface externe du tronc, et donc ne contiennent aucune information sur la colonne vertébrale ni sur les tissus mous. Par contre, les reconstructions

obtenues à partir des images RX ne représentent que la colonne vertébrale, et ne contiennent aucune information sur la surface du tronc. Donc, il y a aucune correspondance entre les images TP et RX. Finalement, les vertèbres sont visibles à partir des images RM. Par contre, ces images ont une résolution plus basse que les images RX, et ont particulièrement un grand espacement entre les tranches axiales consécutives. Par conséquent, ces images ont une moins bonne représentation de la colonne vertébrale. Les images RM sagittales offrent une meilleure représentation de la colonne vertébrale comparativement aux images axiales, et permettent de distinguer les corps vertébraux. Une correspondance par valeurs d'intensité ne peut se faire présentement entre les images RM et RX, puisque aucune fonction n'existe à présent qui relie les valeurs d'intensités de ces deux modalités d'images. Pour ce qui est de correspondance entre les images TP et RM, les contours du tronc sont visibles à partir des images RM, mais la grande distance entre les tranches consécutives fait en sorte qu'une représentation lisse de la surface du tronc à partir des tranches RM ne peut être obtenue. Ce manque de correspondances rend le processus de recalage plus difficile.

Pour trouver la transformation entre les images, nous avons besoin de spécifier la fonction qui sert à approximer la transformation, la mesure de similarité utilisée entre les images, et la méthode d'optimisation. Toutes ces composantes seront décrites ci-dessous.

2.2.2 Les mesures de similarité

Les mesures de similarité entre les images sont des métriques qui ont pour but de quantifier le niveau de ressemblance entre l'image cible et l'image recalée. Dans ce contexte, la tâche de recalage consiste à maximiser la similarité, ou à minimiser la fonction de coût, entre l'image cible et l'image source suite au recalage. Ces niveaux de ressemblances entre les images peuvent être obtenues par des fonctions simples ou complexes extraites à partir des intensités des images. Le recalage d'images multimodales nécessite des mesures plus sophistiquées que dans le cas du recalage d'images de la même modalité. Ceci est causé par le fait que la relation entre les intensités des images de différentes modalités est souvent compliquée. Plusieurs mesures de similarité se servant d'intensités ont déjà été utilisées afin d'aligner des images. Ces mesures sont détaillées dans [20] et seront décrites ci-dessous.

Par exemple, la somme des distances carrées (SSD) est une fonction de coût qui compare la valeur d'intensité de chacun des pixels des deux images par soustraction. Pour chaque pixel, la valeur d'intensité de chaque pixel de l'image recalée est soustraite de celle de l'image cible. Ensuite, le carré des différences est sommé pour tous les pixels. Si l'intensité de l'image A au voxel i_A est définie par $A(i_A)$ et l'intensité de l'image B au voxel i_A est définie par $B(i_A)$, et pour N voxels (i) dans les images :

$$SSD = \frac{1}{N} \sum_{i_A} |A(i_A) - B^T(i_A)|^2. \quad (2.3)$$

Cette fonction est adéquate seulement si les deux images diffèrent uniquement par un bruit gaussien, ce qui n'est pas le cas pour beaucoup d'applications. Par conséquent, cette mesure n'est pas adéquate pour le recalage multimodal d'images. De plus, cette mesure est sensible à la présence de pixels qui ont des valeurs d'intensité aberrantes de la distribution d'intensité normale de l'image. L'omission du carré dans l'équation réduit cette sensibilité. L'équation résultante est définie en tant que la somme des différences absolues (SAD) :

$$SAD = \frac{1}{N} \sum_{i_A} |A(i_A) - B^T(i_A)|. \quad (2.4)$$

Le coefficient de corrélation (normalisée) est une mesure de similarité qui mesure la corrélation entre les intensités des pixels des deux images lorsqu'elles sont alignées. Le coefficient de corrélation normalisé (CC) est défini par la formule suivante :

$$CC = \frac{\sum_{i_A} (A(i_A) - \bar{A})(B^T(i_A) - \bar{B})}{\sqrt{\sum_{i_A} (A(i_A) - \bar{A})^2 (B^T(i_A) - \bar{B})^2}}. \quad (2.5)$$

Cette mesure populaire présume une fonction linéaire entre les intensités des deux images. Donc si la fonction reliant les deux images est linéaire, le coefficient de corrélation est la mesure optimale. Une mesure semblable au CC est l'algorithme de détection de similarité séquentielle (sequential similarity detection algorithm). Celle-ci calcule la somme des différences absolues des intensités des images pour une paire de sous-parties des images. Si la somme excède un seuil, la paire est rejetée et de nouveaux candidats sont choisis. Cette mesure est plus simple, mais moins précise que le coefficient de corrélation.

Les méthodes qui sont basées sur le calcul des ratios ont plus de succès dans le recalage multimodal d'images. La mesure du ratio de l'uniformité de l'image (ratio image uniformity) calcule le ratio entre les intensités des deux images normalisées par la somme des voxels. L'uniformité de l'intensité partitionnée (partitioned intensity uniformity) cherche à maximiser l'uniformité entre les correspondances d'intensité des deux images.

Les mesures basées sur la théorie de l'information sont très populaires surtout pour le recalage d'images multimodales. Par exemple, l'entropie jointe des images, qui est une mesure d'énergie, est plus élevée si les deux images après recalage ne dépendent pas l'une de l'autre, et donc ne sont pas similaires. C'est-à-dire, on ne peut pas prédire les intensités d'une image avec les intensités de l'autre. L'entropie jointe est calculée de la façon suivante :

$$H(A, B) = \sum_a \sum_b p_{a,b}^T \cdot \log(p_{a,b}^T). \quad (2.6)$$

Le problème est que les valeurs obtenues avec cette mesure dépendent du domaine de transformation. L'information mutuelle par contre se trouve à être une mesure de similarité qui est plus adéquate. Cette mesure tient compte du volume de chevauchement de chaque image, ainsi que de l'information combinée des deux images.

$$I(A, B) = H(A) - H(A|B) = H(B) - H(B|A). \quad (2.7)$$

Le but est de trouver la transformation qui maximise l'information mutuelle, donc qui maximise l'information qu'une image peut contribuer à l'autre. C'est à dire, si l'entropie de l'image B est beaucoup plus élevée que celle de $H(B|A)$, cela veut dire que la contribution de l'image A a diminué l'ambiguïté de l'image B. Par conséquent, la valeur de $I(A, B)$ diminue.

Lorsque des primitives sont utilisées pour le recalage d'images, des mesures de similarité qui se basent sur la distance entre les primitives peuvent être utilisées au lieu de celles basées sur les valeurs d'intensité. Dans ce contexte, le but est de minimiser la distance entre les primitives correspondantes extraites à partir des deux images. Un exemple de telle mesure est la somme des distances carrées. Cette mesure est définie comme le carré de la distance Euclidienne entre les points de repère correspondants des deux images. L'erreur moyenne quadratique, une variation de la mesure de la somme des distances carrées, mais qui calcule la moyenne au lieu de la somme, peut aussi être utilisée comme mesure de similarité entre les points.

Différentes mesures de similarité ont été utilisées afin d'optimiser la correspondance entre les modalités d'images que nous désirons recalculer : soit les images RM, RX, et TP. L'information mutuelle est la mesure de similarité la plus populaire. Cette dernière a été utilisée dans plusieurs travaux. Okker et al. [28] se servent de l'information mutuelle pour recalculer rigidement des images RM et tomographiques de la partie lombaire de la colonne vertébrale d'un cochon. Van De Kraats et al. [29] se servent de l'information mutuelle afin de recalculer des images RM et RX de la colonne d'un spécimen cadavérique. Yangqiu et al. [30] effectuent un recalage entre des images RM et tomographiques de la partie cervicale de la colonne en utilisant une méthode multi rigide. Chaque vertèbre est recalculée rigidement en se servant de l'information mutuelle. Ensuite, les valeurs d'intensité obtenues à partir des deux modalités d'images mélangées afin de créer une image fusionnée hybride. Ceci permet d'obtenir une image hybride pour les tissus restants qui ressemble aux images CT-myélographie ce qui permet d'éviter l'acquisition de ces images qui sont invasives de nature. Les tissus mous n'ont pas été recalculés.

Même si l'information mutuelle est une mesure de similarité populaire et efficace, le calcul de l'information mutuelle nécessite des données à base d'intensités, comme mentionné dans la

section 2.2.2. Par contre, nous ne pouvons pas nous servir des données d'intensité pour faire la correspondance entre les modalités d'images TP et RX puisque, entre autres, les mêmes structures anatomiques ne sont pas visibles dans les deux modalités. Pour cette raison, nous devons trouver des mesures de similarité plus adéquates pour notre problématique.

2.2.3 Optimisation

Afin de trouver la transformation optimale pour le recalage, c'est-à-dire les paramètres de la transformation qui maximise la mesure de similarité, des méthodes d'optimisation sont nécessaires [1]. La complexité de l'optimisation dépend du nombre de paramètres présents dans la transformation. Lorsque le nombre de paramètres est moins élevé (comme dans le cas d'une translation seulement), une recherche plus exhaustive est possible. Par contre, lorsque le nombre de paramètres augmente (comme dans le cas d'une transformation affine), des méthodes plus sophistiquées sont nécessaires. Les méthodes d'optimisation peuvent être locales ou globales. Les méthodes locales ont tendance à trouver un extremum local dans l'espace de la mesure de similarité, tandis que les méthodes globales cherchent à trouver un extremum sur tout l'espace de la mesure de similarité. Différentes méthodes d'optimisation seront brièvement décrites ci-dessous.

La méthode de descente de gradient (gradient descent) est une méthode d'optimisation locale qui cherche à minimiser une fonction de la façon suivante : un point de départ est choisi et, à chaque itération, le gradient de la fonction est calculé à ce point. Le prochain point à sélectionner est proportionnel au négatif du gradient. La grandeur du pas à chaque étape dépend d'un facteur qui multiplie le négatif du gradient. Le résultat final obtenu dépend du point de départ. Dans le cas de la méthode de descente de gradient, la fonction de coût est obtenue à partir de toutes les données disponibles (c'est-à-dire à partir de tous les pixels de l'image dans le cas de l'optimisation des mesures basées sur les intensités). Une modification stochastique à la méthode de descente de gradient approxime le gradient après calcul de la fonction de coût chaque échantillon. Cette modification a pour but d'accélérer le processus d'optimisation.

La méthode de Newton est aussi une méthode locale. Le minimum local est la racine de la dérivée de la fonction. On trouve le x^* optimal en faisant l'expansion de Taylor :

$$f(x + \delta x) = f(x) + f'(x)\delta x + 1/2 f''(x)\delta x^2. \quad (2.8)$$

Cette fonction est minimisée lorsque δx satisfait l'équation suivante :

$$f'(x) + f''(x)\delta x = 0. \quad (2.9)$$

Donc, la séquence qui converge vers x^* est la suivante :

$$x_{n+1} = x_n - \frac{f'(x_n)}{f''(x_n)}, n > 0. \quad (2.10)$$

Cette méthode converge plus rapidement que la descente du gradient. Une amélioration peut se faire à la méthode de Newton en utilisant des dérivées secondes. Ceci est la cas de la méthode numérique d'optimisation Gauss-Newton. Cette méthode cherche à minimiser la somme suivante :

$$S(p) = \sum_{i=1}^m (f_i(p))^2, \quad (2.11)$$

par l'approximation suivante :

$$p^{k+1} = p^k - J_f(p^k)^T J_f(p^k)^{-1} J_f(p^k)^T J_f(p^k), \quad (2.12)$$

où $J_f(p)$ est le Jacobien.

La méthode Levenberg-Marquardt tire avantage d'approximations d'ordre 1 et 2. L'approximation quadratique est utilisée lorsqu'on est loin du minimum, et lorsqu'on se rapproche du minimum, la descente par gradient est utilisée. Donc, le minimum se calcule itérativement de la manière suivante :

$$w_{i+1} = w_i - (\mathbf{H} + \lambda \text{diag}[\mathbf{H}])^{-1} d, \quad (2.13)$$

où λ est un poids variable. Lorsque l'erreur augmente, on diminue λ avant de passer à la prochaine itération. Ceci veut dire qu'on n'est pas proche d'un minimum. Lorsque l'erreur diminue, on augmente la valeur de λ . La méthode Levenberg-Marquardt est une des méthodes d'optimisation les plus populaires, puisqu'elle réussit à combiner les avantages de rapidité des méthodes locales avec la précision des méthodes globales [1].

La méthode du recuit simulé (simulated annealing) est une optimisation globale. À chaque itération, la solution est remplacée par une solution aléatoire qui est proche de la solution courante. Si la solution est une amélioration, elle est sélectionnée, sinon elle est sélectionnée avec une probabilité qui dépend de la température. La température est une variable qui affecte la probabilité de sélection. Au début du processus d'optimisation, la valeur de la température et donc la probabilité de sélection est élevée. Cette valeur baisse lorsque le nombre d'itérations augmente. Une grande température signifie que le processus est plus aléatoire, donc plus de changement. Lorsqu'elle diminue, il y a moins de changement et la valeur recherchée tend vers le minimum. Une manière d'améliorer n'importe laquelle des méthodes locales est de recommencer l'algorithme plusieurs fois à différentes places pour éviter un minimum local.

2.3 Les transformations utilisées dans le recalage

Les transformations sont des fonctions appliquées aux pixels de l'image source afin de les transformer jusqu'à l'espace de l'image cible. Ces transformations peuvent être de nature globale, où la même fonction est appliquée à chaque pixel de l'image, ou de nature locale, où différentes fonctions (ou les mêmes fonctions avec différents paramètres) sont appliquées aux points de l'image. Le choix de la transformation dépend de l'application ainsi que du type d'image utilisé. Des exemples de transformations sont décrits ci-dessous.

2.3.1 Les transformations rigides et affines

Une transformation rigide est une fonction globale qui incorpore des translations et des rotations. Par exemple, l'algorithme "Iterative Closest Point", qui a été décrit dans la section 2.2.1, utilise les transformations rigides. La transformation de similitude (similarity transform) est une fonction globale qui incorpore des translations, des rotations et des mises à l'échelle. Une transformation affine incorpore aussi l'effet d'obliquité (skew) en plus des transformations de similitudes. Cette dernière préserve le parallélisme et les lignes droites. Un exemple d'application de transformations rigides dans le recalage d'images se trouve dans les travaux de Champleboux et al. [31]. Dans ces travaux, des images télémétriques 3D (range data) de visages sont recalées en trouvant la transformation rigide qui minimise la fonction moindre carrée. Dans le domaine de l'imagerie médicale, Wells et al. [32] ont recalé des images RM/CT et RM/PET avec une transformation rigide en maximisant l'information mutuelle.

Les transformations globales tels que les transformations rigides sont simples à déterminer et à appliquer puisqu'il y a moins de paramètres à approximer comparativement aux modèles locaux. Dans le cas d'une transformation rigide globale tridimensionnelle, il y a 6 paramètres à approximer, soit 3 paramètres de translation et 3 paramètres de rotation. Par contre, les modèles globaux ne modélisent pas les déformations locales des images. Ces déformations locales sont souvent présentes entre les images médicales à recalcr, comme est le cas des images RX, RM et TP. Une adaptation locale à des méthodes globales peut potentiellement modéliser les déformations locales plus précisément. Par exemple, Buzug et al. [33] se base sur des sous-parties de l'image à recalcr afin d'obtenir la transformation affine optimale (et globale) pour la compensation du mouvement non homogène qui se produit lors de l'acquisition des images angiographiques. La mesure d'entropie est utilisée en tant que mesure de similarité, et contribue au calcul de moindres carrées pondérées (weighted least squares). La méthode des moindres carrées pondérée est une extension de la méthode des moindres carrés, mais contrairement à cette méthode, chaque point utilisé (pixel ou point de repère) contribue à la somme à minimiser avec un poids différent. La transformation demeure une transformation affine appliquée à toute l'image.

$$S = \sum_{i=1}^n w_i (y_i - f(x_i))^2. \quad (2.14)$$

Quelques travaux qui ont effectué le recalage entre des images RM et RX se sont servis soit de fiducies sur des données cadavériques [34] pour recaler des images RX en 3D, soit d'une grande quantité d'images RX par patient [35]. Cette méthode décrite par Tomazevic et al. [35] nécessite 11 sections d'images RX 2D par patient (donc plusieurs images de différentes vues d'un même patient) pour un recalage adéquat, tandis que la pratique clinique se limite à 3 sections par patient pour des raisons d'irradiations. Par conséquent, ces deux techniques ne sont pas applicables dans un cadre clinique. Des travaux subséquents de Van de Kraats et al. [36] effectuent le recalage rigide de corps vertébraux obtenus à partir d'images RM avec ceux obtenus à partir d'images RX de cadavres, ceci en générant des images pseudo-CT à partir des images RM. Markelj et al. [35] se servent de 2 radiographies 2D afin de recaler de façon rigide l'IRM et des radiographies en faisant correspondre les gradients 3D d'images 3D à des gradients 3D reconstruits à partir des radiographies 2D. Tang et al [37] appliquent le recalage rigide à un modèle de vertèbres afin de modéliser la courbure de la colonne vertébrale. Seulement des tranches sagittales 2D ont été utilisées. Les tissus mous n'ont pas été recalés dans aucun des travaux mentionnés ci-haut.

Les méthodes rigides ainsi qu'affines ne sont pas adéquates pour la modélisation de la déformation de la colonne vertébrale et des tissus mous. En effet, Delorme et al. [38] ont étudié la déformation de la colonne vertébrale en mesurant la courbure de la colonne vertébrale avant, durant, et après une chirurgie de scoliose. Les mesures pre-chirurgicales sont acquises en position debout et les mesures intrachirurgicales sont acquises en position couchée. Une diminution de la courbure dans le plan frontal ainsi que sagittal a été remarquée. Ceci démontre que la transformation de la colonne, ainsi que des tissus mous, est non-rigide suite au changement de posture entre la position couchée requise pour l'acquisition des images RM et la position debout requise pour l'acquisition des images RX et TP.

2.3.2 Fonctions à base radiale

Les fonctions à base radiale sont des transformations non-rigides qui sont souvent utilisées pour le recalage. Chaque fonction de base dépend seulement de la distance entre les points correspondants obtenus à partir des images à recaler. La transformation est souvent une moyenne pondérée de ces fonctions de base. Des exemples de fonctions à base radiale incluent la gaussienne (équation 2.15), la multi quadratique (équation 2.16), et les splines plaque mince (equation 2.17).

$$\phi(r) = (\exp(-\beta \cdot r^2), \quad (2.15)$$

$$\phi(r) = \sqrt{r^2 + \beta^2}, \quad (2.16)$$

$$\phi(r) = r^2 \cdot \log(r), \quad (2.17)$$

où β est une valeur constante. Les splines plaque-minces sont très populaires dans le domaine du recalage d'images. La technique des splines plaques minces est une technique qui s'inspire de la théorie de mécanique des plaques minces de métal. Elle consiste en une spline cubique à deux dimensions, avec la courbure nulle imposée sur les quatre coins de la surface. La représentation surfacique est une fonction $f(x,y)$ qui vise à minimiser la distance entre les points de repère et la surface, tout en minimisant l'énergie de la flexion suivante :

$$E = \sum_{i=1}^p U ||P_i - f(x_i, y_i)|| + \lambda \int \int \left[\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial z^2} \right] dx dy, \quad (2.18)$$

où les P_i sont les points de contrôle à représenter et λ est le paramètre de régularisation. Pour le recalage, la fonction vise à ramener les points de correspondance de l'image d'origine le plus proche des points de correspondance de l'image cible, tout en minimisant la flexion de la surface d'origine. La composante de gauche est la composante d'adéquation aux données qui calcule la distance entre la surface et les points utilisés pour calculer la surface. La composante de droite est celle de lissage qui calcule l'énergie de flexion de la surface. La fonction finale à minimiser est donc :

$$f(x, y, z) = a_1 + a_2x + a_3y + a_4z + \sum_{i=1}^n w_i U(r), \quad (2.19)$$

où les a_i sont les coefficients de transformation affine, w_i sont les poids accordés à chaque point de contrôle, r est la distance euclidienne entre le point de contrôle et le point sur la surface à déformer, et $U(r) = |r^3|$ pour une déformation tridimensionnelle.

Afin de calculer la déformation, il s'agit de trouver les coefficients a_i ainsi que les poids w_i qui transformeront les points de repère sur l'image d'origine aux points de repère sur l'image cible.

Ceux-ci peuvent être calculés en résolvant le système d'équations suivant :

$$\begin{aligned} Kw + Pa &= V, \\ P^T w &= 0, \end{aligned} \quad (2.20)$$

où les P sont les points correspondants sur l'image d'origine, les V sont les points correspondants sur l'image cible, et K est une matrice contenant les valeurs de U entre les points P_i et V_i .

Des techniques comme les splines plaque-mince sont plus adéquates dans le cas où on ne peut pas avoir une grille régulière de points dans les images à recalcr [39]. De plus, on peut tirer avantage de l'approximation possible dans cette méthode, qui tient compte de l'incertitude de la localisation des points de repère [40]. Le travail effectué par Rohr et al. applique des splines plaque-minces afin de recalcr des images RM du cerveau. Dans son mémoire, Liao effectue un recalcr entre les images RX et TP en utilisant les splines plaque-mince, avec une précision moyenne de 2.7mm [16]. Cette précision est obtenue en calculant la distance entre deux surfaces TP d'un même patient, mais ayant deux différentes postures. Des points de repère placés manuellement sur le patient lors de l'acquisition des deux types d'images sont utilisés pour le recalcr.

Les transformations non-rigides telles que les splines plaque-mince peuvent être utilisées afin de transformer les tissus mous visibles dans les images RM. Par contre, étant donné que les vertèbres mêmes sont des structures rigides, de tels techniques purement non-rigides ne peuvent pas modéliser les transformations du tronc complet, y incluant la colonne vertébrale ainsi que les tissus mous. Afin d'établir un compromis, il existe des méthodes de recalcr qui modifient des fonctions non-rigides en incorporant une contrainte pour pouvoir modéliser les structures rigides. Dans ces méthodes, des structures rigides telles que les vertèbres extraites à partir des images médicales sont modélisées avec des corps rigides, tout en gardant les propriétés de non-rigidité pour les tissus environnants. Ces méthodes sont plus intéressantes pour notre application, et varient selon la transformation non-rigide appliquée, la façon d'incorporer la contrainte de rigidité, et la façon dont la continuité entre les transformations rigide et non-rigide est assurée.

Dans le travail de Little et al. [41], des images RM sagittales de la partie cervicale de la colonne et des tissus environnants sont recalées. Les images parviennent du même sujet avant et après mouvement du cou. Les tissus mous sont recalés à l'aide d'une fonction spline plaque-mince modifiée afin d'incorporer une contrainte de rigidité pour les déformations des vertèbres. Le but est de varier la composante non-rigide de la fonction de déformation de telle façon que cette dernière tende vers zéro lorsqu'on s'approche de l'objet rigide. Afin d'identifier les objets rigides, cette méthode nécessite une segmentation des vertèbres ainsi qu'une extraction de points de correspondance sur les tissus mous et entre les deux images à recalcr. Suite à cela, des transformations rigides sont définies pour toutes les vertèbres, et les paramètres de la composante rigide, les fonctions de base ainsi que les poids associés aux points de correspondance, sont variés dépendamment de la distance entre le pixel et les structures osseuses. Une fonction de poids est incorporée aux fonctions de base de telle façon qu'elles tendent vers zéro lorsqu'on s'approche de n'importe quel corps rigide.

Des travaux similaires ont été effectués par Rohr et al. [42], nécessitant seulement quelques points de correspondance vertébraux au lieu d'une segmentation complète. Le recalcr utilise une spline plaque-mince qui tient compte d'erreurs anisotropes des points de correspondances. La rigidité est assurée en appliquant une contrainte sur la direction de quelques points de contrôle. La

contrainte est calculée à partir du produit scalaire des tangentes aux points, et est incorporée dans la fonctionnelle à minimiser. Le recalage est appliqué aux images tomographiques du cerveau. Afin de vérifier la contrainte de rigidité, des images synthétiques simulant les vertèbres sont utilisées. Les points de contrôle sont placés sur les coins d'une forme carrée qui représente les vertèbres, et la rigidité du carré est assurée en contraignant la direction des tangentes sur les coins. Dans un contexte où des images réelles des vertèbres doivent être utilisées, un nombre irraisonnablement élevé de points de contrôle serait nécessaire afin d'assurer la rigidité. Huesman et al. [43] effectuent le recalage d'images RM et CT des vertèbres en modélisant la déformation des vertèbres avec une transformation rigide et la déformation des tissus mous avec une spline plaque-mince. Premièrement, la transformation rigide est approximée en maximisant l'information mutuelle calculée à partir des données d'intensité des images. Ensuite, des points de correspondance sont obtenus suite à une segmentation des vertèbres. Ces points sont utilisés pour calculer la transformation spline plaque-mince qui sert à déformer les tissus mous. La contrainte de rigidité est incorporée dans la composante de lissage de la spline plaque-mince. Lorsque la valeur de ce paramètre est plus grande, ceci indique une plus grande rigidité. Lorsque la valeur est plus petite, la déformation non-rigide se fie seulement sur les points de correspondance. Loeckx et al. [44] ajoutent une contrainte de rigidité à la fonction de coût du recalage afin d'empêcher les structures osseuses de se déformer de manière non-rigide. La méthode est appliquée à des images PET (positron emitted angiography) d'un même patient qui sont acquises à différents moments (donc uni-modales), ainsi qu'à des images CTA (computed tomography angiography). La contrainte de rigidité varie selon la valeur d'intensité dans les images. Donc, cette méthode se base sur le fait que l'intensité des structures osseuses est plus élevée que celle des autres structures sur ce type d'images. Ceci n'est pas le cas pour les images RM, celles-ci étant les images que nous utilisons dans cette thèse. En effet, on ne peut avoir une relation directe entre les valeurs d'intensité sur les images RM et la rigidité des tissus représentées. Aucune des méthodes citées ci-haut n'effectue le recalage entre les images RM et RX.

Un problème qui survient lors de l'utilisation des splines plaque minces est qu'elles sont dérivées en présupposant des conditions de bord infinies, c'est-à-dire que le domaine de la transformation est le plan R^2 complet. Donc, il y a une inconsistance dans les conditions de bords lorsqu'on est proches de la frontière de l'image (ou loin des points de repère). Ceci fait en sorte que la transformation n'est pas 1-1 et surjective (onto). Johnson et al. [45] ont donc introduit des conditions de bords cycliques en utilisant un système de coordonnées toriques. Ils minimisent l'erreur entre la transformation inversée et l'inverse de la transformation initiale. Des repères anatomiques ainsi que des valeurs d'intensité sont utilisés afin d'améliorer la précision du recalage. Cette méthode a été appliquée pour le recalage d'images RM du cerveau.

Dans le cas des images RM que nous utilisons dans le cadre de nos travaux, la surface du

tronc se trouve au milieu de chaque tranche d'image à recalcr. Donc, l'information visible sur les bords des images RM n'est pas d'un intérêt pour nous. Ceci est aussi le cas pour les tranches aux extrémités des axes des z . De plus, les pixels contenus dans le tronc seront proches des points de repère. Par conséquent, nous n'avons pas à nous soucier des conditions de bords.

Étant donné que la solution de la fonction spline plaque-mince nécessite une inversion matricielle, il est évident que le recalage par splines plaque-mince devient très coûteux lorsque le nombre de points de repère augmente. Ceci a été démontré dans les travaux de Davis et al. [46]. Ceci est un inconvénient de l'utilisation des splines plaque-mince. Par contre, ce cout peut être contrôlé si le nombre de points de repère est limité.

2.3.3 Les B-splines

Les B-splines se servent aussi de fonctions de base pour obtenir une transformation entre les deux images. Une B-spline tri-cubique (donc à trois dimensions) a la forme suivante :

$$f(u, v, w) = \sum_{i=0}^r \sum_{j=0}^s \sum_{k=0}^t b_{ijk} N_i^3(u) N_j^3(v) N_k^3(w), \quad (2.21)$$

où les N_l sont les fonctions de base B-splinaires, définies sur les vecteurs nodaux U , V , et W , et b_{ijk} est le point de contrôle i, j, k . Un nombre limité de fonctions de base est non nul pour un (u, v, w) donné, ceci dépendamment des intervalles dans les vecteurs nodaux qui contiennent u, v et w . Pour trouver la transformation entre les deux images, il s'agit de trouver la localisation des points de contrôle.

Dans les méthodes non-rigides, les B-splines sont très populaires puisque ces fonctions non-linéaires nous permettent d'obtenir facilement un recalage à plusieurs niveaux de résolution. Les splines peuvent être raffinées à chaque itération en insérant des points de contrôle, ce qui permet une déformation plus locale si désirée. Par exemple, Xie et al. [47] appliquent une déformation B-splinaire à différents niveaux de résolution sur des images RM du cerveau. À chaque nouvelle itération, des points de contrôle additionnels sont insérés seulement à des endroits où l'erreur de recalage est encore élevée. Ceci permet un contrôle local seulement là où il y a un besoin. Aschkenasy et al. [48] utilisent un recalage à partir de B-splines à différents niveaux de résolution afin de classifier des images ultrason appartenant à une base de données. Les images de la base de données sont recalées avec des images prototypes de quatre vues du coeur afin de les classifier parmi une de ces quatre vues. La classification est effectuée avec l'analyse discriminante linéaire. Rueckert et al. [49] recalent des images RM de seins à l'aide de B-splines. Une méthode à multirésolution a été choisie afin de tenir compte des déformations globales ainsi que locales. Des images RM de seins d'un même patient avant et après mouvement ont été recalées afin de tenir compte des déformations non-rigides. Différentes mesures de similarité à base d'intensité d'images ont été explorées. Schna-

bel et al. [50] utilisent les B-splines à multiéchelle afin de recalcr des images RM du foie ainsi que du cerveau. Blackall et al. [51] utilise les B-splines afin de recalcr des images préopératoires RM et tomographiques à des images ultrason intra-opératoires du foie. Une segmentation des structures anatomiques ainsi qu'un modèle respiratoire ont guidé le processus de recalage. Le but de ce recalage est de tenir compte des déformations non-rigides qui sont produites entre l'acquisition des images préopératoires et intra-opératoires, ces déformations étant dues au mouvement respiratoire.

Szeliski et al. [52] appliquent des déformations B-splinaires afin de recalcr la surface vertébrale d'un patient à celle d'un fantôme. L'optimisation est effectuée afin de minimiser la distance moindre carrée entre les deux surfaces. Yuhui et al. [53] utilisent des déformations B-splines pour recalcr la surface de différents os d'animaux extraits à partir d'images CT afin de créer un modèle de variation des os. Les os sont segmentés à l'aide de l'algorithme de cubes baladeurs, et une déformation à multiéchelle est effectuée. Puisque les vertèbres à recalcr ne viennent pas du même patient dans les deux travaux décrits ci-haut, des déformations non-rigides sont adéquates. Par contre, dans les cas où nous recalons les vertèbres d'un même patient, nous désirons maintenir la rigidité de ces vertèbres. Skerl et al. [54] utilisent les B-splines pour recalcr des images RM avec des images tomographiques de trois vertèbres. Une méthode a été conçue afin d'évaluer la qualité de différentes mesures de similarité de façon automatique dépendamment du type d'image utilisé et des structures à recalcr. Les vertèbres ont aussi été déformées de façon non-rigide, ce qui ne tient pas compte des propriétés de rigidité des os.

Plusieurs travaux ont incorporé une contrainte de rigidité dans la fonction B-spline. Wang et al. [55] se sont servis de B-splines triangulaires afin de déformer deux RM sagittales de quelques vertèbres lombaires. La contrainte de rigidité est assurée en plaçant des noeuds sur les frontières des vertèbres segmentées. Une contrainte sur leur déplacement est incorporée à la fonction de déformation. La différence moindre carrée est utilisée comme mesure de similarité, et une contrainte de lissage est incorporée dans un cadre variationnel afin de minimiser l'énergie de flexion (comme dans le cas des splines plaque-mince). Starring et al. [56] incorporent une contrainte de rigidité en tant que pénalité dans la composante de lissage d'une B-spline, ceci dans un cadre de régularisation. Cette composante donc pénalise toute déformation non-rigide d'objets rigides et répond à trois critères des fonctions rigides : la fonction doit être linéaire, la matrice de rotation doit être orthonormale et propre. La composante de lissage inclut aussi un paramètre qui est égal à un pour un pixel qui se trouve à l'intérieur du corps rigide, et à 0 autrement. La méthode a été utilisée pour recalcr des tranches axiales d'images CT du tronc. Ruan et al. [57] effectuent un recalage B-spline d'images CT du tronc afin de compenser pour la respiration. La somme des différences carrées est utilisée comme mesure de similarité. La rigidité des structures osseuses est maintenue en régularisant le champ de déformation de telle façon que le jacobien est orthogonal dans les régions rigides. Afin d'élaborer la contrainte de rigidité, un histogramme des intensités de différents tissus ainsi

que de la rigidité de ces tissus est montré. Ceux-ci montrent que la rigidité des structures est proportionnelle aux valeurs d'intensités des images CT. Par conséquent, une composante de lissage est incorporée afin de renforcer les transformations rigides à l'aide d'un paramètre qui est proportionnel aux intensités sur l'image. Miller et al. [58] segmentent les structures rigides afin d'assurer leur rigidité. Ensuite, une fonction rigide est appliquée à l'intérieur de ces structures, et une B-spline est appliquée à l'extérieur. Ces fonctions sont incorporées afin de régulariser la déformation dans le contexte d'un algorithme "Demons", ce dernier se basant sur le flot optique. Un recalage entre des images CT d'une partie du tronc (qui entoure les structures rigides) est montré, et seulement le chevauchement des structures rigides est validé.

Le recalage à l'aide de transformations B-splines nécessite une grille régulière de points dans les images, donc nécessitant une étape de prétraitement dans le cas des images TP. Il faut aussi mentionner que la plupart des méthodes de recalage B-splinaire mentionnées ci-haut (sauf [52]) se basent sur les intensités des images afin de minimiser l'erreur de recalage ce qui n'est encore pas possible dans le cas d'images utilisées dans le cadre de ce projet. Par contre, les B-splines offrent un contrôle local dans la déformation, ce qui peut mener à un recalage plus précis.

2.3.4 Les déformations à corps élastiques

Broit a introduit le concept de recalage élastique dans sa thèse en 1981 [59]. Cette méthode a ensuite été élaborée par Bajcsy [60]. Ce travail modélise l'image à déformer à l'aide de forces potentielles internes et externes linéaires. Les objets dans l'image sont modélisés en tant que matériaux élastiques (comme du caoutchouc par exemple). L'énergie requise pour déformer les objets dans l'image est modélisée à l'aide des équations différentielles partielles de Navier. Afin de trouver la déformation non-rigide optimale, il s'agit de minimiser la fonction de cout, celle-ci définie par l'énergie potentielle totale du système :

$$\pi(u) = \frac{1}{2} \int_V \sigma : \varepsilon dV - \int_V b \cdot u dV - \int_S t \cdot u dS, \quad (2.22)$$

où b sont les forces du corps à déformer, t et la traction de la surface, σ est le tensor de contraintes, et ε est le tensor de déformations. La première composante de l'équation mesure l'énergie de déformation induite par le volume V . Les deux derniers termes mesurent les forces externes induites par les charges du corps et de la surface S . Les forces externes sont définies par le gradient de l'énergie potentielle parvenant de la mesure de similarité. Les déformations sont obtenues en résolvant des équations d'équilibre. Elles consistent en des déformations plutôt locales. Donc, une transformation globale dite plastique a été nécessaire en tant qu'initialisation au processus de recalage. L'énergie de déformation peut être comparée au terme de régularisation utilisé dans la littérature. Cette régularisation est appliquée au champ de déformation, renforçant ainsi les défor-

mations locales.

Gee et al. [61] ont incorporé une composante probabiliste dans le processus de recalage élastique. Ceci a été fait en modélisant le recalage dans un cadre Bayésien et en considérant un modèle *a priori*. Cette méthode a été utilisée afin de recaler des sections d'images RM du cerveau humain de différents patients. Une approche par éléments finis a aussi été élaborée afin de faciliter l'obtention de la solution. Ce travail a ensuite été utilisé par Alexander et al. [62] pour recaler deux images en tenseur de diffusion (DTI) du cerveau humain.

Une autre méthode de recalage élastique consiste en une spline à corps élastique (Elastic body spline) ([46]). Le concept de spline à corps élastique est similaire à celui de splines plaques minces, sauf que les forces sont modélisées à l'aide de matériaux élastiques au lieu d'une plaque de métal. Cette méthode utilise le modèle physique de l'équilibre de Navier pour un corps élastique isotrope :

$$\mu \Delta \vec{u}(\vec{x}) + (\mu + \lambda) \nabla(\nabla \cdot \vec{u}(\vec{x})) = \vec{f}(\vec{x}). \quad (2.23)$$

La solution à l'équation de Navier consiste en une solution préliminaire pour les splines à corps élastiques. La spline en tant que telle est ensuite définie comme une combinaison linéaire de versions translatées de la solution, afin qu'il y ait une correspondance entre les points de contrôle. Contrairement aux splines plaque minces, les splines à corps élastique n'utilisent pas la force sur des points, la force est définie comme étant :

$$\vec{f}(\vec{x}) = \vec{c}r(\vec{x}), r(\vec{x}) = [x_1^2 + x_2^2 + x_3^2]^{1/2}, \quad (2.24)$$

où \vec{c} sont les capacités du champ de la force, et $r(\vec{x})$ répond aux critères de lissage de la spline-plaque mince. Cette méthode a été validée par Davis et al [46] pour le recalage entre images RM du cerveau et des seins.

2.3.5 Les déformations à corps fluides

Les méthodes basées sur le recalage élastique n'utilisent pas des composantes non-linéaires dans leur représentation de l'énergie. Par conséquent, les composantes de régularisation dans ces méthodes pénalisent les grandes déformations et les déformations de grande non-linéarité. Dans ce cas, le recalage fluide est plus approprié ([63]). Dans le cadre du recalage fluide, les structures à déformer sont modélisées comme étant un fluide très visqueux, ainsi permettant de grandes déformations avec une grande non-linéarité. Contrairement au recalage élastique, la régularisation dans ce cas est appliquée à la composante de vitesse et non au déplacement.

Un modèle fluide de Navier-Poisson est utilisé, donnant ainsi l'équation suivante d'énergie à résoudre :

$$\mu \Delta v(x) + (\mu + \lambda) \nabla(\nabla \cdot v(x)) = f(x, u(x)), \quad (2.25)$$

où Δ est l'opérateur gradient, ∇ est le laplacien, $\nabla(\nabla \cdot v(x))$ est l'opérateur de divergence, et $F(x, u(x))$ est la force qui dirige la fluidité (flow). La composante $\mu(x)$ assure un flot visqueux volumétrique constant. Si $\nabla \cdot v(x) > 0$, le changement de volume est permis dans des régions locales. La mesure de similarité entre les intensités des deux images est incorporée dans la composante de force du corps à déformer. Afin de trouver une solution, le champ de déformation est discrétisé et propagé à travers le temps jusqu'à ce que le Jacobien de la transformation devient inférieur à 0,5. Ainsi, la continuité du champ de déformation est assurée. Puisque le Jacobien de la transformation est globalement supérieur à 0, la transformation résultante préserve la topologie de l'image. Ce modèle a été utilisé par Christensen et al. [64] pour le recalage des tranches d'images RM du cerveau. Un désavantage de cette méthode est qu'elle souffre de temps de calcul élevé. Bro-Nielsen et al. [65] apportent des améliorations au temps de calcul en utilisant un filtre de convolution à multi-échelles. Cette méthode a été utilisée pour le recalage de quelques tranches d'images CT du cerveau. D'Agostino et al. [66] ont généralisé la méthode de Christensen et al. [64] pour le recalage multimodale, soit en utilisant l'information mutuelle comme mesure de similarité. Les déformations fluides ont été utilisées pour effectuer le recalage entre des images RM multimodales de différents patients. Tang et al. [67] ont proposé une méthode qui diminue le temps de calcul en introduisant une force adaptative qui varie selon la grandeur des déplacements. Ceci permet à l'algorithme d'augmenter les déplacements qui sont normalement petits vers la fin de l'algorithme. Ainsi, on arrive à une solution plus rapidement. Cette méthode a été utilisée pour le recalage interpatient d'images du cerveau. Dans les travaux de thèse de Saddi [68], des images de perfusion du foie ont été recalées à l'aide de déformations fluides. Une contrainte d'incompressibilité a été incorporée afin de préserver le volume du foie, ceci modélisé comme un tissu mou incompressible.

Les modèles de déformations fluides présentées dans la littérature ne nous fournissent pas un cadre dans lequel nous pouvons intégrer les contraintes de rigidité spécifiques à l'emplacement. Par contre, cette contrainte est nécessaire dans le cadre du recalage du tronc, qui inclut des structures rigides telles que les vertèbres ainsi que des structures non-rigides telles que les tissus mous. De plus, aucun de ces travaux de recalage n'a utilisé l'approche basée sur des points de repère. Avec la présence de points de repère, une solution sous forme fermée peut être obtenue avec splines-plaque mince, ce qui nécessite moins de temps de calcul.

2.3.6 Approches par champ aléatoire de Markov

Un champ aléatoire de Markov consiste en un *set* S de variables aléatoires L sur un réseau (*lattice*) régulier avec un voisinage défini. Chaque variable est assignée une étiquette l_i , et cette

étiquette dépend de ceux du voisinage. Les étiquettes de tout le champ nous donnent la configuration du champ. Une clique c est définie comme étant un sous-ensemble de variables où chacune des variables dans ce sous-ensemble sont des voisins selon le voisinage défini sur le champ. Un plus grand voisinage signifie une plus grande dépendance des voisins dans la solution à obtenir. Les étiquettes optimales du champ sont celles qui minimisent l'énergie potentielle totale U du champ, où l'énergie est la somme des énergies potentielles V de tous les cliques C dans le champ :

$$U(L) = \sum_{c \in C} V_c(L_c) \quad (2.26)$$

Cette énergie minimale correspond à la configuration la plus probable. Le processus de minimisation est entrepris à l'aide de différentes méthodes soit locales soit globales.

Les champs aléatoires de Markov sont normalement utilisés pour la classification des images, donnant ainsi une classification lisse due à l'incorporation de l'information du voisinage. Glocker et al. [69] ont appliqué cette méthode dans le cadre du problème de recalage afin d'aligner des paires d'images CT du thorax. Dans ce cas, l'étiquette assignée à chaque variable aléatoire (pixel dans ce cas) consiste en un déplacement de ce pixel. Les déplacements possibles ont été discrétisés et consistaient en des déformations à forme libre (tel que les B-splines). Même si ces déformations assurent un résultat lisse, une composante de lissage a été incorporée sous forme de potentiel dans l'énergie du voisinage. Les mesures de similarité utilisées étaient basées sur les intensités. Mahapatra et al. [70] ont utilisé les champs aléatoires de Markov, cette fois-ci pour recaler des images RM des reins.

2.3.7 Approches par coupes de graphes

Une autre méthode qui discrétise le champ de déformation et le formalise par un problème d'étiquetage est la méthode des coupes de Graphes (Graph Cuts) [71]. La méthode des coupes de graphes est une méthode d'optimisation qui minimise une énergie et obtient généralement un minimum global sans avoir recours à une initialisation. Une coupe dans la théorie des graphes consiste en une partition des vertex d'un graphe en deux parties disjointes. La coupe minimale est celle qui minimise l'énergie entre les vertex d'une même partition. Cette énergie dépend de la force des liens entre les vertex. Tang et al ont appliqué cette méthode pour le recalage interpatient d'images RM du cerveau. So et al. [72] ont utilisé les coupes de graphes pour le recalage des images RM du cerveau humain, ceci en utilisant une approche multicouche. L'algorithme commence par une basse résolution, ainsi permettant l'obtention d'une solution globale et rapide. À chaque itération, la résolution est augmentée, et une déformation plus locale et fine est calculée. Cette méthode diminue le temps de calcul nécessaire à l'obtention d'une solution.

2.4 Le modèle articulé de la colonne vertébrale

Étant donné que les vertèbres sont des structures plutôt rigides, mais que la colonne vertébrale est non-rigide, une transformation qui modélise simultanément ces deux déformations est nécessaire pour le recalage. En effet, cette section décrit le modèle articulé qui a été proposé par Boisvert et al. pour la modélisation de la variabilité de la colonne vertébrale [73].

Le modèle articulé est défini par des transformations locales entre des trames regroupées. Dans le cas de la colonne vertébrale, une trame désigne une vertèbre. Chaque trame consiste en un point et trois axes orthogonaux. Donc, les transformations entre les trames sont de nature rigide, ou la transformation entre chaque trame et la trame successive est définie par une translation et une rotation :

$$\Delta S = [T_{1,2}, T_{2,3}, \dots, T_{n-1,n}], \quad (2.27)$$

où S est l'ensemble de transformations entre trames consécutives, et $T_{i,i+1}$ la transformation rigide entre les trames i et $i + 1$.

Les méthodes de statistique conventionnelle ne s'appliquent pas dans le cadre des transformations rigides, celles-ci appartenant à un groupe Lie. Un groupe Lie est une variété (manifold) lisse et pas nécessairement un espace vectoriel. Des modèles de variabilité basés sur les groupes Lie ont donc été construits, ceci en utilisant une moyenne et une covariance plus généralisées.

La moyenne généralisée pour les espaces non vectoriels peut être obtenue à partir de la moyenne de Fréchet. Celle-ci peut être définie comme l'élément du manifold x_i qui minimise la somme des distances entre lui-même et un groupe M d'éléments x du même manifold :

$$\mu = \operatorname{argmin}_{x \in M} \sum_{i=0}^N d(x, x_i)^2 \quad (2.28)$$

Le minimum peut être obtenu avec la méthode d'optimisation de descente de gradient. La covariance généralisée σ peut être obtenue en calculant l'espérance de la distance au carré :

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N d(x, x_i)^2 \quad (2.29)$$

Ce modèle a été utilisé par Boisvert et al. afin d'évaluer les modes de déformations principales de la colonne vertébrale [73] et de concevoir un atlas statistique des déformations chez les patients scoliotiques [74]. Ce modèle a ensuite été utilisé afin de reconstruire un modèle 3D la colonne vertébrale à partir de radiographies [75]. Ces travaux n'effectuent pas de recalage multimodale d'images. Kadoury et al. [76] ont utilisé ce modèle pour recaler des reconstructions RX préopératoires avec des images CT intraopératoires de la colonne vertébrale de patients scoliotiques. Des contraintes

entre vertèbres consécutives modélisent les dépendances géométriques entre ces vertèbres, en plus d'une contrainte globale sur la forme de la colonne. Ces dépendances contraignent les transformations lors du processus d'optimisation. Ce travail optimise ensuite une fonction d'énergie à l'aide de champs aléatoires de Markov, celles-ci nécessitant un temps de calcul important. Un tel modèle, composé uniquement d'informations sur les structures osseuses, ne fournit pas une représentation pour les tissus mous. Le et al. [77] se sont basés sur un modèle articulé afin de recalcr des images RX en 2D avec une surface du corps humain en 3D. Des bâtons ont servi pour représenter chacun des segments du corps, et des transformations avec 3 degrés de liberté ont modélisé le mouvement articulé entre les bâtons. Les paramètres de transformation ont été obtenus en utilisant les contours du corps en tant que mesure de similarité. Des modèles articulés ont aussi été utilisés pour la segmentation de structures anatomiques. Par exemple, Klinder et al. [78] se sont servis du modèle articulé afin de segmenter des vertèbres à partir d'images CT. du Bois d'Aishe et al. [79] modélisent les déformations des vertèbres cervicales à l'aide d'un modèle articulé. Ces transformations sont propagées à l'aide d'un modèle élastique linéaire, et une déformation non-rigide est ensuite appliquée aux tissus mous. Le recalage est effectué à l'aide de l'information mutuelle comme mesure de similarité. Les segments représentant les vertèbres à recalcr à l'aide du modèle articulé sont séparés par seulement deux degrés de liberté : la rotation due à la flexion dans le plan défini par le segment et son voisin, et la rotation autour du segment même.

Les relations entre les vertèbres adjacentes ont aussi été modélisées par Gill et al. [80] en se servant d'un modèle biomécanique. Dans ce travail, des images ultrason et CT sont recalées en considérant chaque vertèbre comme un corps rigide. Le recalage se fait en maximisant une mesure de similarité, puisqu'une relation existe entre les intensités des images à recalcr. L'avantage de cette méthode est qu'une présegmentation des vertèbres n'est pas nécessaire. Par contre, leur processus d'optimisation est coûteux. Il est fort possible que leurs contraintes biomécaniques diminuent le temps de calcul, puisqu'ils limitent les translations et les rotations vu leurs deux postures couchées sur le ventre et sur le dos. Dans notre cas, nous ne pouvons utiliser ces contraintes puisque toutes les translations et rotations sont possibles entre les postures debout et couchée.

De tous les travaux qui se servent du modèle articulé, aucune des méthodes n'effectue le recalage entre des images RX et RM, une tâche nécessaire dans le contexte de notre projet. Par contre, le modèle articulé nous offre un cadre dans lequel nous pouvons modéliser les transformations non-rigides de la colonne entre ces 2 modalités d'images, tout en préservant la rigidité des vertèbres. Étant donné que ce modèle a été utilisé par Boisvert et al. au sein de notre laboratoire, nous pouvons nous servir des outils développés lors de ces travaux (tel que le modèle de transformation et le calcul d'une colonne moyenne) afin de résoudre notre problématique de recalage.

2.5 Validation

Les méthodes de validation qui seront utilisées au courant de la présente thèse seront décrites dans cette section.

2.5.1 Le coefficient de similarité Dice

Le coefficient de similarité Dice [81] sert à mesurer le chevauchement entre deux surfaces, A et B . Ce coefficient est calculé de la façon suivante :

$$Dice(A, B) = \frac{2 * (A \cap B)}{A \cup B}.$$

Cette valeur varie entre 0 et 1, où 0 ne signifie aucun chevauchement, et 1 signifie un chevauchement parfait. D'après Zijdenbos et al. [82], une valeur Dice plus élevée que 0.7 est considérée comme étant excellente. Par contre, la valeur Dice dépend du ratio entre l'aire et le périmètre de la surface : un ratio plus élevé a pour effet une valeur Dice plus élevée. Dans le cas où les surfaces à comparer ont des ratios similaires, le Dice peut servir de mesure fiable afin de comparer une paire de mesures[82]. Dans le cas de la présente thèse, cette mesure sera évaluée pour différentes méthodes de recalage. Le coefficient Dice sera utilisé afin de mesurer le chevauchement entre des surfaces contenues dans des tranches axiales correspondantes du tronc à partir des images RM et TP, et les valeurs Dice obtenues suite au recalage avec la méthode proposée seront comparées aux valeurs obtenues suite au recalage avec d'autres méthodes. Par conséquent, les surfaces sont semblables et donc comparables avec cette mesure.

2.5.2 L'erreur de recalage cible

L'erreur de recalage cible est la distance entre des points correspondants entre les images à recalculer, où les points correspondants n'ont pas servi au recalage. Ces points sont souvent des fiducies qui sont placés sur la structure à imager avant l'acquisition des images. Cette distance est calculée suite au recalage entre les deux images. Une diminution significative de l'erreur de recalage cible signifie une meilleure qualité du recalage.

2.5.3 Le test T

Afin de pouvoir comparer les valeurs obtenues avec les mesures ci-haut suite à l'application de différentes méthodes de recalage, le test T est utilisé. Celui-ci sert à vérifier s'il y a une différence significative entre deux groupes de valeurs représentant le résultat de recalage de deux méthodes différentes pour toutes les données de patients disponibles. Celui-ci teste l'hypothèse nulle, cette

hypothèse indiquant que les paires obtenues à partir des deux groupes suivent de la même distribution (une gaussienne est présumée). Chaque paire dans ce cas-ci contient deux valeurs obtenues pour le même patient, mais avec différentes méthodes. Un test bilatéral est utilisé, puisque nous n'avons pas de raison pour présumer une différence significative entre les groupes dès le départ. Le test T nous donne une valeur p , où une valeur p inférieure à 0.05 signifie une différence significative.

2.6 Synthèse de la revue de littérature

Dans ce chapitre, une revue de connaissances sur l'imagerie médicale, la scoliose, et le recalage d'images a été présentée. En particulier, nous avons abordé les caractéristiques de quelques modalités d'images et leur utilité pour la planification du traitement de la scoliose. Les images RX nous permettent de visualiser les structures osseuses, les images RM nous permettent de bien visualiser les tissus mous, et les images TP nous permettent de visualiser la surface externe du tronc. Ces images doivent être recalées pour avoir un modèle complet du tronc d'un patient scoliotique. Par contre, ces images contiennent peu de correspondances anatomiques entre-elles, compliquant ainsi la tâche de recalage.

Une revue des méthodes de recalage d'images a été présentée. Ces méthodes de recalage ont été reliées à notre problématique, soit le recalage pour les images du tronc, et le recalage entre images RM, RX et TP. Selon cette revue, tous les travaux qui effectuent le recalage entre les images RM et RX ne recalent pas les tissus mous, ce qui est nécessaire pour notre application. De plus, ces méthodes se servent uniquement du recalage rigide (section 2.3.1). Or, le recalage rigide ne peut pas capturer la déformation complexe de la colonne vertébrale et des tissus mous entre les positions debout et couchée dans laquelle les différentes modalités d'imagerie sont acquises. Quelques méthodes non-rigides ont été présentées. Les B-splines (section 2.3.3) nécessitent une grille régulière de points correspondants sur les images à recaler, ce que nous ne possédons pas dans les images que nous désirons recaler. Les splines plaque-minces par contre (section 2.3.2) permettent une déformation en utilisant les points de repère sans avoir besoin de grille régulière de points. Les déformations à corps élastiques (section 2.3.4) ne peuvent modéliser les grandes déformations globales. Les déformations fluides par contre (section 2.3.5) permettent de grandes déformations avec une grande non-linéarité. Les méthodes fluides citées n'incorporent pas de contraintes de rigidité dépendamment des structures à déformer, et n'utilisent pas des points de repère correspondants pour le recalage.

La spline plaque-mince offre un avantage comparativement au recalage fluide puisqu'elle n'entraîne pas l'effet de fluage lors du recalage [1]. De plus, contrairement au recalage fluide, une optimisation n'était pas nécessaire lorsqu'il s'agit seulement de trouver les paramètres à partir de

points de repère. Ceci rend le processus de recalage plus rapide.

En outre, en sachant que les vertèbres sont des structures rigides, les algorithmes de recalage purement non-rigides ne sont également pas appropriés pour la tâche à accomplir. Quelques méthodes de recalage non-rigide par B-splines et splines plaque-minces incorporant des contraintes rigides ont été décrites dans les sections 2.3.3 et 2.3.2, mais ces méthodes recalent des images plutôt uni-modales ou des images que nous n'utilisons pas dans notre travail. De plus, étant donné que ces travaux n'ont pas de données correspondantes sur la surface externe du tronc, les contraintes incorporées se trouvent à être compliquées donc nécessitant un temps considérable de calcul.

Le modèle articulé introduit dans la section 2.4 présente une façon intuitive de modéliser les déformations de la colonne vertébrale, soit en modélisant les transformations entre les vertèbres consécutives et en préservant la rigidité des vertèbres. Ce modèle a été utilisé afin de concevoir un atlas statistique de la colonne vertébrale, de construire un modèle 3D de la colonne vertébrale, ainsi que d'effectuer un recalage entre des images RX et CT.

Aucune des méthodes de recalage RM/RX mentionnées dans la revue de littérature ne modélise les déformations entre les postures debout et couchée, ce qui est nécessaire pour notre application, puisque les images sont acquises dans des postures différentes. De plus, aucune des méthodes mentionnées dans la revue de littérature n'effectue le recalage entre les images topographiques. Aucune des méthodes mentionnées dans cette section ne décrit un modèle multimodal du tronc humain composé d'images TP, RX et RM. Cette fusion multimodale d'images est pourtant nécessaire afin d'obtenir un modèle géométrique du tronc complet d'un patient, comprenant les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc.

Finalement, les travaux antérieurs portant sur le recalage inter-patient d'images médicales sont moins nombreux, surtout pour le tronc humain. Celles-ci portent plutôt sur des images du cerveau. Les autres méthodes de recalage inter-patient ont été abordées dans les sections précédentes, en utilisant le recalage par B-splines [50] (section 2.3.3), par déformations à corps élastiques [46] (section 2.3.4), par déformations fluides (section 2.3.5) [64, 67, 66, 65], par des champs aléatoires Markoviens (section 2.3.6[69]), par des coupes de graphes (section 2.3.7) [71, 72]. En ce qui concerne des travaux portant sur le recalage inter-patient du tronc, Xia et al.[83] utilisent des points de repère ainsi que les intensités des images afin de recaler des images uni-modales CT du tronc de différents patients. La méthodologie proposée par [83] n'est pas valide pour le recalage multimodal d'images RM, RX et TP à cause du manque de correspondances basées sur les intensités entre les images RM d'un patient et les images TP et RX d'un autre patient. Dans la littérature, aucun recalage n'a été effectué entre des images RX et TP d'un patient et des images RM d'un autre patient. De plus, aucune méthode n'effectue le recalage inter-patient pour des images RM du tronc.

Le chapitre suivant présente les objectifs généraux et spécifiques qui nous permettront d'obtenir ce modèle géométrique ainsi que les hypothèses liées à ces objectifs.

CHAPITRE 3 : Problématique, hypothèses, objectifs et méthode générale

3.1 Problématique

Nous avons mentionné dans l'introduction que la construction d'un modèle 3D personnalisé du tronc scoliotique, incorporant les tissus mous, les structures osseuses, ainsi que la surface externe du tronc, est une condition préalable pour la simulation de traitements orthopédiques. Étant donné que les os, les tissus mous, et la surface externe du tronc ne sont pas tous visibles sur une seule modalité d'image, ce modèle nécessite la fusion d'information à partir de plusieurs modalités d'images. En effet, les structures osseuses sont visibles sur les radiographies, la surface du tronc peut être obtenue à partir d'une topographie de surface, et les tissus mous sont visibles sur des images RM. Nous devons donc effectuer un recalage de modèles 3D obtenus à partir d'images RX, RM et de la topographie de surface d'un patient.

Cette tâche de recalage est difficile pour plusieurs raisons : premièrement, les images sont acquises dans des postures différentes. Le recalage doit tenir compte des déformations complexes suite à ce changement de posture. Un recalage rigide n'est donc pas adéquat. Deuxièmement, puisque les vertèbres sont des structures rigides, un recalage purement non-rigide ne peut pas modéliser à la fois les déformations rigides des vertèbres ainsi que les déformations non-rigides des tissus mous. Troisièmement, les trois modalités d'images à recaler ne contiennent pas nécessairement des primitives anatomiques correspondantes, ces derniers étant généralement nécessaires pour guider le recalage.

Les techniques de recalage d'images présentes dans la littérature ont été décrites dans le chapitre précédent. Quelques méthodes existantes qui recalent des images contenant des vertèbres incorporent une contrainte de rigidité dans une fonction non-rigide. Ces fonctions ont été utilisées soit pour le recalage entre deux images RM, ou entre des images RM et tomographiques, ces modalités étant toutes acquises en position couchée. Aucune de ces méthodes n'effectue le recalage entre des images RM et RX acquises dans des postures différentes, tâche nécessaire dans notre projet. Selon cette revue, aucune méthode de recalage ne modélise les déformations causées par la différence de posture entre les acquisitions d'images. De plus, aucune méthode ne fusionne des images RX, RM et TP d'un patient afin d'obtenir un modèle complet du tronc. De plus, les images RM ne peuvent être acquises pour tous les patients puisque la disponibilité du système d'imagerie RM est limitée. De plus, cette acquisition cause un malaise aux patients dû à leur déformation scoliotique. Afin de contourner ce problème, nous devons d'abord construire un modèle générique complet du tronc à partir de ces trois modalités. Ce modèle doit fusionner les informations disponibles à partir des images RM, RX et TP. Nous devons ensuite construire un modèle pour un nouveau patient en

nous servant des images RM du modèle générique.

Ceci nous amène à l'objectif global de cette thèse : proposer une méthode qui nous permet de construire un modèle géométrique du tronc d'un patient scoliotique qui incorpore les structures osseuses, la topographie de surface du patient, ainsi que les tissus mous obtenus à partir d'un modèle générique, en recalant les images RX, TP et RM, tout en tenant compte du changement de posture entre les acquisitions.

3.2 Hypothèses et Objectifs

La problématique posée dans la section précédente nous amène à développer les hypothèses de recherche. Les hypothèses et les objectifs spécifiques qui serviront à vérifier chacune des hypothèses sont maintenant présentés.

3.2.1 Hypothèse 1

La différence de posture entre les acquisitions RM et RX peut être compensée en effectuant un recalage des deux colonnes vertébrales extraites à partir des deux modalités. Une erreur de recalage exprimée en terme de différence d'angle de Cobb inférieure à 5 degrés est considérée adéquate.

- O1.1 : Proposer un modèle de transformation qui permet de recaler la colonne vertébrale extraite à partir des images RM avec celle extraite à partir des images RX.
- O1.2 : Valider le modèle de transformation proposée à l'objectif O1.1 en évaluant la précision du recalage à l'aide de ce modèle (à l'aide de l'angle de Cobb et de l'erreur de recalage cible).
- O1.3 : Utiliser le modèle de transformation afin d'évaluer le changement de posture entre la position couchée et debout.

3.2.2 Hypothèse 2

Nous pouvons compenser pour la déformation des tissus mous due au changement de posture et les placer dans l'espace délimité par la surface de la colonne vertébrale et la surface du tronc en utilisant un recalage élastique contraint entre les images RM, RX et TP sans avoir recours à une mise en correspondance de primitives. L'erreur de recalage est mesurée avec le coefficient Dice, qui indique le niveau de chevauchement entre les structures recalées. Une valeur supérieure à 0,7 est considérée adéquate.

- O2.1 : Effectuer un recalage élastique entre le modèle radiographique de structures osseuses et la topographie de surface du tronc afin d'obtenir un modèle préliminaire qui incorpore les os et la surface du tronc, en tenant compte du manque de correspondances anatomiques ainsi que des déformations suite au mouvement du patient entre les acquisitions.

- O2.2 : Recaler les images RM avec le modèle préliminaire en tenant compte de la rigidité des vertèbres ainsi que des déformations non-rigides des tissus mous dues au changement de posture entre les acquisitions.
- O2.3 : Évaluer le recalage des images RM en mesurant le niveau de chevauchement entre l'aire contenue dans la topographie de surface et celui contenu dans l'image RM.
- O2.4 : Évaluer la méthode de recalage proposée pour compléter un modèle partiel personnalisé du tronc d'un patient scoliotique en incorporant les tissus mous d'un modèle générique.

3.3 Méthode générale

Afin d'atteindre les objectifs et de vérifier les hypothèses décrites dans la section précédente, nous proposons une méthodologie pour obtenir un modèle 3D complet du tronc d'un patient scoliotique en fusionnant des images par résonance magnétique, de topographie de la surface ainsi que des reconstructions radiographiques de la colonne vertébrale. Un schéma décrivant la méthodologie pour le recalage intrapatient se trouve dans la figure 3.1, et un schéma décrivant la méthodologie pour le recalage interpatient se trouve dans la figure 3.2.

La méthode débute par l'acquisition des données pour des patients en attente de chirurgie (figure 3.1 étape 1). Des images RM sagittales et axiales sont acquises en position couchée, et des radiographies et topographies de surface sont acquises en position debout. L'acquisition des images radiographiques et des topographies de surface se fait de routine pour les patients en attente d'une chirurgie de scoliose à l'hôpital Ste-Justine, mais un protocole d'acquisitions des images RM a été rajouté. Cette acquisition vise à couvrir les niveaux thoraciques et lombaires du tronc, tout en permettant la visualisation des tissus mous ainsi que la distinction des vertèbres de façon à créer des correspondances avec les radiographies. Des séquences axiales de 12 mm de séparation sont acquises pour chacun des patients.

Dans un premier temps, une reconstruction 3D des vertèbres est obtenue à partir des tranches sagittales d'images RM (figure 3.1 étape 2). Cette reconstruction permet l'obtention d'un modèle articulé qui tient compte de la déformation de la colonne entre les postures couchée et debout afin d'obtenir un recalage préliminaire entre les images RM et les reconstructions radiographiques des vertèbres (figure 3.1 étape 3a). Ce modèle, décrit dans l'article 1, est utilisé pour modéliser la déformation de la colonne vertébrale suite au changement de posture entre les deux acquisitions. Le recalage des vertèbres thoraciques ainsi que lombaires est validé en calculant l'erreur cible (target registration error) entre des points de repère extraits à partir des corps vertébraux ainsi qu'en calculant la différence dans l'angle de Cobb entre les radiographies et les images RM recalées. De plus, l'évaluation de la posture est effectuée en comparant les angles de Cobb thoraciques et lombaires des postures debout et couchée. Un modèle moyen de la colonne vertébrale a été déduit à l'aide du

modèle articulé, et une visualisation tridimensionnelle confirme les résultats de comparaisons de la courbure des parties thoracique et lombaire de la colonne dans la position couchée comparative-ment à la position debout. Une validation additionnelle de la méthode de recalage présentée ici se trouve dans l'annexe A. Cette validation évalue l'alignement de toutes les vertèbres avant et après recalage, ceci en calculant le produit scalaire des normales des vertèbres.

Dans un deuxième temps, un recalage entre les images RM, RX et TP du tronc complet est effectué afin de construire un modèle géométrique complet du tronc d'un patient scoliotique. Tout d'abord, un recalage non-rigide à l'aide de splines plaque-minces entre les images TP et RX est guidé par des repères placés sur la surface du patient (figure 3.1 étape 3b). Une déformation non-rigide incorporant une contrainte de rigidité pour les vertèbres est ensuite appliquée aux images RM en tenant compte de la forme de la topographie de surface (figure 3.1 étapes 4 et 5). Cette méthode est décrite dans l'article 2. La qualité du recalage entre les images RM et TP est quantifiée avec l'indice DICE, qui mesure le niveau de chevauchement entre les tranches d'images RM et l'espace délimité par l'image TP. Cet indice varie entre 0 (aucun chevauchement) et 1 (chevauchement parfait). Le déterminant du Jacobien de la déformation suite au recalage est calculé afin de vérifier la continuité de la transformation.

Dans un troisième temps, le modèle géométrique d'un nouveau patient test est complété en incorporant les images RM d'un modèle générique. Le modèle générique est construit à l'aide de la méthode de recalage intra-patient. Celui-ci incorpore les images RM, RX et TP recalées du tronc complet. Un modèle personnalisé partiel est d'abord obtenu en recalant les images TP et les images RX du nouveau patient à l'aide d'une spline plaque-mince, donc la même méthode que dans le cas du recalage intra-patient (figure 3.2 étape 4a). Ensuite, les images RM faisant partie du modèle générique sont incorporées au modèle personnalisé partiel du patient à l'aide d'un recalage inter-patient entre les images RM du modèle générique et les images RX et TP du patient test (figure 3.2 étapes 4b et 5). L'indice DICE est aussi utilisé afin de mesurer le chevauchement entre les images RM obtenues suite au recalage inter-patient et les images TP du patient test. De plus, le chevauchement entre les images RM du modèle générique obtenues suite au recalage inter-patient et les images RM du patient test obtenues suite au recalage intra-patient est calculé.

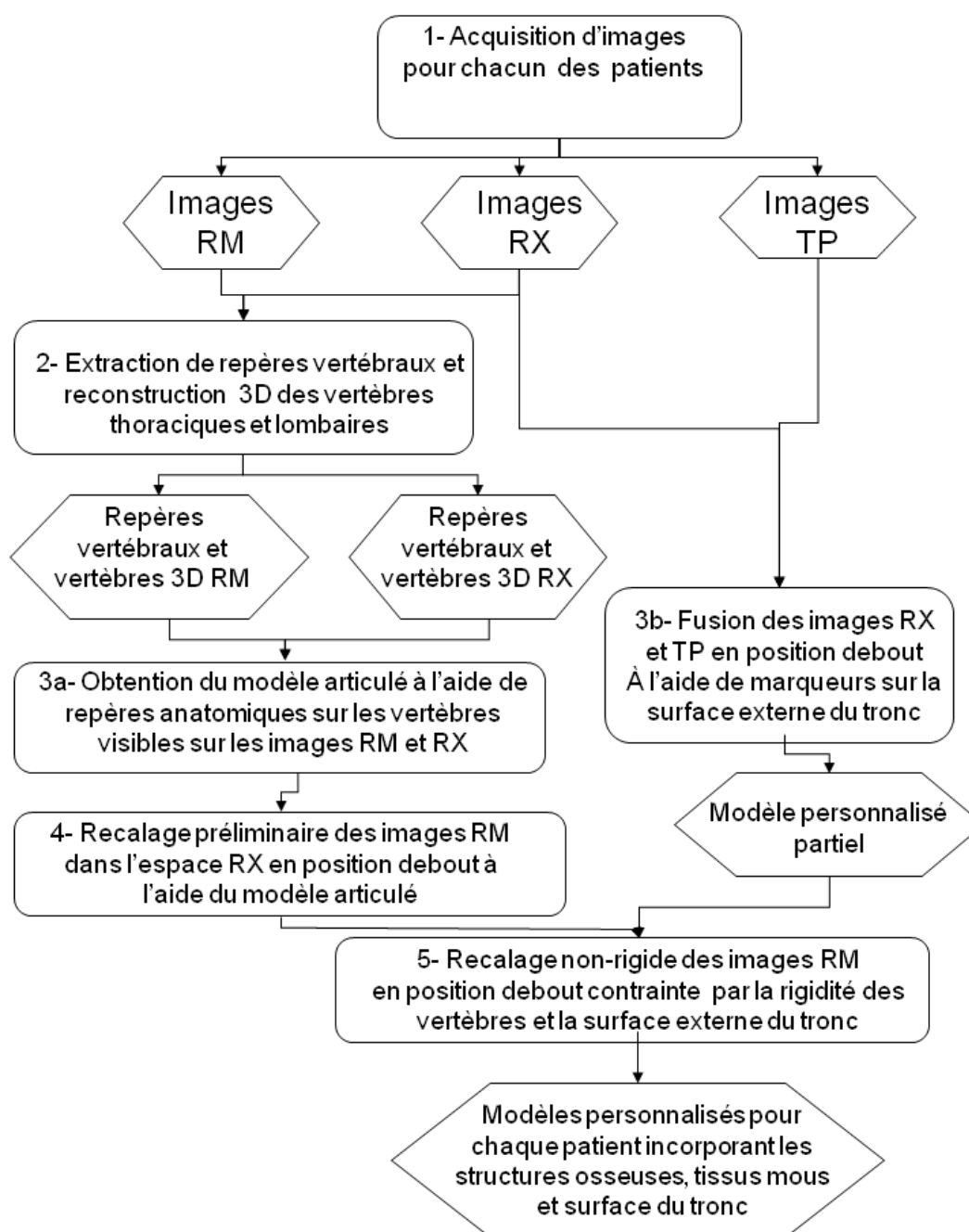


Figure 3.1 Schéma qui décrit les étapes nécessaires pour le recalage intra-patient de la surface du tronc, des structures osseuses et des tissus mous.

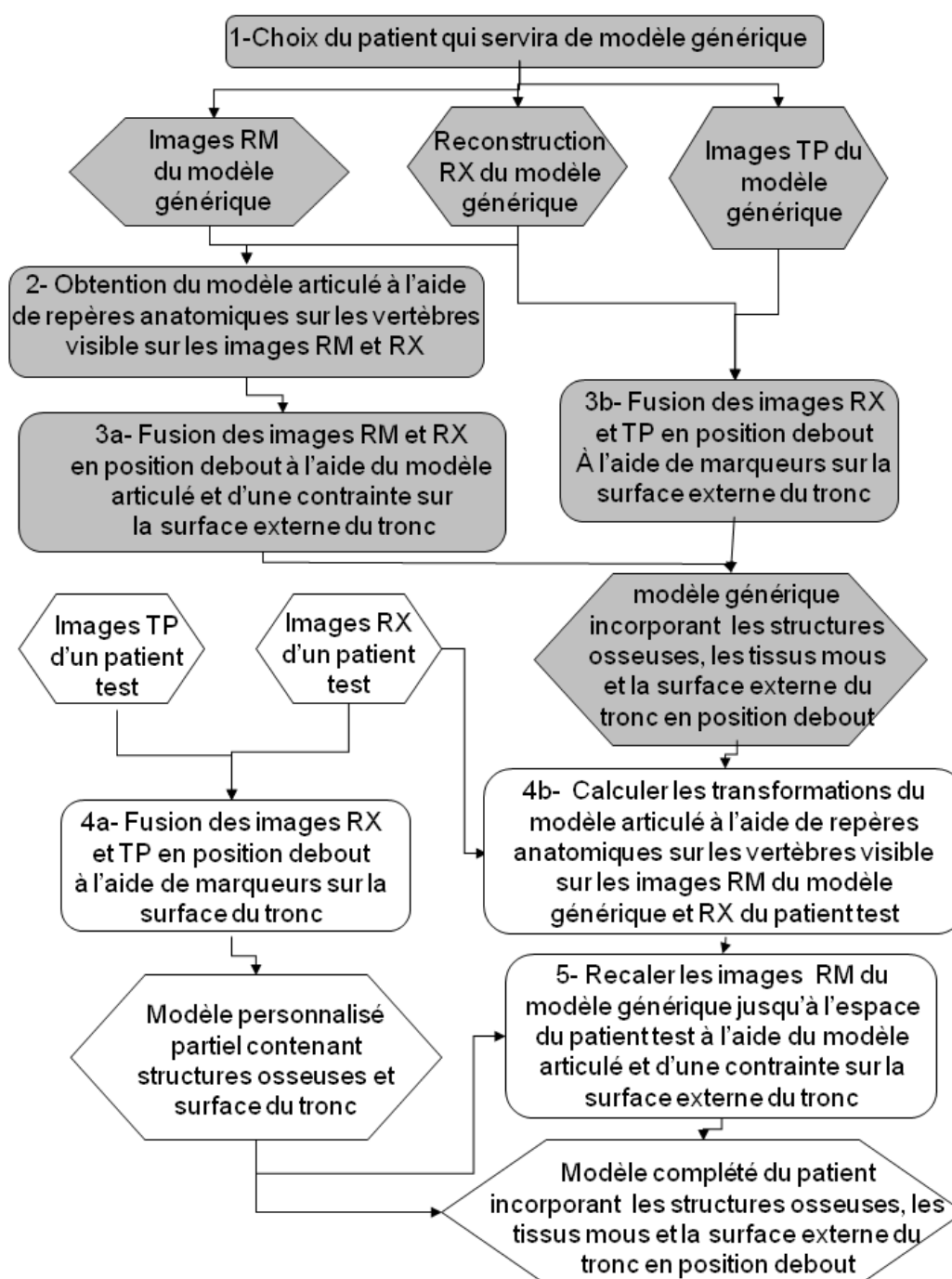


Figure 3.2 Schéma qui décrit les étapes nécessaires pour le recalage inter-patient de la surface du tronc, des structures osseuses et des tissus mous. Les étapes en gris sont nécessaires pour le modèle générique, et les étapes en blanc sont nécessaires pour compléter le modèle personnalisé.

CHAPITRE 4 : Article : 3D registration of MR and X-ray spine images using an Articulated model

Rola Harmouche¹, Farida Cheriet^{1,2}, Hubert Labelle², Jean Dansereau¹

1 : École Polytechnique de Montréal. 2500, chemin de Polytechnique, Montréal, H3T 1J4

2 : Hôpital Ste-Justine, 3175, Chemin de la Côte-Sainte-Catherine, Montréal H3T 1C5

4.1 Présentation

Cet article a été publié dans le journal : Computerised medical imaging and graphics (CMIG). Le but de cet article est de recalibrer les vertèbres extraites à partir d'images RM avec des vertèbres extraites à partir d'images RX pour des patients scoliotiques, en tenant compte des déformations non-rigides due au changement de posture entre ces deux modalités. À ces fins, une méthode de recalage à l'aide d'un modèle articulé est proposée. Cette méthode a été comparée avec un recalage rigide en calculant l'erreur sur des points de repère, ainsi qu'en calculant la différence entre l'angle de Cobb avant et après recalage. Une validation additionnelle de la méthode de recalage présentée ici se trouve dans l'annexe A. Ce travail servira de première étape dans la fusion des images RM, RX et TP du tronc complet. Donc, cet article vérifie l'hypothèse 1 décrite dans la section 3.2.1.

4.2 Abstract

This paper presents a magnetic resonance image (MRI)/X-ray spine registration method that compensates for the change in the curvature of the spine between standing and prone positions for scoliotic patients. MRIs in prone position and X-rays in standing position are acquired for 14 patients with scoliosis. The 3D reconstructions of the spine are then aligned using an articulated model which calculates intervertebral transformations. Results show significant decrease in registration error when the proposed articulated model is compared with rigid registration. The method can be used as a basis for full body MRI/X-ray registration incorporating soft tissues for surgical simulation.

4.3 Introduction

Idiopathic scoliosis is a disease of unknown cause characterized by a complex three-dimensional curvature of the spine with onset most often discovered during puberty [2]. Scoliosis affects 5.1% of adolescent girls and 3.5% of adolescent boys, with the more severe cases requiring treatment being

girls [3]. Curvature measures are usually obtained from standing X-rays on which the skeletal structures are visible. The spinal deviation in turn affects the external appearance of a scoliotic patient, which is usually characterized by a lateral trunk asymmetry and or a rib hump. Such external deformations are often aesthetically undesirable for patients and can cause psychological problems. In more severe cases, the spinal curvature can affect the physical functioning of the patient with symptoms such as chronic back problems or pulmonary problems [4]. For less severe cases, a brace can be worn in order to limit the progression of the spinal deformation. When the spinal curvature is very pronounced surgery is necessary in order to correct some of the undesirable deformation. However, the effects of treatment on the external shape of the trunk cannot be predicted prior to treatment completion. A simulator was recently developed using physical models in order to simulate the effects of treatment on the external shape of the trunk [7]. Promising results were obtained, though tissue characteristics were empirically modeled due to lack of patient-specific information. A complete model of the patient trunk, which would incorporate both spine and soft tissue information, would allow for a more precise propagation of the surgical correction from the spine to the external shape of the trunk. This can lead to a better prediction of the surgical outcome. Such a model would require fusion of soft tissue information, typically obtained from MRIs in prone position, and spine information, typically obtained from X-rays in standing position. Spine information is extracted from X-rays for several reasons : Although vertebral bodies can be extracted from MRI data, low image resolution does not allow for proper localization of pedicles. In addition, soft tissues from MRI data will only be acquired for a generic model, as they are not part of the clinical protocol for pre-surgical scoliosis patients due to prolonged acquisition times. X-rays on the other hand are routinely acquired. Finally, a patient-specific model of the spine is required in standing position as this would reflect the true extent of the curvature of the spine. A representation of the spine in standing position is only available from X-ray images. Thus, this paper registers MRI and X-ray spine images of scoliotic patients in order to compensate for the postural differences, as a first step towards full body registration.

4.3.1 Related Work

Previous works on on MRI/X-ray registration were applied to interventional imaging [84, 85, 86], angiographic imaging [87, 88, 89, 90, 91, 92, 93], cerebral[93, 94, 86, 95], cardiac and cardiovascular imaging[96, 97, 98, 99, 100, 101], and several other fields [102, 103, 104, 105, 106, 107]. A detailed review of MRI/X-ray and other 2D/3D registration techniques can be found in [108]. Methodologies used in such applications cannot be directly applied to registration of the spine due to the difference in stiffness characteristics between the vertebrae and the anatomical structures studied in the above mentioned works.

Considerably less work has been done on MRI/X-ray registration of the spine in particular. Van

de Kraats et al. [34] registered MRI to X-ray data using fiducials manually placed on cadaveric data. The placement of fiducials is not realistic in real patient data. Tomazevic et al. [109] rigidly registered 2D X-ray images to CT and MRI data of lumbar vertebrae obtained from a cadaver. They used a novel criterion function in order to evaluate a match between normals to the surface and corresponding back-projected intensity gradients of X-ray images. Fiducials considered as a gold standard were used for validation purposes. The method assumed that surfaces of bony structures were extracted preoperatively from CT or MR images. In later work [35], they used a novel similarity measure based on mutual information in order to rigidly register a series of 2D X-ray images to CT and MRI data. Although as little as 1 X-ray image was used for X-ray/CT registration, 9 X-ray images were required per patient for X-ray/MRI registration, which is not possible to acquire in normal clinical settings due to radiation issues. Van de Kraats et al. [110] used multispectral MRI in order to generate CT-like data for rigid registration of cadaveric vertebral bodies with X-ray images. A mapping function from MR to simulated CT was obtained using training data. Results showed an improvement when compared to direct use of MRI data. Markelj et al. [111, 112] used as little as 2 2D X-rays in order to perform rigid MRI/X-ray registration on the same data as in [110]. They did so by matching 3D gradients of 3D images to 3D gradients coarsely reconstructed from 2D X-ray images. The advantage of this method is that it did not require segmentation.

The difference in posture between the standing position in which the X-rays are acquired and the prone position in which the MRIs are acquired, which has been demonstrated in [38], causes a non-linear deformation in the shape of the spine between the two image modalities being registered. Thus, purely rigid registration techniques are not applicable as they are unable to compensate for this change in posture. Furthermore, with the knowledge that the vertebrae themselves are rigid structures, non-rigid registration algorithms might deform them in a manner that does not reflect their physical properties, and are thus unsuitable for the current application. For example, we have previously shown how a thin-plate splines registration of a vertebra erroneously changes its shape [113]. In order to take into account the rigid nature of vertebrae and the non-rigid deformations that occur in the spine, Little et al. [41] registered 2D MRI images of the head and neck of the same patient in two different postures by registering soft tissue using modified thin-plate splines. The modified thin-plate spline formulation allowed segmented vertebral structures to be constrained to rigid deformations by setting the non-rigid component to 0. Similar work was done by Rohr [42], requiring only a few corresponding points instead of full segmentation of the rigid structures. These methods did not however register MRI and X-ray data, nor did they model the deformations that are due to differences in posture. Our team has recently developed an articulated model representation for the spine using X-ray data but did not use it for registration purposes [73]. This model was used by Kadoury et al. [76] in order to register a preoperative reconstructed X-ray personalized model to the intraoperative CT data of a scoliotic surgical patient. The work in [76] optimized an

energy function using Markov random fields which required significant computation time. Such a model, consisting exclusively of vertebral information, did not provide soft tissue information. In addition, acquiring CT scans for the entire trunk of a patient is not feasible due to radiation issues. MR images on the other hand are non-invasive and contain soft tissue information required to build a more complete patient model which can be useful for surgical planning.

4.3.2 Overview of the method

This paper proposes the use of articulated models for a three dimensional registration of the spine using X-ray reconstructions in standing position and MRI 3D reconstructions in supine position to compensate for the effect of postural differences on the curvature of the spine. Taking into account the vertebrae's physical characteristics, they are modeled as rigid bodies, and inter-vertebral rigid transformations are calculated using local vertebral coordinate systems. The overall transformation between the vertebrae extracted from the two image modalities is calculated by finding the transformation between world coordinates and the vertebrae's local coordinate systems. The method is fast since a closed form solution is obtained, thus requiring no optimization in the registration process, as will be seen in the results section. The methodology and preliminary results have been presented in [113] with only five patients. In the present work, the proposed method is compared to rigid registration using 14 patients with scoliosis and the target registration error between landmarks is calculated. The additional patient data also allows us to perform a more elaborate validation. The variability of manual MRI landmark localization is assessed by comparing two manual landmark localizations for each of seven patients. Also, in order to provide more clinically significant results, Cobb angles are calculated for each patient before and after registration using our proposed method and compared to rigid registration. Finally, the shape of the spine is analyzed in standing and supine postures using average Cobb angles over the entire dataset. In addition, average spine models for the MRI and X-ray data are compared using statistical model analysis in order to show general curvature differences. Such an analysis sheds light onto the postural corrections required for registration, and can be useful during surgical planning.

This article is organized as follows : Section 4.4 describes the proposed articulated model registration framework, the experimental setup, and the methods used to validate our work. The results of the proposed method are shown in section 5.5, followed by a conclusion in section 5.6.

4.4 Materials and methods

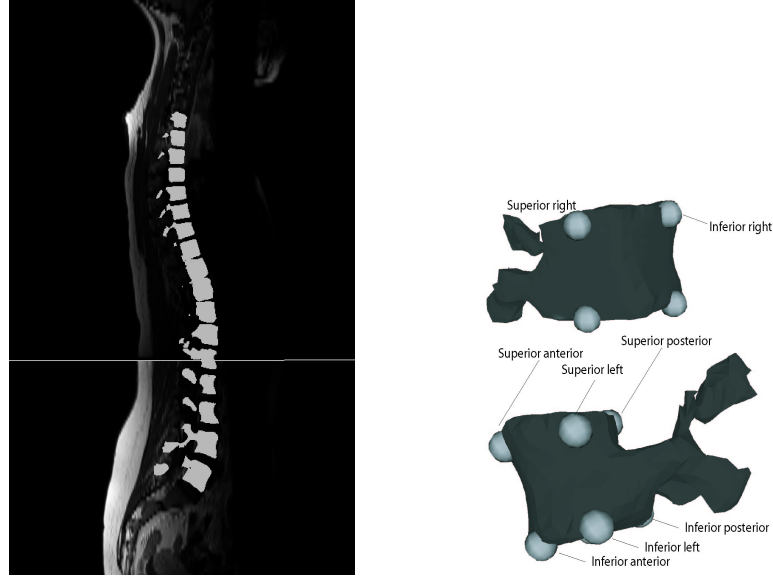
In this section, the methodology used for the registration is outlined. First, MRI and X-ray data are acquired and the vertebrae are reconstructed in 3D (section 4.4.1). Then, an articulated model is obtained by calculating local inter-vertebral transformations. This model is used for the

registration of the X-ray and MRI spine model (section 4.4.2). Finally, the validation methods are presented (section 4.4.3). First, the target registration error and Cobb angle measurements are used in order to evaluate the proposed registration framework. Then, an analysis of the shape of the spine in standing and supine postures is performed using Cobb angle measurements and average spine models.

4.4.1 Data acquisition

MRI and X-ray data available at Ste-Justine hospital in Montreal from 14 patients with scoliosis and awaiting surgery were used for this study (average postero-anterior Cobb angle in standing position is 45.99 for the thoracic area and 44.51 for the lumbar area). In order to generate a 3D model of the spine from MRI data, T1-weighted MRI images are acquired using a Siemens Symphony system (1.5 Tesla, TR/TE = 771/15, 704x704, 350 FOV). Sagittal slices of 0.5mm by 0.5mm in-plane resolution and 3mm thickness are acquired with a 3.6mm separation between slices. The 3D shape of the seventeen thoracic and lumbar vertebrae is manually segmented from these images (figure 4.1(a)) and eight landmark points are manually labelled on each vertebra using TomoVision's SliceOmatic software. These eight landmarks per vertebra will be used to generate the articulated model. For all MRI data, landmarks are placed on the left, right, posterior and anterior corners of the inferior and superior end plates of the vertebral body for all thoracic and lumbar vertebrae (figure 4.1(a)). Landmarks were chosen to be on the vertebral bodies as the pedicles are more difficult to distinguish on the MRI due to the resolution.

In order to generate a 3D model of the spine for a patient from X-ray data, six landmarks manually identified on each vertebra by experts on both biplanar radiographs (Postero-anterior and lateral) are used to generate 3D landmark points representing the vertebral column. The directions of the radiographs were chosen to optimize the reconstruction process [15]. The landmarks are placed on the centers of the superior and inferior plates of the vertebral bodies, and below and above the left and right pedicles. These landmarks are consistently chosen for X-rays at Ste-Justine Hospital due to good landmark visibility [114]. The 3D position of the points is obtained using a stereoradiography 3D reconstruction method [15]. The obtained landmarks are used to map a generic vertebral dictionary onto the patient space using free-form deformations. The dictionary consists of a geometric representation of vertebral surfaces obtained from a cadaveric specimen [115]. For all X-ray data, the same six landmarks that are used in order to generate the 3D vertebral model are also used in order to generate the articulated model. The method thus allows the flexibility of using different landmarks on each modality and can be adapted for use without manual intervention, provided automatic vertebral segmentation methods are applied.



(a) MRI image and extracted vertebrae (b) Landmarks on vertebrae

Figure 4.1 3D reconstruction of vertebrae from MRI sagittal slices along with manually labeled landmarks on each of the vertebrae.

4.4.2 Articulated model registration

The vertebrae reconstructed from the MRI data are aligned with those of the X-ray data using the articulated model proposed by Boisvert et al. [73], which models the spine as a series of local inter-vertebral rigid transformations (figure 4.2). First, for each patient, the intervertebral transformations are computed for each of the vertebrae for the MRI and X-ray data separately. In order to calculate the inter-vertebral transformation $T_{i,i+1}$ from vertebra V_i to the consecutive vertebra V_{i+1} , a local coordinate system is defined for each vertebra using the landmarks obtained in the previous section and in the following manner : The 3D coordinates of landmarks on each vertebra are used to find the center of the local vertebral coordinate system. The z-axis is defined as passing through the center from inferior to the superior end of the vertebra, the y-axis from left to right, and the x-axis from posterior to anterior. The Gram Schmidt algorithm is then used to construct an orthogonal basis from these axis forming the local coordinate systems. The intervertebral transformation matrices are then calculated as rigid transformations between the local coordinate systems of two consecutive vertebrae. The position and orientation of the first vertebra is defined using the transformation between the absolute world coordinate system and the first vertebra's local coordinate system ($T_{0,1}$).

Second, the overall transformation $T_{0,i}$ between the world coordinates and the i th vertebra for the MRI ($T_{0,i_{MRI}}$) and the X-ray ($T_{0,i_{X-ray}}$) can be defined as the composition of the local inter-

vertebral transformations with the global transformation of the first vertebra in the following manner :

$$\begin{aligned} T_{0,i_{MRI}} &= T_{i-1,i_{MRI}} \circ T_{i-2,i-1_{MRI}} \circ T_{i-3,i-2_{MRI}} \circ \dots \circ T_{1,2_{MRI}} \circ T_{0,1_{MRI}}, \\ T_{0,i_{X-ray}} &= T_{i-1,i_{X-ray}} \circ T_{i-2,i-1_{X-ray}} \circ T_{i-3,i-2_{X-ray}} \circ \dots \circ T_{1,2_{X-ray}} \circ T_{0,1_{X-ray}}. \end{aligned} \quad (4.1)$$

In practice, for the sake of simplicity, we calculated one overall transformation per vertebra by obtaining the rigid transformation between the absolute world coordinate system and the local coordinate system of each of the vertebrae directly. This also avoids the accumulation of errors caused by the multiplication of numerous local transformations. Finally, in order to register any vertebra i on the MRI image V_{i-MRI} to its corresponding vertebra on the X-ray data $V_{i-X-ray}$, the inverse of the transformation from the absolute world coordinates $T_{0,i_{MRI}}$ is first applied, followed by the transformation from absolute world coordinates to $V_{i-X-ray}$:

$$T_{i-MRI-X-ray} = T_{0,i_{X-ray}} \circ T_{0,i_{MRI}}^{-1}. \quad (4.2)$$

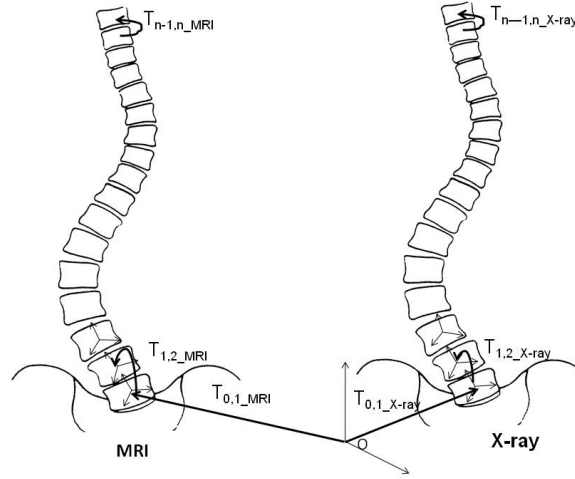


Figure 4.2 Local and global transformations forming the articulated model required to align MRI onto X-ray vertebrae. The local transformations are defined from vertebra V_i to the consecutive vertebra V_{i+1} . The global transformation from world coordinates to the first vertebra is defined as $T_{0,i}$

4.4.3 Validation

Registration error

In order to provide a quantitative validation of the registration method, corresponding points are obtained from the MRI and X-ray vertebrae. Since the 6 landmarks per vertebra extracted from the X-ray data for registration purposes are different from the 8 landmarks per vertebra extracted from the MRI data, points corresponding to the 8 landmarks per vertebra extracted from the MRI data are inferred from the X-ray reconstructions. Rigid registration is performed by minimizing the least squares distance, using the method in [116] as implemented in the Visualization toolkit by Kitware (<http://www.vtk.org/>). Half of the 8 landmarks per vertebra that are extracted from the MRI and X-ray data for validation purposes are used for the rigid registration, resulting in 68 landmarks per patient over the entire spine. The remaining half of the corresponding points is used to calculate the target registration error (TRE) for both our proposed articulated model method and rigid registration for the lumbar and thoracic portions of the spine. The TRE is defined as the Euclidean distance in mm between the X-ray and registered MRI corresponding points. This is done in order to verify whether this error is decreased when using the proposed method thus signifying better alignment. Errors are reported for the thoracic and the lumbar parts of the spine separately in order to assess in which part our proposed method brings the greatest improvement.

Also, in order to provide more clinically meaningful results, the degree of the curvature of the spine is measured on the reconstructed data using Cobb angles [117] for the thoracic and lumbar areas separately. This angle is measured between 2 inflection points of the vertebral column. The intersecting lines forming the angle are parallel to the superior plate of the superior vertebra and the inferior plate of the inferior vertebra. Cobb angles in the Postero-anterior and lateral views are calculated for both the thoracic and lumbar areas of the spine. Cobb angle discrepancies that are larger than 5° are considered as significant in clinical practice as the Cobb measurement error from radiographs has been calculated to be slightly below 5° [11].

Finally, in order to verify the intra-rater reproducibility of localization of the MRI landmarks, we relabeled 7 randomly chosen patients. The number of patients is chosen in order to satisfy statistical significance requirements (7 patients is equivalent to 119 vertebral bodies and 952 landmarks tested). Thus, the same 8 landmarks used for obtaining the articulated model were manually obtained a second time for each vertebra of each of the 7 patients, giving us two sets of landmarks for each patient. The reproducibility is tested in two ways : First, the Euclidean distance between the two sets of landmarks is calculated. Second, in order to test the effect of landmark localization variability on the calculation of the vertebral transformations, we calculate, for each of the 17 vertebrae, the Euclidean distance between the centroids obtained using each of the two sets of landmarks. The norm of the difference between the MRI global transformations obtained using each of

the two sets of landmarks is also calculated for each vertebra. Mean and standard deviation values are presented.

Average spine shape model

In order to assess the shape of the spine in supine and standing postures, average Cobb angles are calculated separately for the thoracic and lumbar portions of the spine. Angles obtained from the supine posture are compared to those obtained from the standing posture in order to assess whether significant differences in curvature occur between the two postures. To this end, paired T-tests are calculated between the Cobb angles of standing and supine postures, with statistical significance differences in posture set at $p < 0.05$. Larger angle discrepancies between both modalities are indicative of bigger curvature changes of the spine between the two postures (when the patient is lying down (MRI) as opposed to standing up (X-ray)).

Furthermore, the variability of the spine shape is obtained using statistics on the position and the orientation of the vertebrae. We would like to define spine shapes using a common model. This would allow us to better compare patients or groups of patients. Boisvert et al. [73] presented a method to create statistical shape models built from articulated spine shapes in order to analyze deformations of the spine resulting from orthopaedic treatments. These statistical models are used in our case in order to analyze the shape of the spine obtained from X-ray and MRI data using rigid and articulated model registration. This non-quantitative assessment allows us to visualize the difference in the shape of the spine in supine and standing postures for every vertebra, and to see the effects of registration on compensating for postural differences. The spine shape model along with the average Cobb angles provide more insights on postural compensation for both registration and surgical planning.

The variability of the spine shapes is evaluated by calculating an average spine shape for each of the two postures : Standing and supine. First, for each patient, an absolute representation of each vertebra is obtained as a position and an orientation relative to the world coordinate system. This is done for each of the postures using the idea of composition of the intervertebral transformations, represented by transformation matrices, as described in section 4.4.2. The representation of transformations is then obtained as a rotation matrix R and a translation vector t ($T = \{R, t\}$). Since conventional statistics don't apply on vectors, and rigid transformation belong to a Riemannian manifold, the average representation of each of the vertebral levels of the X-ray (standing) and MRI (supine) data are obtained using a generalization of the mean called the Fréchet mean μ . For a given distance, the Fréchet mean is defined as the element of a Riemannian manifold M that minimizes the sum of the distances d with a set of elements $x_0 \dots x_N$ of the same manifold [?] :

$$\mu = \operatorname{argmin}_{x \in M} \sum_{i=0}^N d(x, x_i)^2 \quad (4.3)$$

The mean spine shape deformations between the two postures are observed by looking at the differences between the X-ray (standing) and MRI (supine) average models.

4.5 Results

This section will first show quantitative results in terms of target registration error (TRE) and Cobb angle discrepancies of the registered spine between MRI and X-ray using rigid and articulated model registration. Intra-rater variability of the MRI landmark localization is also presented. Following that, the resulting average spine model will be shown.

4.5.1 Registration results

Table 4.1 shows the quantitative target registration error in *mm* for this study. A significant decrease in the registration error can be seen for each of the 14 patients used in this study when our proposed method is used compared to rigid registration. The results are then assessed for the thoracic and lumbar areas separately. When compared with rigid registration, the target registration error upon use of the proposed method is decreased from $10.75 \pm 4.20\text{mm}$ to $4.17 \pm 1.03\text{mm}$ overall, from $9.32 \pm 3.58\text{mm}$ to $3.91 \pm 0.94\text{mm}$ in the thoracic area, and from $13.98 \pm 6.39\text{mm}$ to $4.80 \pm 1.60\text{mm}$ in the lumbar area of the spine. Registration errors are generally higher in the lumbar area for all patients. Our method also has the advantage of being fast : The vertebral transformations are calculated in 1.585 ± 0.081 seconds per patient using Matlab on an Intel Core i5 machine (average of 5 runs per patient for 7 patients).

Figure 4.3 reports on thoracic and lumbar Cobb angles calculated in lateral view on X-ray and registered MRI data. For both areas of the spine, the Cobb angles calculated on MRIs registered using our proposed articulated model method are nearly identical to X-ray angles. This is not the case when X-ray and rigidly registered MRIs are compared, where Cobb angles differ considerably. The mean Cobb angle discrepancy between the X-rays and the rigidly registered MRIs is $11.98 \pm 8.65^\circ$ in the thoracic area and $20.31 \pm 13.61^\circ$ in the lumbar area, whereas the differences between the xrays and the MRI registered with the articulated model are $0.06 \pm 0.23^\circ$ in the thoracic area and $0.04 \pm 0.14^\circ$ in the lumbar area. These discrepancies for the proposed method are considerably below 5° , an error value deemed acceptable in clinical settings as mentioned in section 4.4.3.

Similar results have been found in postero-anterior view (Figure 4.4) : The mean Cobb angle discrepancy between the X-rays and the rigidly registered MRIs is $14.03 \pm 18.4^\circ$ in the thoracic area and $11.38 \pm 8.79^\circ$ in the lumbar area, whereas the differences between the xrays and the MRI

Tableau 4.1 Target registration errors in mm for rigid registration and for the proposed articulated model registration (articulated).

Case	Overall rigid	Overall articulated	thoracic rigid	thoracic articulated	lumbar rigid	lumbar articulated
01	9.04	4.60	8.03	3.95	11.46	6.17
02	8.12	3.17	6.54	3.00	11.91	3.58
03	13.63	4.63	12.79	4.81	15.63	4.20
04	4.45	2.52	3.78	2.30	6.09	3.07
05	6.42	4.22	5.40	4.07	8.84	4.57
06	8.30	5.52	6.34	4.47	13.00	8.05
07	9.86	5.88	8.83	5.05	12.30	7.88
08	11.32	3.90	10.37	3.66	13.6	4.49
09	15.49	5.19	13.7	4.80	19.78	6.12
10	8.48	3.75	7.99	3.49	9.64	4.39
11	10.09	4.42	7.98	4.71	5.14	3.72
12	10.89	4.25	9.94	4.38	13.18	3.95
13	21.73	2.24	17.49	1.97	31.88	2.86
14	10.98	4.53	10.00	4.09	13.33	5.58
mean	10.75	4.17	9.31	3.90	13.41	4.80

registered with the articulated model are $0.02 \pm 0.08^\circ$ in the thoracic area and $0.07 \pm 0.19^\circ$ in the lumbar area.

Table 4.2 presents the landmark localization variability obtained for 7 of the 14 patients. The average difference in localization between the two sets of manual labels is of $3.17 \pm 3.3mm$. This difference is lower than the registration error using the articulated model; though the standard deviation is considerably higher. The variability is decreased when the vertebral centroids are calculated from the two sets of landmarks. The average distance between each of the centroids of the two sets of landmarks is $1.57 \pm 1.13mm$. This value is important as the centroids are used instead of the individual landmarks for the articulated model registration. The average norm of the difference in vertebral transformations is 2.12 ± 0.98 . A norm of 1 signifies that the identity matrix is obtained.

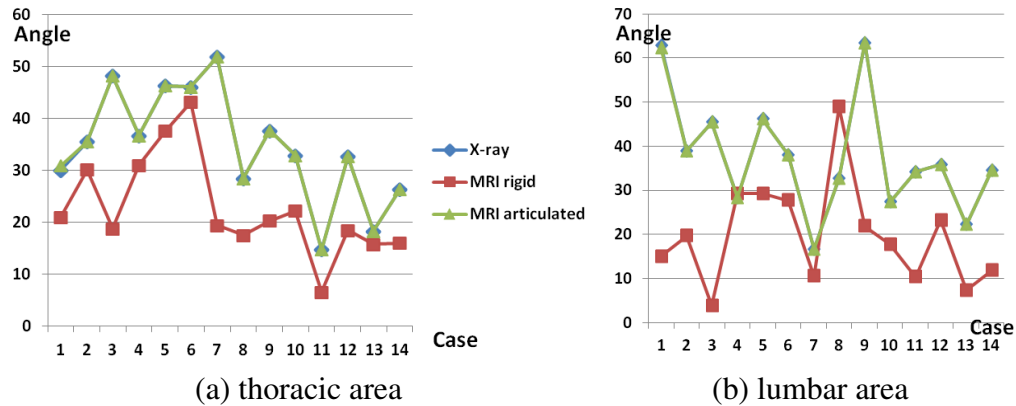


Figure 4.3 Cobb angles calculated in lateral view on thoracic and lumbar areas of the spine for the X-ray, rigidly registered MRI (MRI rigid), and MRI registered using the proposed articulated model method (MRI articulated). The average values for the thoracic area are 34.67° , 22.68° and 34.74° for the X-ray, MRI rigid, and MRI articulated registrations, respectively. The average values for the lumbar area are 37.60° , 19.73° and 37.56° for the X-ray, MRI rigid, and MRI articulated registrations, respectively.

Tableau 4.2 Landmark localization variability (Euclidian distance in mm) for each of seven patients tested. The variability of the vertebral centroids obtained from each set of landmarks is also shown (Average variability for the 17 vertebrae per patient). The norm of the difference in resulting vertebral transformations is also presented. (Average norm for the 17 vertebrae per patient).

Case	landmark Euclidian distance	centroid Euclidian distance	norm of transformation difference
01	3.95	2.01	2.45
02	3.14	1.42	1.95
04	2.07	0.94	1.59
06	4.38	1.44	2.00
08	3.76	2.63	3.07
10	2.18	1.44	1.99
13	2.7	1.14	1.77
mean	3.17	1.57	2.12

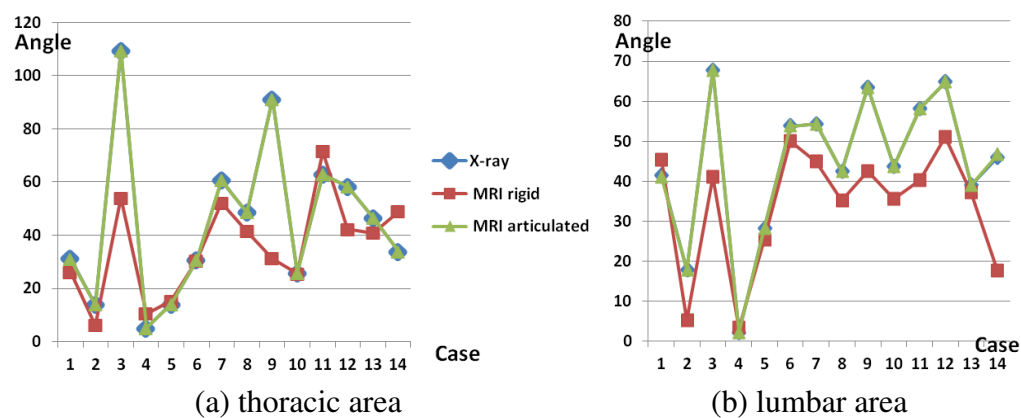


Figure 4.4 Cobb angles calculated in postero-anterior view on thoracic and lumbar areas of the spine for the X-ray, rigidly registered MRI (MRI rigid), and MRI registered using the proposed articulated model method (MRI articulated). The average values for the thoracic area are 45.99° , 35.43° and 45.14° for the X-ray, MRI rigid, and MRI articulated registrations, respectively. The average values for the lumbar area are 44.51° , 33.85° and 44.53° for the X-ray, MRI rigid, and MRI articulated registrations, respectively.

4.5.2 Average spine shape model

The Cobb angles presented for both the postero-anterior and the lateral view in both the thoracic and lumbar areas are generally smaller in prone position as opposed to standing position ; which agrees with the hypothesis that the spine's curvature is less prominent when the patient is lying down. In the lateral view, for the thoracic area, the average Cobb angle is 22.68° in prone position and 34.67° in standing position. For the lumbar area in the same view, the average Cobb angle is 19.73° in prone position and 37.60° in standing position. Paired T-tests show statistical significance between the Cobb angles of both postures in postero-anterior view ($p < 0.01$ for the thoracic and $p < 0.01$ for the lumbar areas).

Similar results are obtained in the postero-anterior view : the average Cobb angle is 35.43° in prone position and 45.16° in standing position. For the lumbar area in the same view, the average Cobb angle is 33.84° in prone position and 44.53° in standing position. Paired T-tests for the postero-anterior view show a statistically significant difference between the Cobb angles of the lumbar area ($p < 0.01$) but no significant difference in the thoracic area($p = 0.05$).

Figure A.3 shows the average (mean) axis for each of the thoracic and lumbar levels for the X-ray and MRI vertebrae using rigid and articulated model registration. Note that since only one global rigid transformation is applied for the whole spine in the case of rigid registration, the shapes of the pre-registered and rigidly registered MRI spines are inherently identical. Thus, only the rigidly-registered average MRI spine was displayed. The average rigidly-registered MRI and X-ray axis appear to be different. However, the X-ray and articulated model registered MRI axes show a lot of similarity. This visual assessment also shows that the spine seems to be less curved in prone position (position in which the MRI was acquired), with both lumbar and thoracic curvatures being smaller when compared to the average model computed in standing position. The results in this section confirm previous claims that the curvature of the spine is generally smaller when the patient is lying down. They also confirm that the shape of the spine is significantly different in both postures, and that the articulated model presented here can be used to compensate for these differences, whether during MRI/X-ray registration or surgical planning.

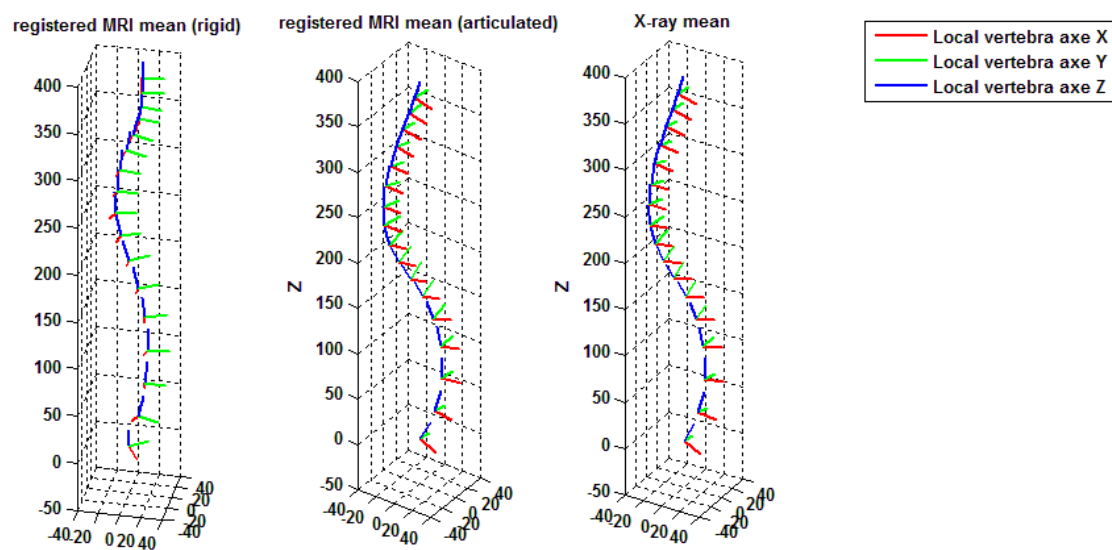


Figure 4.5 Mean vertebral axis for the rigidly registered MRI (left), the MRI registered using the articulated model (middle), and the X-ray data (right) for the 14 patients. Lumbar and thoracic vertebrae are considered in this study.

4.6 Discussion and conclusions

This paper described a closed form solution for the registration of two 3D reconstructions of the spine of patients with scoliosis - one obtained from X-ray images and the other one obtained from MR images - in order to compensate for spine shape differences between standing and prone postures. The proposed method uses an articulated model consisting of a series of rigid transformations, taking into account inter-vertebral transformations and thus providing a more accurate representation of the movement of the vertebral column when compared to rigid registration. The method also takes into account bone rigidity providing a more realistic deformation model when compared to non-rigid registration techniques.

Results show a decrease in the overall target registration error and a better Cobb angle correspondence when using the proposed method compared to simple rigid registration, and no significant difference in error between the thoracic and the lumbar area. Also, The Cobb angle errors obtained using our method were below the clinically accepted 5 degrees. These angles were generally smaller when the patient is lying down, proving the hypothesis that the spine loses its curvature in that position. Visual inspection of the mean shape of the spine in the 2 postures also shows that the spine has a higher curvature in standing position, and that the curvature difference is rectified following registration using the proposed method.

Since the landmark extraction is done in most part manually and the extraction process is different in the two modalities, landmark localization errors are to be expected. In the case of the X-ray reconstruction, the localization error has been previously calculated to be around $2.1 \pm 1.5mm$ [38]. We have calculated the landmark localization intra-rater variability in the case of the MRIs to $3.17 \pm 3.3mm$. It should be noted though that the localization error is mitigated by an averaging done when calculating centroids. This was demonstrated as the average variability decreased to $1.57 \pm 1.13mm$ when centroids were used instead of landmarks. The automation of landmark extraction would greatly improve the multimodal registration in addition to increasing consistency and reproducibility. We plan to use readily available automated methods in the future for the segmentation of the vertebrae and the extraction of landmarks. Those methods have been developed by Chevrefils et al. and Kadoury et al [118, 119] for the MRI and X-ray vertebrae, respectively. We also plan to eliminate the need for landmark localization in our registration framework, as our method allows for the use of higher order primitives (such as the use vertebral bodies themselves) in order to calculate the center and direction of each vertebra.

The registration of the spine serves as a preliminary step towards the construction of a geometric model of the torso of patients with scoliosis combining musculo-skeletal information along with the surface topography of the torso. In order to account for the postural change, vertebral structures will be used to register each MRI slice using the articulated model developed in this work. The

soft tissue will be confined to the volume delimited by the trunk and bone surfaces using non-rigid registration techniques, with the articulated model as an initial registration step. A patient-specific model can be obtained by registering MRI of the generic model to the X-ray and TP data of the specific patient using the same techniques as for the generic model. The resulting 3D model can then be incorporated into the simulator that is currently under development. The physical properties of the soft tissues can then be obtained and used in order to propagate the surgical correction from the spine onto the external surface of the patient's trunk. This would allow further studies in treatment techniques which would best benefit patients and improve their quality of life. Little work has been done in this field so far, and no other method registers MRI to X-ray data that can be acquired in a clinical setting. The present framework will allow us to compensate for the changes in spinal shape when building the full body model in standing position.

CHAPITRE 5 : Article : Multimodal image registration of the scoliotic torso for surgical planning

Rola Harmouche¹, Farida Cheriet^{1,2}, Hubert Labelle², Jean Dansereau¹

1 : École Polytechnique de Montréal. 2500, chemin de Polytechnique, Montréal, H3T 1J4

2 : Hôpital Ste-Justine, 3175, Chemin de la Côte-Sainte-Catherine, Montréal H3T 1C5

5.1 Présentation

Cet article est sous presse dans le journal : BMC Medical Imaging. Le but de ce présent travail est d'effectuer un recalage entre les images RX, TP et RM d'un patient scoliotique en tenant compte des contraintes de rigidité des différentes structures. Ce travail servira pour obtenir un modèle du tronc complet qui incorpore les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc. Donc, cet article vérifie l'hypothèse 2 décrite dans la section 3.2.2.

5.2 Abstract

5.2.1 Background

This paper presents a method that registers MRIs acquired in prone position, with surface topography (TP) and X-ray reconstructions acquired in standing position, in order to obtain a 3D representation of a human torso incorporating the external surface, bone structures, and soft tissues.

5.2.2 Methods

TP and X-ray data are registered using landmarks. Bone structures are used to register each MRI slice using an articulated model, and the soft tissue is confined to the volume delimited by the trunk and bone surfaces using a constrained thin-plate spline.

5.2.3 Results

The method is tested on 3 pre-surgical patients with scoliosis and shows a significant improvement, qualitatively and using the Dice similarity coefficient, in fitting the MRI into the standing patient model when compared to rigid and articulated model registration. The determinant of the Jacobian of the registration deformation shows higher variations in the deformation in areas closer to the surface of the torso.

5.2.4 Conclusions

The novel, resulting 3D full torso model can provide a more complete representation of patient geometry to be incorporated in surgical simulators under development that aim at predicting the effect of scoliosis surgery on the external appearance of the patient's torso.

5.3 Background

Idiopathic scoliosis is a disease characterized by a complex three-dimensional curvature of the spine and the rib cage ; these internal curvatures are externally manifest as a lateral trunk asymmetry and/or a rib hump. Such external deformations are often aesthetically undesirable for patients and can cause psychological problems, and in more severe cases, chronic back problems or pulmonary problems [4]. Treatments aim at slowing down the curvature progression or at correcting some of the undesired curvature. They include a brace in less severe cases and surgery in the form of vertebral fusion in more severe cases. Surgeons rely on their experience and intuition in order to establish the adequate instrumentation that would lead to the desirable post-operative external trunk appearance. However, the effects of the brace or surgical instrumentation on the external shape of the trunk cannot be reliably predicted prior to completion of treatment. Our group has recently developed a simulator with the aim of predicting the effect of scoliosis surgery on the spine and the torso[8]. Interesting preliminary results were obtained. However, the simulation outcome lacked generalizability across patients. Current research aims to integrate both bone and soft tissue in the 3D model of the trunk in order to verify whether surgical simulators that model soft tissue information could be useful in improving the prediction of the effects of surgery on the external appearance of the patient's trunk. Such a model would require fusion of soft tissue information, typically obtained from MRIs in prone position, spine and rib cage data, typically obtained from X-rays in standing position, and a representation of the external surface of the trunk, obtained from an active vision system. This registration task is not trivial because of a mixture of both rigid and non rigid deformations that occurs between the acquisition of the different image modalities, in particular between the MRI and the remaining modalities, since the patient is lying down during MRI acquisition. Adding to the difficulty is the lack of correspondences between the tissue visible on the MRI and the structures visible on the remaining modalities. The aim of the present work is to register MRI data acquired in prone position with X-ray and TP data acquired in standing position, all while compensating for the postural changes that occur between the acquisitions and while preserving the rigidity of bone structures, in order to obtain a 3D representation (incorporating bone structures, trunk surface, and soft tissue information) of the torso of a patient with scoliosis.

Multimodal medical image registration has been applied to several types of images such as MRI/X-ray, MRI/CT, CT/X-ray, MRI/ultrasound, etc. Registration techniques can either be rigid,

affine, semi-rigid, or deformable. Rigid or affine registration techniques apply either a rigid or an affine transformation to the entire source image being registered with a target image. Early work used rigid registration techniques in order to register MRI/CT and MRI/PET data of the brain [32]. In terms of non-rigid methods, several techniques have been used in medical image registration. Those consist of thin-plate spline [42], free-form deformations using B-splines [49, 51, 54, 44], elastic models [60], fluid models [64, 65, 66, 67], and Markov random field approaches [69, 70, 72].

Most of the work on MRI/X-ray registration was not focused on the spine and consisted mainly of rigid registration methods [87, 89, 120, 94, 91, 90, 97, 92, 86] to the exception of [93] which use perspective transformations and [84], which use free-form deformations. A review of these techniques can be found in [121] and [108].

Rigid registration techniques cannot capture the complex deformation that occurs in the shape of the spine between the standing and prone positions in which the different image modalities are acquired. Furthermore, with the knowledge that the vertebrae themselves are rigid structures, traditional purely non-rigid registration algorithms are also not appropriate for the task at hand. For example, Skerl et al. [54] perform registration of vertebrae using MR and CT images, but do not model the rigidity of these structures. As a compromise, semi-rigid techniques have been used for the registration of spine data. For example, vertebral structures extracted from MRI data have previously been modeled as rigid bodies for registration purposes [41]. Soft tissue was registered using modified thin-plate splines that allow segmented vertebral structures to be constrained to rigid deformations. Similar work was done by Rohr [42], requiring only a few correspondence points instead of a full segmentation of the rigid structures. Huesman et al. [122] register CT and MR images of the torso using thin-plate spline transformations. Vertebral rigidity constraints were incorporated into the thin-plate spline approximation parameter. However, acquiring CT data for the entire torso is not possible in clinical settings due to radiation issues. More importantly, CT and MR images are both acquired in prone position, which implies that non-rigid deformations due to posture changes are not taken into account. Loeckx et al. [44] use B-splines in order to register PET/PET and CT angiography/CT angiography while incorporating a rigidity constraint in the cost function. Wang et al. [55] use triangular B-splines to deform 3 sagittal 2D MR images of vertebrae by placing knots at the boundaries of segmented vertebrae in order to insure their rigidity. B-spline functions have the advantage of allowing multiresolution registration. However, they require a regular grid of image data, which is not available in the image modalities that we wish to register. None of the works above register MRI and X-ray data, and, since all the images are acquired in prone position, nor do they model the spinal deformation between postures. Some works that have registered MRI to X-ray spine data have either required fiducials on cadaveric data [34] or required 9 X-ray images per patient for adequate X-ray/ MRI registration [35]; both strategies which are not possible in clinical settings. In later work, Van de Kraats et al. [123] generate CT-

like data from MRI in order to perform rigid registration of vertebral bodies from X-ray images of cadavers. Markelj et al. [112] use 2 2D X-rays in order to rigidly register MRI and X-ray images by matching 3D gradients of 3D images to 3D gradients reconstructed from the 2D X-ray images. Tang et al. [37] apply rigid registration to fit a model of the vertebrae only onto Sagittal MRI slices in order to measure spinal curvature. Harmouche et al. [121] used an articulated model representation of the spine in order to register the spine extracted from MRI to that obtained from X-ray data of the same patient. The remaining tissues on the MRI were not registered. Finally, to our knowledge, no previous works address the simultaneous registration of MRI, X-ray and TP data.

This paper proposes a method that registers MRI to both TP and X-ray data in order to construct a 3D model covering the thoracic and lumbar vertebral levels of the torso of a scoliotic patient. MRI slices are acquired in prone position and X-ray and TP data are acquired in standing position. External markers are placed on the patient's skin prior to X-ray and TP acquisition in order to register the two modalities using thin-plate splines. The MRI is then registered to the TP and X-ray data using a two step process : first, bone structures guide an articulated model representing the 3D spinal deformations that occur between the two postures and serves as an initial transformation of the MRI data. This transformation is then refined by confining the soft tissue to the volume delineated by the trunk surface and the surface of the vertebrae using weighted thin-plate splines with constraints for bone rigidity and soft tissue elasticity. The availability of the surface contours allows us to model the rigidity constraint in a simpler fashion when compared to previous works. To our knowledge, this is the first work that combines bone, soft tissue, and surface topography information for a model of the human torso.

This article is separated as follows : Section 5.4 describes the data acquisition process and the articulated model based registration. Qualitative and quantitative results of the proposed method are compared with both rigid and simple articulated model registration in section 5.5. This is followed by a conclusion in section 5.6.

5.4 Methods

In order to obtain the 3D representation of a patient incorporating bone, soft tissue and surface information, MRI, X-ray images and TP data are obtained for scoliosis patients. The 3D spine models are then extracted from the MRI and X-ray images and the 3D positions of external markers are obtained from the TP and X-ray data. The goal is to then align MRIs of the torso with reconstructed thoracic and lumbar vertebrae from biplanar X-ray images and surface topography data (TP). Thus, we are searching for the independent transformations $T_{TP-Xray}$ and $T_{MRI-Xray}$, which would transform MRI and TP data into X-ray space, respectively.

5.4.1 Data acquisition and preprocessing

MRI, X-ray images and TP data are obtained for three adolescent patients with scoliosis at the Sainte-Justine Hospital in Montreal. Patient 1 is 153.4cm tall, weighs 48.8kg, and has a right thoracic curvature with a 50° Cobb angle. Patient 2 is 146.1cm tall, weighs 41.7 kg, and has a left thoraco-lumbar curvature with a 57° Cobb angle. Patient 3 is 160.5cm tall, weighs 46.2kg, and has a right thoracic curvature with a 49° Cobb angle. The present research involving human subjects has been approved by the ethics committee of the CHU Sainte-Justine Research Center (Comité d'Éthique de la Recherche du CHU Sainte-Justine). Written consent is obtained from the participants and a parent or guardian. These 3 image modalities are obtained during the same day but at different times for each patient.

First, four 3D digitizers (Creaform inc., average resolution of 1.1mm), each covering a different view of the patient, are used in order to obtain the surface topography of each patient's torso (Figure 1). Each digitizer consists of a color CCD camera and a structured light projector. The patient is instructed to stand in the middle of the camera setup, legs slightly apart, arms slightly raised to the sides. This posture was found to minimize occlusions to the patient's torso all while maximizing patient comfort (thus minimizing patient movement). Deformed patterns are then obtained from each digitizer and are used to retrieve shape and texture information. The shape information obtained from the different views is merged using the Inspeck EM software resulting in a mesh representation of the surface topography (Figure 2(b)). Prior to acquisition, several visible green adhesive markers are placed on the surface of the patient's torso. The markers are placed at the following locations : vertebra prominens, pilonidal dimples, antero-posterior iliac spine, sternum, spinous process, and inferior angle of the shoulder blades. These markers are regularly used in our clinical setting since their localisation was found to be the most reproducible. The 3D position of the adhesive markers is then obtained by manually identifying the markers on the digitized texture information using in-house software.

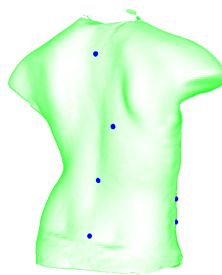
Postero-anterior and lateral radiographs are then obtained for each of the patients while they are in standing position, legs slightly apart, and arms to the front and bent upwards. An explicit calibration method [15] is then used in order to calculate the 3D position of vertebral landmarks manually identified by experts on both X-rays. The obtained landmarks allow the mapping of generic vertebral surface meshes onto the patient space ; resulting in a patient-specific 3D geometric model of the spine from the X-ray data (Figure 2(a)). In this case, six of those landmarks are used per vertebra in order to generate the X-ray articulated model. These are placed on the centers of the superior and inferior plates of each of the 17 thoracic and lumbar the vertebral bodies, and below and above the left and right pedicles. The chosen landmarks are regularly used for vertebral reconstruction in our clinical setting since they are clearly visible on the X-rays. In addition, prior to image acquisition, radio-opaque markers which are clearly identifiable on the obtained X-rays



Figure 5.1 Inspeck system used for capturing surface topography data.



(a) Axial MRI slices



(b) Surface topography



(c) Reconstructed X-ray

Figure 5.2 Multimodal data used for the 3D patient representation developed. The externally placed landmarks are displayed in blue of the surface topography and in red on the X-ray image. The vertebral landmarks used to construct the articulated model are displayed in green on the X-ray (c).

are placed on the surface of the patient's torso and affixed on top of the adhesive markers used for TP data acquisition. The 3D position of the markers is then calculated using the same methodology as for the vertebral landmarks. These external markers are used for TP/X-ray registration.

Sagittal MR images of the spine are routinely acquired in our clinical setting for scoliosis patients awaiting surgery (1.5 Tesla, TR/TE = 771/15, 704x704, 350 FOV, with a 0.5mm by 0.5mm in-plane resolution and 3mm thickness, with a 3.6mm separation between slices). In order to visualize the entire torso, T1-weighted axial MRI slices of 1mm by 1mm in-plane resolution, 2mm thickness and 12mm spacing between slices and covering the entire torso are acquired (Siemens Symphony system 1.5 Tesla, TR/TE = 650/12, 704x704) (Figure 2(c)). Since acquisition of the sagittal slices already requires a total of 30 minutes inside the MRI, the larger spacing between the axial slices allows for the entire trunk to be imaged in a reasonable amount of time for patient comfort. The time inside the MRI thus totals around 50 minutes including rest time between acquisitions. Since the sagittal and axial slices are acquired during the same scan, their location with respect to each other is known and they are thus pre-registered. The sagittal slices are thus used in order to situate the axial MRI acquisitions to the appropriate vertebral level and consequently to calculate the transformations required. This is required because the distance between the axial slices is large and the contours of the vertebrae are not all visible on these acquisitions. It must be noted that in cases where sagittal slices are not required for clinical purposes, we would be able to use the 50 minute total scan time in order to acquire the axial slices only, thus allowing for a significantly better resolution and better visibility of the vertebrae. In order to generate a 3D geometric model of the spine from MRI data, the 3D shape of the seventeen thoracic and lumbar vertebrae is manually segmented from the sagittal slices using TomoVisions SliceOmatic software. Landmarks are then manually placed on the left and right edges of the posterior, anterior, inferior and superior ends of the vertebral body for all thoracic and lumbar vertebrae also using TomoVision's SliceOmatic software. These landmarks are used in order to calculate the articulated model for MRI/X-ray registration.

5.4.2 X-ray / TP registration

The TP data is registered to the X-ray reconstruction by applying a thin-plate spline transform ($T_{TP-Xray}$) [39]. The transform has the following form :

$$f(x, y, z) = a_1 + a_2x + a_3y + a_4z + \sum_{i=1}^n w_i U(r), \quad (5.1)$$

where $f(x, y, z)$ is a vector valued function which maps each point (x, y, z) of the original TP data onto a point (x', y', z') in X-ray space. The a_i are the coefficients of the affine transformation, w_i are the weights, and r is the distance between the control point and the point to be transformed.

$U(r) = |r|$ for a 3D transformation, as was stated in the works of Bookstein [39]. The a_i and w_i are estimated by solving the following system of linear equations using the manually placed markers on the surface of the patient prior to acquisition of both TP and X-ray data :

$$\begin{aligned} Kw + Pa &= V, \\ P^T w &= 0, \end{aligned} \tag{5.2}$$

where P is the vector of source points obtained from the TP data, V is the vector of target points obtained from the X-ray data, and K is the matrix containing $U(r)$.

Transforming MRI data

Since the spacing between consecutive axial MRI slices is large, they are treated as independent 2D slices and the continuity between successive slices is not addressed. Thus, each slice is registered separately to the remaining model using $T_{MRI-Xray}$, which is a composition of an articulated-model transformation ($T_{MRI-bone}$) and a thin-plate spline transformation ($T_{MRI-soft}$). The goal is to transform each MRI voxel into the space of the 3D X-ray model, taking into account the non-rigid deformation following the posture change subject to the following constraints : First, the spine extracted from the MR images has to be aligned with the X-ray spine model. Second, MRI data of the torso has to be contained within the TP volume, such that the contour of the torso on the MRI corresponds to the surface topography.

In order to register each MRI slice such that the spine information extracted from MRI data and that extracted from X-ray data are aligned, an articulated model previously used to align 3D models of the spine obtained from both modalities is calculated [121]. This articulated model allows us to define the spine as a combination of local intervertebral transformations which can be obtained in a number of ways. In our case, we segment the vertebrae from the sagittal MRI data in order to extract the vertebral landmarks. The sagittal slices are used since they are readily available in our clinical setting and have a better resolution than the axial slices. The local coordinate system of each of the thoracic and lumbar MRI vertebrae v is then obtained by calculating the center and the orientation of the vertebrae. Similarly, the local coordinate system of each of the thoracic and lumbar X-ray vertebrae is obtained using the X-ray vertebral landmarks. Intervertebral transformations consisting of rotations and translations are then defined between the local coordinate system of each vertebra v and its lower neighboring vertebra $v - 1$. Although landmarks are used in order to obtain the local coordinate system of each vertebra, the landmarks extracted are different for the X-ray and MRI data and thus point correspondences cannot be established. Thus, they have not been explicitly used for registration. In fact, future work consists of obtaining the local coordinate system from

automatic vertebral segmentations, which can replace the need for manually placed landmarks. The global transformation for each of the vertebrae is calculated separately using a composition of the local rigid intervertebral transformations.

$$T_{0,v} = T_{v-1,v} \circ T_{v-2,v-1} \circ \dots \circ T_{1,2} \circ T_{0,1}, \quad (5.3)$$

where $T_{0,1}$ is the global rigid transformation between the world coordinates and the first vertebra on each of the two image modalities. The overall articulated model transformation ($T_{MRI-bone}$) from MRI to X-ray space is then obtained using a concatenation of the global MRI and X-ray vertebral transformations :

$$T_{v-MRI-bone} = T_{0,v-Xray} \circ T_{0,v-MRI}^{-1}. \quad (5.4)$$

Once the transformation model between the MRI data acquired in prone position and X-ray spine acquired in standing position is obtained, it can be used to provide a preliminary registration for the axial MRI slices. Since both the sagittal and axial MRI data are acquired at once, they are already registered to the same space and thus can be used interchangeably. Each axial MRI slice s is transformed using the vertebral transformation $T_{v_s-MRI-bone}$ where v_s is the vertebra that has the closest z value to the slice. This part of the transformation takes into account the changes in the general alignment of the MRI slices due to changes in posture. This is followed by a weighted thin-plate spline transformation $T_{MRI-soft}$ in order to approximate the non-rigid deformations on each slice separately. This transformation is illustrated in Figure 3 and is calculated in the following manner : first, the plane corresponding to each of the registered MRI slices (i.e. having the same location and angle) is obtained from the surface topography data. In order to guide the non-rigid registration between the MRI and TP planes, correspondence points are extracted from the torso contour of the MRI slice (visible in red in Figure 3) and from the corresponding plane on the surface topography (visible in green in Figure 3). These points are extracted at 30 degree intervals, angle 0 being a vector passing from the center through the anterior point of the vertebra. The MRI slices have already been transformed to the appropriate location and angle with respect to the vertebrae following the articulated model registration. Thus, points in the same direction on a slice can be used as correspondences. These correspondences are used given the fact that we do not have access to anatomically significant landmarks and that the purpose of the correspondence points is to drive the thin-plate spline registration by ensuring that the interior of the surface topography is fully covered by the MRI slice. A preliminary thin-plate spline transformation $T_{MRI-soft-edge}$ is approximated by solving the same system of equations as in equation 5.3. The points extracted from the edges of the segmented MRI are used as source landmarks and those obtained from the corresponding plane on the surface topography are used as target landmarks. The transformation of an

arbitrary point p is then a modified version of the thin-plate spline transformation $T_{MRI-soft-edge}$: A weight is incorporated depending on the relative distance of the point p from the edge of the torso and from the closest vertebra, given that this transformation should be equal to the identity matrix I within the vertebra. The overall transformation becomes :

$$T_{MRI-Xray} = T_{MRI-soft} \circ T_{v-MRI-bone}, \quad (5.5)$$

where, for each point p :

$$\begin{aligned} T_{MRI-soft} &= I, \quad p \text{ inside vertebra,} \\ &= \frac{D_{vertebra}}{D_{surface} + D_{vertebra}} * T_{MRI-soft-edge}, \quad otherwise, \end{aligned} \quad (5.6)$$

where $D_{vertebra}$ is the distance between point p and the border of its closest vertebra obtained from the MRI data and $D_{surface}$ is the distance between point p and the border of the segmented MRI torso. Since the meshes representing the X-ray vertebrae were originally obtained from cadaveric data and registered to patient space using a few interest points, the use of the MRI vertebral meshes were favoured in order to calculate this distance. The MRI vertebrae were segmented from real patient data. The weighting applied to the thin-plate spline at each voxel is such that the further we are from the vertebra, the more weight is given to the non-rigid deformation. The proposed transformation was chosen as a simple and sufficient way to model the deformation between the vertebrae and the torso surface, as there is a lack of correspondences between the different image modalities in that area. In addition, the present goal is to simply fill the volume contained within the surface topography with approximate soft tissue information that would allow for the creation of a 3D patient model for surgical simulations.

5.5 Results and Discussion

Following the description of the validation methods, qualitative and quantitative results for our registration method will be presented.

5.5.1 Validation

The proposed registration method is compared to rigid registration and simple articulated registration. Qualitative results are followed by overlap comparisons between the surface contained within the torso on the TP and the registered MRI slices using the Dice similarity coefficient [81]. In order to calculate the Dice measure, a mask of the torso data is obtained for each axial MRI

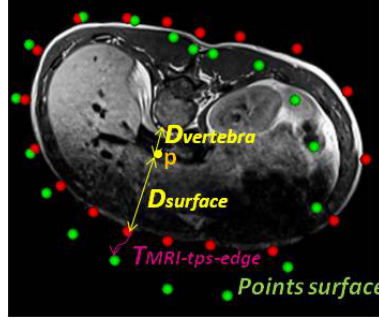


Figure 5.3 Calculation of the weighted thin-plate spline ratio based on the distance of the point p to be registered, the closest vertebra, and the surface of the torso. The points in green are obtained from the contours of the surface topography and the points in red are obtained from the MRI.

slice. A corresponding planar cut through the surface topography at the same position in 3D patient space and in the same orientation as the registered MRI slice is obtained and a second mask of the interior of the surface topography is then calculated. The overlap between the two masks is then calculated using the following equation :

$$Dice = \frac{2 * (MRI \cap TP)}{MRI \cup TP}$$

Higher Dice values signify better overlap between the 2 surfaces, with perfect overlap corresponding to a Dice value of 1. The assessment of Dice values is somewhat dependent on the size of the areas being compared. That is, larger areas have higher area to perimeter ratio resulting in inherently higher Dice values. Since in the present case the different methods are comparing the same area being deformed, the Dice value is adequate for the comparison. In addition, the Dice values calculated assume that the MRI slices are in the proper orientation following registration and correspond anatomically to the surface topography slice at the same location and orientation. We make this assumption as the MRI slices have been aligned using the articulated model. We tolerate any bias obtained following this assumption given the fact that our main aim is to verify whether the soft tissues fit within the space encompassed within the surface topography. The Dice measure is able to verify this aim. The mean and variance of the Dice values is calculated for all patients, in addition to testing for statistically significant differences between the Dice values of the different methods.

In order to provide a more precise Dice measure that does not depend on the orientation of the slices, a 3D Dice analysis is preformed. This analysis reduces the bias present in the 2D Dice calculations. In order to obtain a volume from the registered MRI slices, we first build a surface mesh over the entire torso by triangulating points sampled from the MRI contours using a Delaunay

triangulation. Since the MRI slices have a large distance between them, a more detailed mesh is then obtained using linear subdivision. We then create a volume with a resolution of 1mm x 1mm x 3mm and having slices parallel to the x-y plane, and set all voxels inside the surface to be equal to 1, otherwise 0. This resolution is chosen since it is only slightly larger than the MRI slice thickness, and such a voxel size has been successfully used for MRI segmentation applications in the past. A similar volume with the same resolution is obtained from the surface topography mesh. We then compare every voxel of the obtained MRI and TP volumes using the Dice measure.

In order to assess the quality of the deformation field resulting from our proposed registration, and to examine the areas that display the highest amount of deformation, the determinant of the Jacobian of the deformation field is calculated both with and without the weighting applied on the thin-plate spline transformation. The Jacobian of the deformation field J is defined as the matrix of partial derivatives of the deformation field. It has been used in previous works on image registration in order to ensure a smooth and topology preserving transformation [?]. For each voxel, the transformation vectors are calculated using the methods described previously. The discrete partial derivatives making up the Jacobian are then approximated using the first order derivative of a Gaussian ($\sigma = 1$). The determinant of the Jacobian is obtained from the partial derivatives and indicates the voxel-wise relative volume change. For example, a determinant value of 3 indicates that the original volume has decreased by a factor of 3. In order to insure volume preservation of the tissues and organs during registration, a determinant value of 1 is required. The determinant of the Jacobian for the deformation of all voxels of MRI slices are shown and areas of highest deformation are addressed. The mean and variance values for all slices are then calculated.

5.5.2 Qualitative results

Figure 4 shows results for 1 slice of patient 1. A clear misalignment can be seen between the vertebrae extracted from the X-ray data and those extracted from MRI data when rigid registration is used (Figure 4(a)), illustrating the difference in the shape of the spine between the two postures in which these two modalities are acquired. As a result, the axial MRI slice displayed is misaligned to the surface topography and the X-ray vertebrae. The articulated model provides a better vertebral alignment (Figure 4(b)), but does not provide an adequate fitting between the MRI soft tissue data and the surface of the trunk. The torso on the MRI slice shows better alignment with the surface topography compared to both rigid and articulated-model registration (Figure 4(c)). The proposed method is thus able to correct for some of the deformations that can be visible on the MRI due to the change in posture between the image modalities.

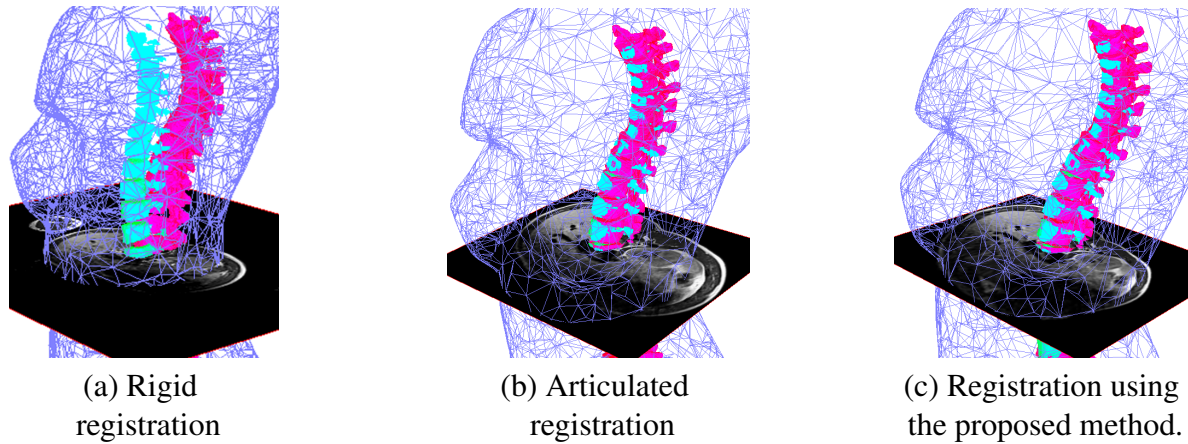


Figure 5.4 Results comparing rigid registration with registration using the proposed method for the MRI, X-ray and TP. The X-ray vertebrae are displayed in pink and the MRI vertebrae are displayed in cyan. A decimated mesh representing the surface topography is displayed in blue. It can be seen the results with the proposed method yield a better alignment of the MRI and X-ray vertebrae and a better fitting of the MRI within the surface topography.

5.5.3 Quantitative results

DICE analysis

Figures 5(b) and 5(c) show the Dice values for patients 2 and 3, respectively. A significant improvement in Dice values is also observed in these cases as well when our method is compared with rigid and articulated registrations. For the case of patient 2, the average Dice values are 0.844 ± 0.028 , 0.830 ± 0.031 and 0.974 ± 0.008 for rigid, articulated, and proposed registrations, respectively. A statistically significant improvement is also observed in the case of patient 2 when the proposed method is used compared to both the rigid and the articulated model registration ($p < 0.01$ in both cases). However, an improvement was not seen when rigid and articulated model Dice values are compared.

In the case of patient 3, the average Dice values obtained are 0.878 ± 0.052 , 0.871 ± 0.010 , and 0.976 ± 0.010 for rigid, articulated, and proposed registrations, respectively. As in the case of patient 2, a statistically significant improvement is observed when the proposed method is used compared to both the rigid and the articulated model registrations ($p < 0.01$ in both cases), and no improvement is observed when rigid and articulated model registrations are compared.

The 3D Dice measure is obtained for the 3 patients using the results from the proposed method. In this case, values of 0.939, 0.938, and 0.940 were obtained for patients 1, 2, and 3, respectively. These values are only slightly lower (by an average of 3.66%) than those obtained using the 2D Dice measure. This is to be expected since, unlike the 2D Dice measure, the 3D measure compares voxels

within the patient's surface that were not used in the registration process. More importantly, these errors are inherent to the fact that an interpolation, more so a linear interpolation, was used between consecutive MRI slices due to the low MRI resolution and not to the method itself. Nonetheless, the values obtained using the 3D measure are still considered excellent in the literature, and are still considerably higher (by an average of 11.52%) than the 2D values obtained for rigid and articulated registration. We can thus conclude that, although the spacing between consecutive MRI slices is high, our method still provides a volume of soft tissue information contained within the surface topography.

One obvious caveat with the Dice similarity coefficient to validate our work is that it does not measure the anatomical correctness with which our soft tissues were deformed. However, for the desired precision, given that the MRI resolution is low in the z-direction thus leading to a less precise overall model, that a measurable difference in trunk shape changes due to treatment is in the order of a tenth of a cm, and that no anatomical correspondences are present in the space contained between the vertebrae and the patient's trunk surface, the current results are deemed satisfactory. Our main concern is to obtain a model with which the vertebrae maintain their rigid characteristics and the space contained within the surface of the patient is filled with soft tissue information. However, we must note that the presented registration framework does not take the physical characteristics of the tissues into account when modeling the deformations.

Assessment of the transformation

The quality of the transformation is studied using the determinant of the Jacobian. Figure 6 shows the determinant of the Jacobian of the deformation field overlayed on top of the MRI data for slice 9 of patient 3, which is situated around the stomach area. Results without (a) and with (b) the rigidity constraint are displayed. The spectral mapping shows values closer to 1 as blue and values further from 1 as red. Since we did not impose any requirements on volume preservation, the fact that that most values are far from 1 in (b) is not problematic. However, it is interesting to see which areas display the most significant amounts of variation in the deformation. Both cases have higher Jacobian values towards the anterior portion of the torso (left of the images). This is because there has been an increased amount of volume expansion around the stomach following registration, which was intended to counter tissue compression that occurs while the patient is lying down during MRI acquisition. The main difference between the values with and without the rigidity constraint is that, in the case of our proposed method, the determinant is equal to one inside the vertebra (due to the rigidity constraint imposed), and increases as voxels go radially outwards towards the surface of the patient's skin, since a higher weight is placed on the non-linear portion of the deformation.

Figure 7 shows the determinant of the Jacobian of the deformation field for slice 25 of patient 3,

which is situated around the breast and shoulder area. In each of these images, the red and yellow areas are located in the breast region. In this case, deformation varies much less smoothly around the breasts than in the remaining areas. These results are expected, as the breasts are likely to deform independently from the articulated model used.

5.5.4 Discussion

The results above show that the proposed method is able to register the MRI, X-ray and TP data of a human torso with satisfactory precision, and doing so while still compensating for the deformations that occur between images due to differences in posture in which these images are acquired. The residual registration errors still present in the results may be due to several factors. For example, the precision of the manual intervention required for the localization landmarks on all images has inherent limits. X-ray and MRI landmark localisation errors have been studied in previous works to be $2.1 \pm 1.5\text{mm}$ [119] and $3.17 \pm 3.3\text{mm}$ [121]. The MRI landmark localisation errors have been shown to significantly decrease to $1.57 \pm 1.13\text{mm}$ when the centroids are compared, as is the case for our proposed registration method. In the case of the surface topography, where the resolution of the equipment is 1.1mm , the landmark localisation error is assumed to be equivalent to the radius of the adhesive markers, thus 2.5mm . The registration error between the surface topography and the X-ray data has been previously established at 2.7mm [16]. Ongoing work within our group is aimed at automating the landmark extraction process. Furthermore, unlike existing methods, our proposed articulated model method does not require actual correspondence points for registration. This is due to the fact that the center and the orientation of the vertebral bodies are used in order to calculate the transformation between vertebrae. Thus, the need for landmark extraction can be eliminated and replaced with the use of higher order primitives. This has the potential to reduce registration variability and to improve precision. In terms of the correspondence points used to drive the thin-plate spline registration between the MRI and surface topography, the accuracy is not studied. These correspondences might suffer from a lack of accuracy due to the fact that deformations in the z axis between the 2 modalities that are due to gravity have not been taken into account by the articulated model. However, a lack of anatomically significant correspondences makes it difficult to measure the accuracy. Since the landmark selection is automatic, we assume that the precision is mostly dependent on the resolution of the images. In this case, the image with the lower resolution is the MRI. The MRI resolution is 1mm by 1mm in-plane and has 2mm thickness leading to a maximum distance of 2.45mm between voxels.

Further refinement of the method can be made by incorporating tissue-specific elasticity constraints, which would require tissue-specific biomechanical analysis resulting in a more complex model. This would provide for more realistic anatomical deformations. It should also be noted that tissues contained within the boundaries of the ribcage are believed to deform differently from

tissues outside of this boundary. Modeling the transformation of these tissues differently has the potential of improving registration precision. In addition, a thorough biomechanical analysis would allow us to model the effect of gravity on the non-rigid deformations resulting from a posture change. The implication is that gravity would have a different effect on the various anatomical structures being registered. However, the 3D voxel deformations resulting from gravitational forces are very likely to be outside of the plane of the acquired MRI slices. Thus, incorporating these deformations would require a higher resolution in the z plane, which is currently infeasible in a clinical setting due to prohibitive acquisition times.

5.6 Conclusions

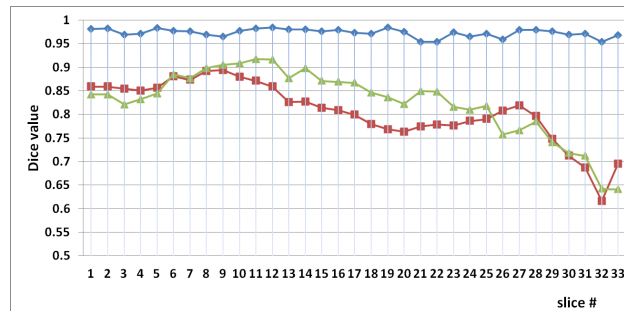
A method to register MRI, X-ray and surface topography data was proposed. This method first registered surface topography and X-ray data using thin-plate splines, and then fit the MRI data onto the model by taking into account the non-rigid deformations that are due to the postural difference between acquisitions. An articulated model was used in order to approximate the vertebral deformations in the MRI, and the remainder of the soft tissues was deformed using thin-plate splines with vertebral rigidity and the surface topography as constraints. Visual results as well as 2D and 3D Dice values measuring the fit between the surface topography and MRI data were obtained for real data of 3 pre-operative patients with scoliosis in order to validate the proposed method. Both qualitative and quantitative results showed a significant improvement in fitting the MRI data with the X-ray and surface topography data when compared to both rigid and simple articulated model registration. The determinant of the Jacobian of the deformation field was obtained with and without the rigidity constraint, showing higher variations in the deformation in the anterior part of the slices, and showing lower variations closer to the vertebrae in the case of the proposed method. Future work aims at incorporating tissue-specific elasticity constraints to the registration process, and at using automatically extracted higher order primitives for the articulated model registration. The precision of the obtained registration results allows us to build a complete 3D model of a patient's trunk including soft tissue, vertebral, and trunk surface information which can be incorporated in a surgical simulator under development in order to potentially better predict the outcome of scoliosis treatments.

5.7 Competing interests

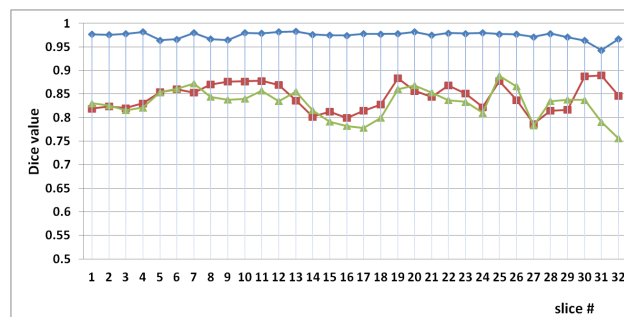
The authors of this work hereby declare that they have not received reimbursements, fees, funding, or salary from an organization that may in any way gain or lose financially from the publication of this manuscript, either now or in the future. They do not have any other financial competing interests to declare.

5.8 Author's contributions

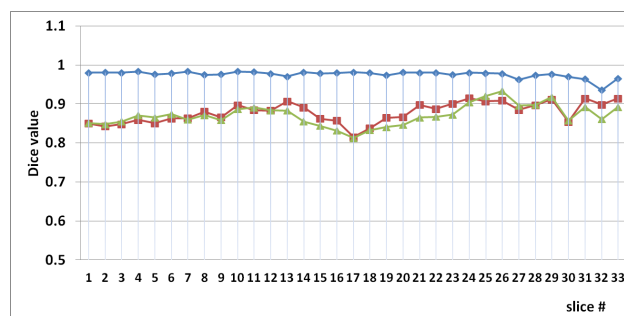
RH participated in the development of the methodology, gathering patient data, and carrying out experiments, results, and writing of the manuscript. FC participated in the development of the methodology and in the writing of the manuscript. HL provided patient data and participated in writing of the manuscript. JD participated in the development of the methodology. All authors read and approved the final manuscript.



(a) Patient 1



(b) Patient 2



(c) Patient 3.

Figure 5.5 Dice values for patients 1,2 and 3 measuring the overlap between torso data obtained from axial MRI slices and corresponding surface topography axial cuts for all patient slices for rigid (red), articulated (green) and the proposed (blue) registration methods. Results range from inferior to superior axial slices.

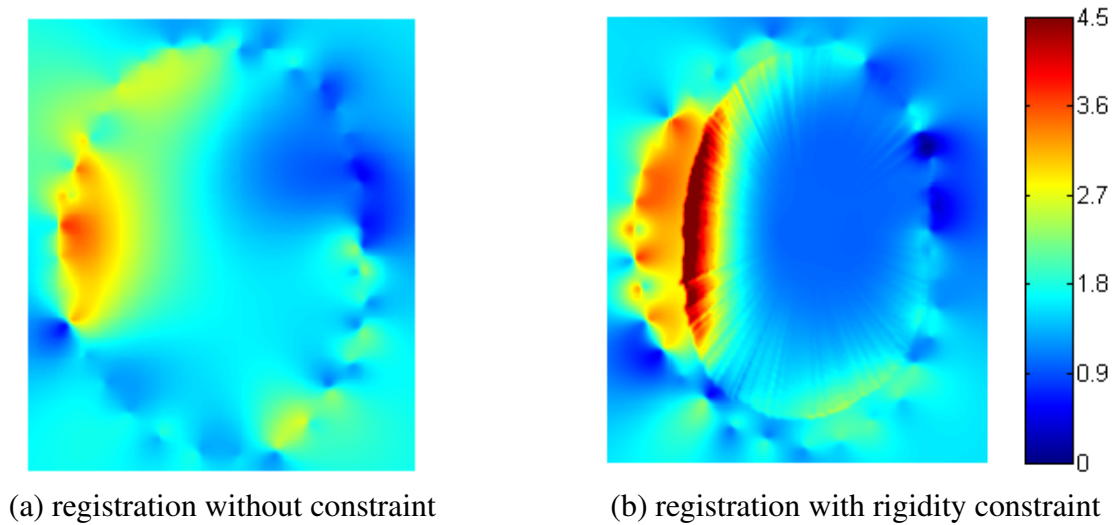


Figure 5.6 Determinant of the Jacobian of the deformation field resulting from registration without (a) and with (b) rigidity constraints for slice 9 of patient 3. A spectral intensity mapping is displaying $|Jacobian(i) - 1|$ for pixel i superimposed on top of the registered MRI slice. The spectral mapping shows values closer to 1 as blue and values further from 1 as red. The anterior portion of the torso is to the left of the image.

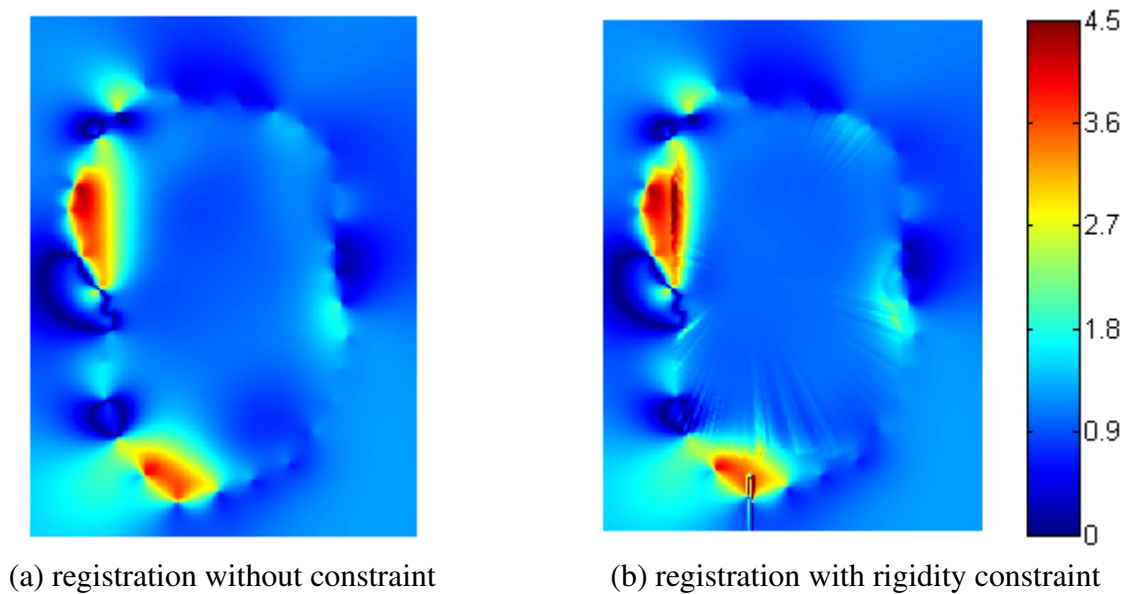


Figure 5.7 Determinant of the Jacobian of the deformation field resulting from registration without (a) and with (b) rigidity constraints for slice 25 of patient 3. The intensity mapping is the same as in the previous figure.

CHAPITRE 6 : Incorporation d'images RMs à un nouveau patient

Comme nous avons mentionné dans l'introduction, les images RM ne sont pas acquises pour tous les patients en attente de chirurgie de la scoliose puisque le temps d'acquisition est long et les systèmes d'acquisition ne sont pas toujours disponibles. Par contre, les images RX et TP sont acquises de routine pour les patients scoliotiques à l'hôpital Ste-Justine. Donc, il serait utile de compléter un modèle personnalisé d'un patient scoliotique, qui incorpore des données sur les structures osseuses et sur la surface externe du tronc obtenues à partir d'images RX et TP, avec des données sur les tissus mous, obtenues à partir d'images RM d'un modèle générique. Cette tâche nécessite la disponibilité d'un modèle générique et d'un recalage inter-patient entre les images RM du patient qui a servi de modèle générique et les images TP et RX d'un nouveau patient test. Comme dans le cas du recalage intra-patient, le recalage inter-patient est difficile pour plusieurs raisons, dont le manque de correspondances entre les images à recaler ainsi que le changement de posture entre les acquisitions. De plus, les différences physiques ainsi qu'anatomiques des patients impliqués dans le recalage (tel que leur poids) complique davantage le recalage. Tel que mentionné dans le chapitre 2, aucune méthode n'effectue le recalage inter-patient pour des images RM du tronc. Dans le présent chapitre, nous proposons une méthodologie afin d'élaborer un modèle complet du tronc d'un patient scoliotique en incorporant les images RMs du modèle générique, celui-ci construit à l'aide du recalage intra-patient, avec les images TP et RX du nouveau patient test à l'aide d'un recalage inter-patient.

Avant d'effectuer le recalage inter-patient des images RM, nous allons d'abord définir un modèle générique d'un patient scoliotique qui incorpore à la fois les structures osseuses, les tissus mous ainsi que la surface externe du tronc. Ce modèle générique est développé à l'aide de la méthode de recalage intra-patient proposée dans le dernier chapitre. Afin que des images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient soient les plus semblables aux images RM du patient test, il serait utile que les patients servant de modèle générique et de patient test aient idéalement un type de courbure, une taille et un indice de masse corporelle (IMC) similaires. Un modèle personnalisé partiel du patient test est ensuite obtenu en recalant les images TP et les images RX du patient test à l'aide d'une spline plaque-mince et des repères placés sur la surface du tronc avant l'acquisition des images. Ensuite, les images RM faisant partie du modèle générique sont incorporées au modèle personnalisé partiel du patient test à l'aide du modèle articulé obtenu à partir des repères vertébraux qui recalent les images RM du modèle générique avec les images RX du modèle personnalisé partiel, et à l'aide d'une spline plaque mince contrainte qui recalc les contours des images RM du modèle générique avec les images TP du modèle personnalisé partiel. Une vérification du recalage inter-patient est effectuée à l'aide de l'indice DICE, en mesurant le chevauchement

entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et la surface contenue dans l'image TP du patient test. De plus, le chevauchement entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RM du patient test obtenues suite au recalage intra-patient sont comparées. Finalement, le chevauchement entre le gras segmenté à partir des images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient ainsi que des images RM du patient test obtenues suite au recalage intra-patient sont comparées.

Le chapitre sera organisé comme suit : dans la section 6.1, les méthodes qui servent à obtenir un modèle complet sont décrites. Dans les sections 6.2 et 6.3, les résultats qualitatifs ainsi que la vérification quantitative du modèle complet seront présentés. Finalement, une discussion portant sur ce chapitre fera l'objet de la section 6.4.

6.1 Méthodologie

La génération du modèle complet consiste en plusieurs étapes qui sont décrites par le schéma dans la figure 6.1. Les images RM, RX et TP des trois patients utilisés dans le chapitre précédent pour le recalage intra-patient sont utilisées dans ce chapitre. L'information sur les patients est présentée dans le tableau 6.1 ci-dessous (les valeurs indiquées sont obtenues lors de la dernière acquisition d'images qui a eu lieu avant la chirurgie) :

Tableau 6.1 Information sur les patients.

Patient -	Angle de Cobb	Classification Lenke	type de courbure	Hauteur (cm)	Poids (Kg)	IMC -	Classification IMC
01	50	1A	Thoracique droite	153.4	48.8	20.7	Normal
02	57	5C	Thoraco-lombaire gauche	146.1	41.7	19.5	Normal
-							
03	49	1A	Thoracique droite	160.5	46.2	17.9	Maigreur (dénutrition)
-							

Dans ce tableau, l'indice de masse corporelle est calculé comme suit :

$$IMC = \frac{poids(kg)}{(hauteur(m))^2}. \quad (6.1)$$

Tout d'abord, un patient est sélectionné pour représenter le modèle générique (Étape 1 de la figure 6.1). Nous avons choisi le patient 1 pour représenter le modèle générique. Un patient test, ayant idéalement un type de courbure et un IMC similaires au patient qui sert de modèle générique, sert de nouveau patient. Le modèle générique est construit avec la même méthode décrite dans le chapitre précédent (Étapes 2 et 3 de la figure 6.1). Étant donné le nombre limité de patients dont

nous disposons, nous n'avons que des cas qui diffèrent soit dans leur courbure soit dans leur IMC. Nous avons donc effectué une évaluation de 2 cas de recalage inter-patient. Le recalage entre les patients 1 et 2 nous donne un indice sur l'effet d'une différence de courbure entre le patient et le modèle générique sur la qualité du recalage. Le recalage entre les patients 1 et 3 nous donne un indice sur l'effet d'une différence d'IMC entre le patient et le modèle générique sur la qualité du recalage.

La méthode de recalage inter-patient utilise les mêmes concepts qui ont été élaborés pour le recalage intra-patient. Cette fois-ci par contre, l'image RM à recaler provient d'un modèle générique au lieu de provenir du même patient. Dans un premier temps, les données TP et les données RX du patient test sont recalées en utilisant la fonction spline plaque-mince à l'aide des marqueurs placés sur la surface externe de ce patient. Ceci nous permet d'obtenir un modèle personnalisé partiel contenant les structures osseuses et la surface externe du tronc. Cette étape est effectuée de la même façon que dans le chapitre précédent (Étape 4a de la figure 6.1). Ces résultats ont été présentés dans le chapitre précédent pour les trois patients utilisés dans notre étude. Ensuite, le modèle articulé est obtenu, celui-ci modélisant la transformation $T_{v-IRM_{modèle}-RX_{patient}}$ entre la colonne vertébrale extraite à partir de l'image RM non-recalée du modèle générique, $IRM_{modèle}$, celle-ci étant en position couchée, et la colonne vertébrale extraite à partir de la radiographie du modèle personnalisé du patient test $RX_{patient}$, celle-ci étant en position debout (Étape 4b de la figure 6.1). La transformation $T_{v-IRM_{modèle}-RX_{patient}}$ est calculée pour chaque vertèbre v en concaténant la transformation de la vertèbre obtenue à partir de l'image RM du modèle générique et la transformation de la vertèbre obtenue à partir de l'image RX du patient test :

$$T_{v-IRM_{modèle}-RX_{patient}} = T_{0,v-RX_{patient}} \circ T_{0,v-IRM_{modèle}}^{-1}. \quad (6.2)$$

La première transformation, $T_{0,v-IRM_{modèle}}^{-1}$, sert à ramener la vertèbre v obtenue à partir de l'image RM du modèle générique jusqu'à l'origine. La deuxième transformation, $T_{0,v-RX_{patient}}$, sert à ramener cette même vertèbre dans l'espace de la reconstruction radiographique du patient test.

Chaque tranche de $IRM_{modèle}$ est donc transformée avec T_{IRM} , une transformation qui incorpore une composante du modèle articulé avec une composante non-rigide contrainte. La composante du modèle articulé est définie par $T_{v_s-IRM-os}$, où v_s désigne la vertèbre la plus proche de la tranche dans l'axe des z . La composante non-rigide est incorporée au recalage avec la fonction $T_{IRM-tissus_{modèle}-à-patient}$. Cette fonction consiste en une spline plaque-mince pondérée pareille à celle utilisée dans le chapitre précédent. Cette fois-ci par contre, les distances utilisées pour la pondération de la transformation sont entre le point de l'image RM du modèle générique à recaler et la surface du tronc du patient test, et entre le point de l'image RM du modèle générique à recaler et la vertèbre la plus proche du patient test. Le résultat de cette série de transformations est une image RM qui complète le modèle du patient test.

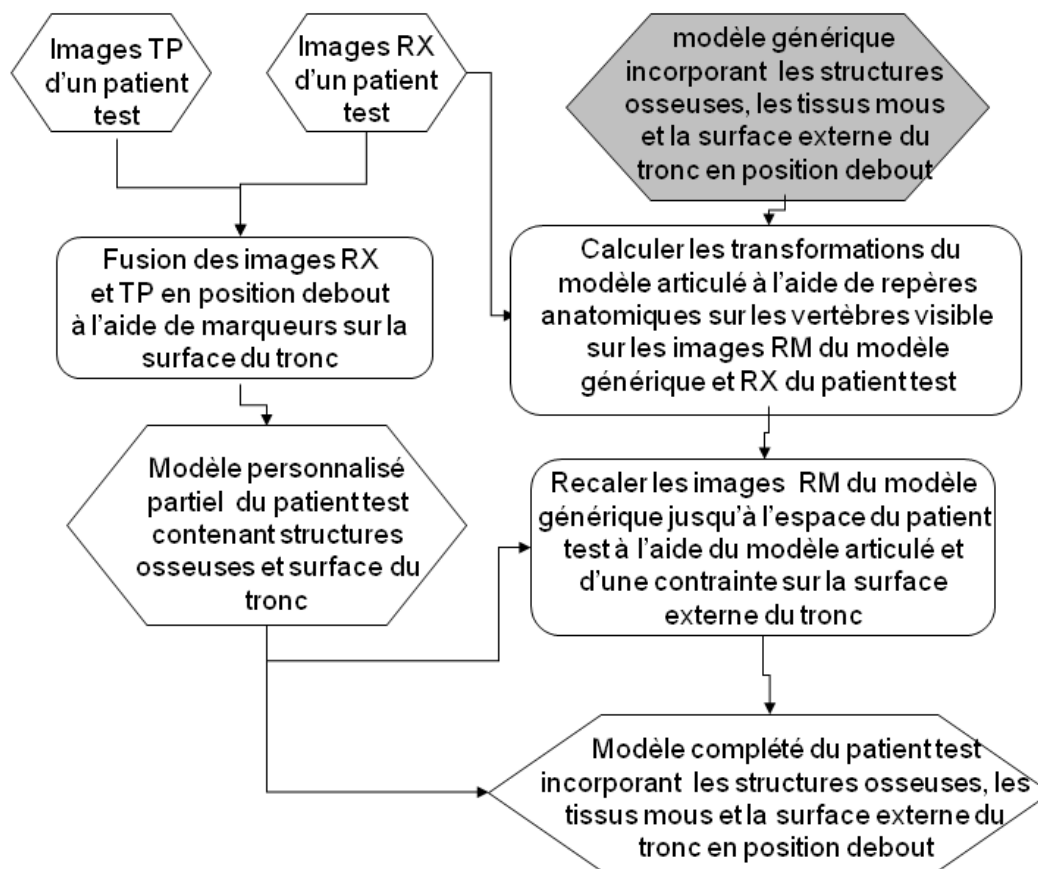


Figure 6.1 Schéma qui décrit les étapes nécessaires à la personnalisation du modèle générique.

6.1.1 Vérification

Afin de vérifier la qualité de l'incorporation des images RMs du modèle générique par recalage inter-patient, le patient 1 dans la table 6.1 est utilisé en tant que modèle générique, et chacun des patients 2 et 3 est utilisé en tant que patient test. Ceci nous permet de comparer les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient avec les images RM du patient test suite au recalage intra-patient. Les patients 1 et 2 ont la même classification IMC mais ont un type de courbure différent. Donc le recalage entre ces 2 patients nous permet de voir l'effet d'une différence de type de courbure sur la qualité du recalage. Les patients 1 et 3 ont le même type de courbure mais une classification IMC différente. Donc le recalage entre ces 2 patients nous permet de voir l'effet d'une différence d'IMC sur la qualité du recalage. La mesure DICE sera utilisée afin d'évaluer le niveau de chevauchement entre les structures suivantes :

- la surface du tronc du patient test et les images RM adaptées du modèle générique suite au recalage inter-patient
- les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RM du patient test obtenues suite au recalage intra-patient
- les régions de tissu adipeux entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RM du patient test obtenues suite au recalage intra-patient

Pour la première validation, les valeurs obtenues avec la méthode proposée sont comparées au recalage rigide et au recalage avec le modèle articulé sans déformation non-rigide, tel qu'effectué dans le chapitre précédent pour le recalage intra-patient. La dernière analyse sert à vérifier jusqu'à quel point les images RM du modèle générique, suite au recalage inter-patient, pourront remplacer les images RM du patient test. Pour le modèle géométrique du tronc à incorporer dans le simulateur, nous avons seulement besoin d'une représentation des contours du gras et des muscles. Donc, la mesure de chevauchement du gras et les muscles est jugée suffisante. Nous allons illustrer les résultats du recalage avec les contours du gras.

6.2 Résultats qualitatifs

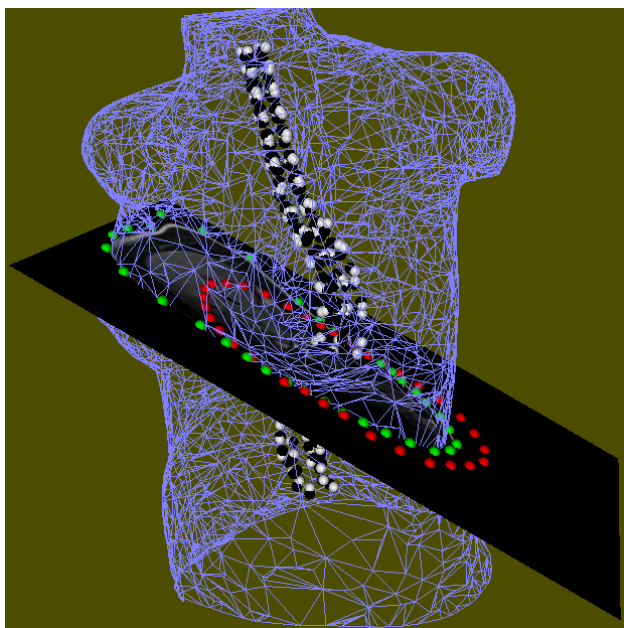
Dans la présente section, des résultats qualitatifs montrant les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient seront présentés. Les résultats sont séparés selon la catégorie IMC et le type de courbure des patients test.

6.2.1 Recalage où le modèle générique et le patient test ont la même catégorie IMC et un type de courbure différent

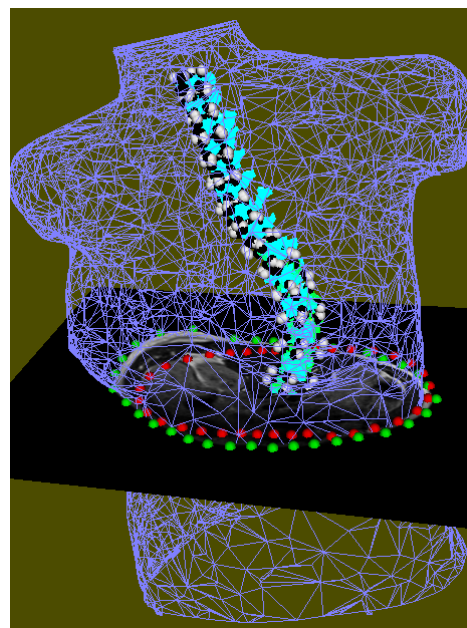
Un recalage a été effectué entre deux patients ayant la même classification IMC mais ayant un type de courbure différent. Ce recalage a pour but de démontrer l'effet du type de courbure sur le

résultat du recalage inter-patient. Le patient 1 a servi de modèle générique dans ce cas, et le patient 2 a servi de patient test. Les deux patients ont un poids normal selon la classification IMC, mais le patient 1 a une courbure thoracique droite et le patient 2 a une courbure plutôt thoraco-lombaire gauche.

La figure 6.2(a) montre un résultat de ce recalage. On peut comparer ce résultat avec la même tranche d'image RM du patient test suite au recalage intra-patient (figure 6.2(b)). Les deux résultats diffèrent considérablement dans l'inclinaison de la tranche ainsi que dans les niveaux anatomiques couverts. Même si le niveau de chevauchement entre la tranche d'image RM et la surface contenue dans le tronc est élevé, le recalage est clairement inadéquat puisqu'une tranche qui ne contient pas les seins est projetée au niveau des seins. Le résultat obtenu est intuitif pour la raison suivante : les colonnes ayant des courbures différentes auront une transformation différente dans le modèle articulé. Par exemple, nous pouvons voir dans la figure 6.3 les axes locaux des vertèbres à partir des images RM et RX pour les deux patients. Nous pouvons clairement voir la différence dans les positions ainsi que les rotations des axes vertébraux des images RM entre le patient 1 (figure 6.3(a)) et le patient 2 (figure 6.3(c)). La même constatation peut se faire pour les images RX (figures 6.3(b) et 6.3(d)). Nous pouvons bien voir que la courbure maximale ne se trouve pas au même endroit pour ces patients. Afin de prouver cela quantitativement, le produit scalaire entre les vecteurs parallèles au plan X-Y des vertèbres des patients 1 et 2 est calculé. Donc, les calculs ont été effectués entre les vertèbres de l'image RM du patient 1 et les vertèbres de l'image RM du patient 2, et entre les vertèbres de l'image RX du patient 1 et les vertèbres de l'image RX du patient 2. Les mêmes calculs ont été effectués entre les patients 1 et 3, ces deux patients ayant le même type de courbure, pour des fins de comparaisons. Ces valeurs sont présentées dans la figure 6.4. On peut clairement voir que les produits scalaires entre les patients 1 et 2 sont très bas. Donc, l'inclinaison des vertèbres est différente pour les deux patients. Les différences entre les angles d'inclinaison des deux patients, ainsi que la différence dans la courbure générale, sont démontrées à l'aide des angles d'Euler. Les angles d'Euler (Tait-Bryan) absolus des vertèbres pour les patients 1 et 2 dans l'axe des z extraites à partir des images RX sont présentés dans la figure 6.5. Les angles obtenus dans les autres plans se trouvent à l'annexe B. On peut voir une grande différence entre la valeur des angles des patients 1 et 2. Donc nous pouvons conclure que l'inclinaison des vertèbres des deux patients en position debout est significativement différente. Par conséquent, la transformation qui sert à recaler les vertèbres reconstruites à partir des images RM à celles des images RX est significativement différente pour chacun des deux patients. Donc, si on applique la transformation du modèle générique aux images RM du patient test, les tranches d'images RM axiales seront projetées à des endroits différents pour les deux patients.



(a) image RM recalé à partir du modèle générique



(b) Tranche d'image RM originale du patient

Figure 6.2 Résultat du recalage inter-patient pour la tranche 13. Dans ce cas, les deux patients ont des types de courbure différents.

6.2.2 Recalage où le modèle générique et le patient test ont le même type de courbure et une catégorie IMC différente

Le deuxième exemple de recalage est effectué entre deux patients qui ont le même type de courbure, mais qui ont une classification IMC différente. Les patients 1 et 3 sont utilisés pour cet exemple. Le patient 1 a une classification IMC normale, tandis que le patient 3 a une classification IMC de maigreur. Les deux patients ont une courbure thoracique droite et des angles de Cobb similaires.

La figure 6.6 montre un résultat de ce recalage. Dans ce cas, la tranche semble être projetée au bon endroit. Ceci s'explique par le fait que les colonnes qui ont des courbures similaires auront une transformation similaire dans le modèle articulé. Par conséquent, les tranches axiales RM seront projetées au même endroit pour les deux patients.

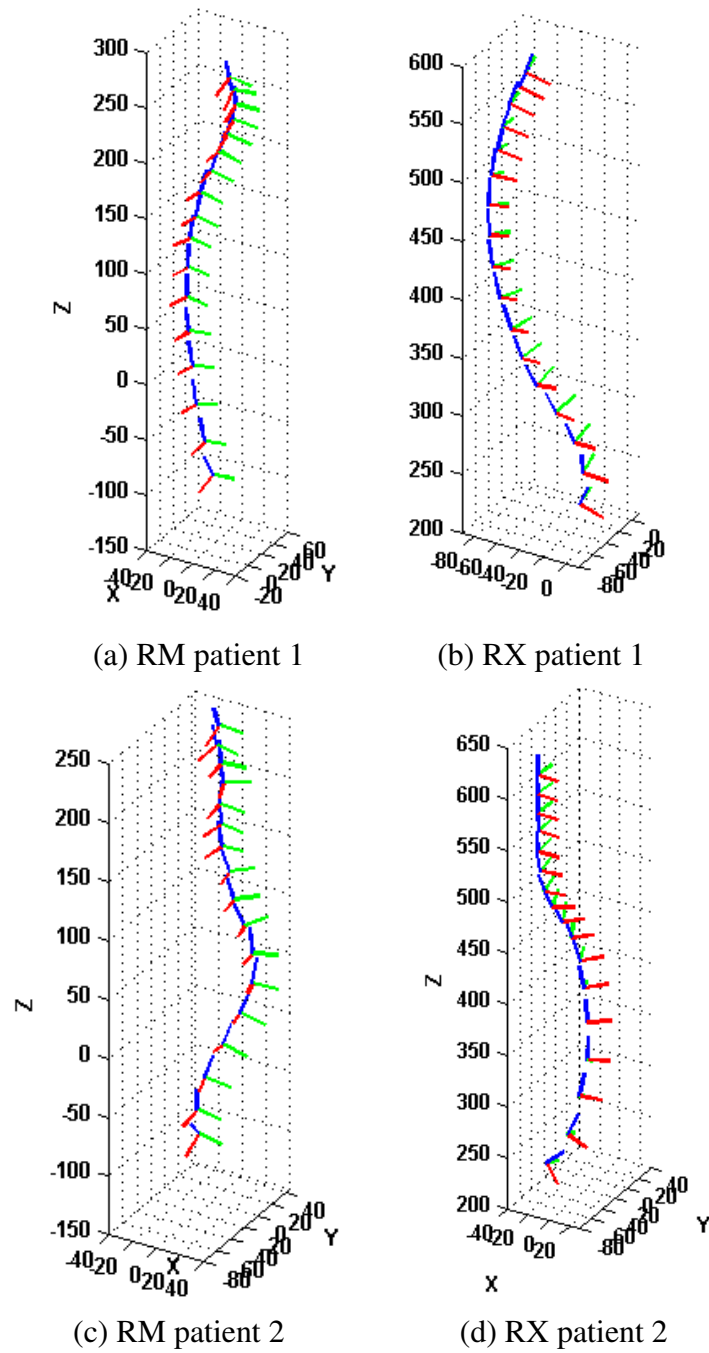


Figure 6.3 Comparaison des axes des vertèbres à partir du modèle articulé pour les patients 1 et 2.

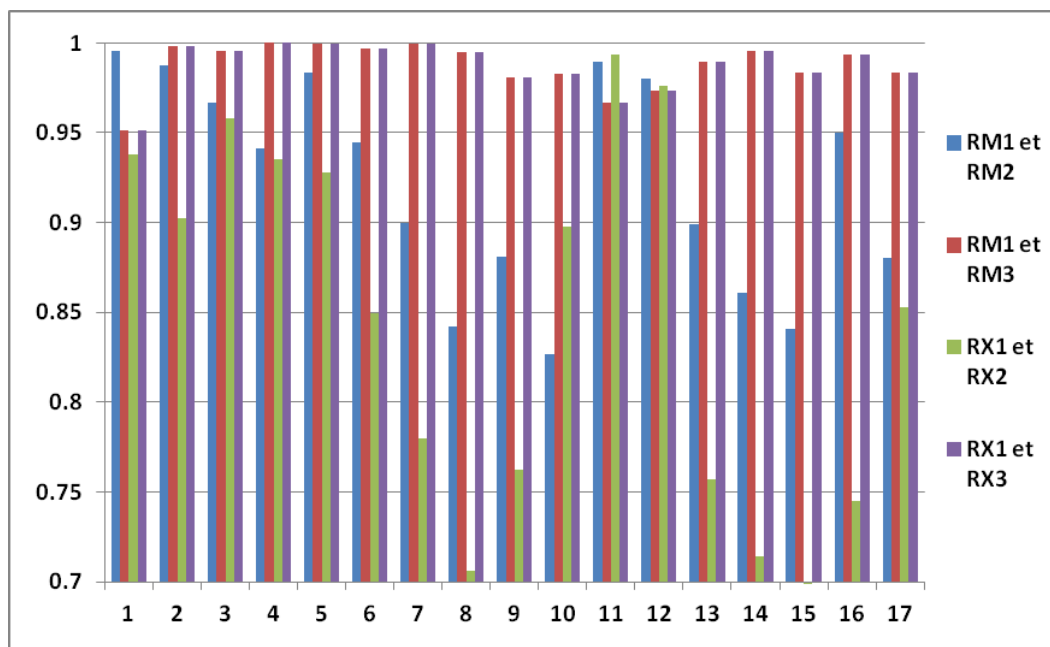


Figure 6.4 Produit scalaire entre les vecteurs parallèles au plan X-Y des vertèbres avant le recalage. Les valeurs pour les vertèbres thoraciques et lombaires sont montrées (1=T1, 17=L5). Les comparaisons sont entre les vertèbres extraites à partir des images RM des patients 1 et 2 (Bleu), les vertèbres extraites à partir des images RM des patients 1 et 3 (rouge), les vertèbres extraites à partir des images RX des patients 1 et 2 (vert), les vertèbres extraites à partir des images RX des patients 1 et 3 (mauve).

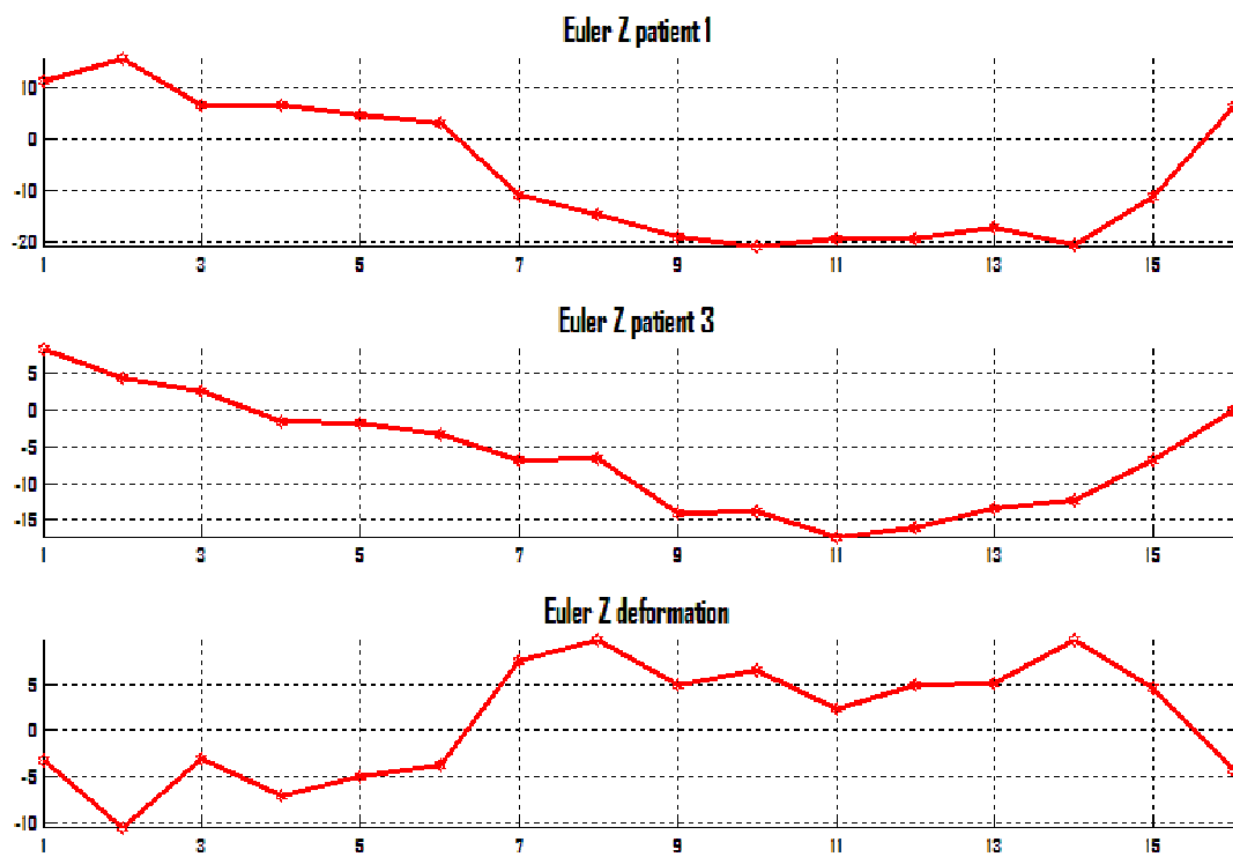
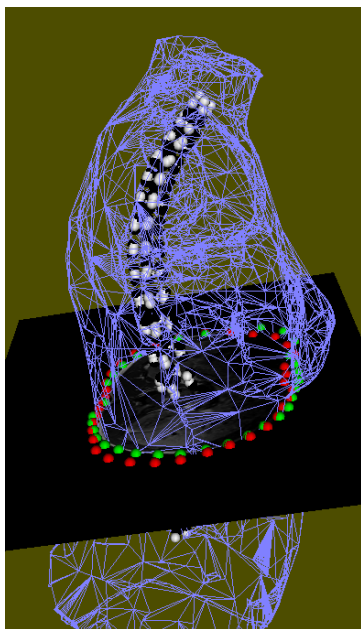
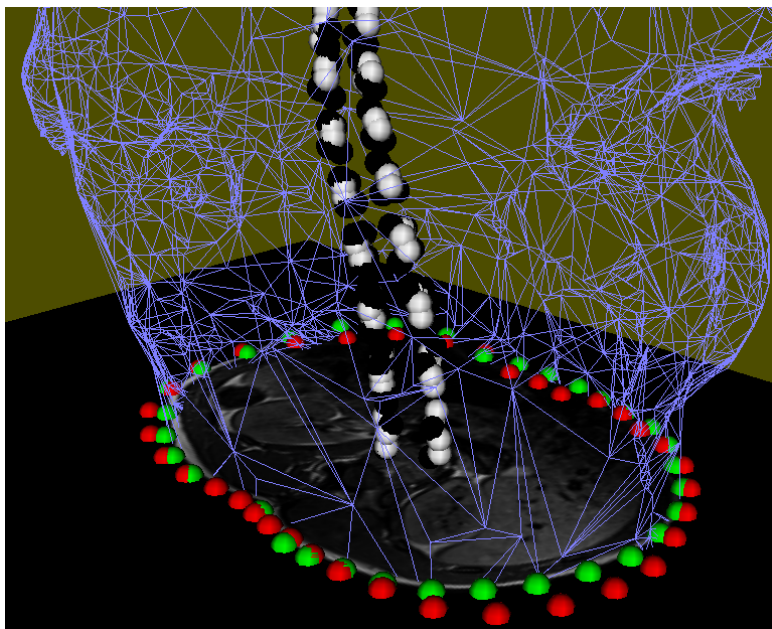


Figure 6.5 Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des z pour les patients 1 et 3.



(a) Aperçu tronc complet



(b) Aperçu de la tranche recalée

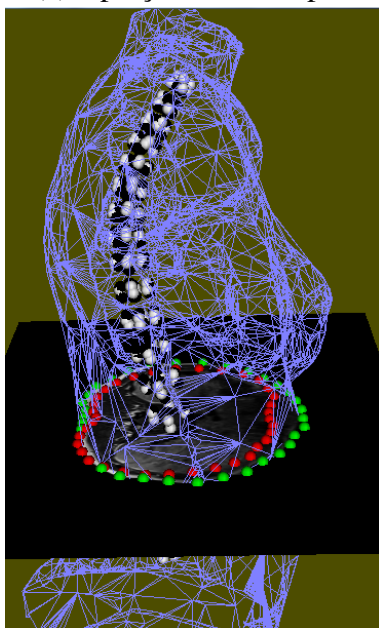
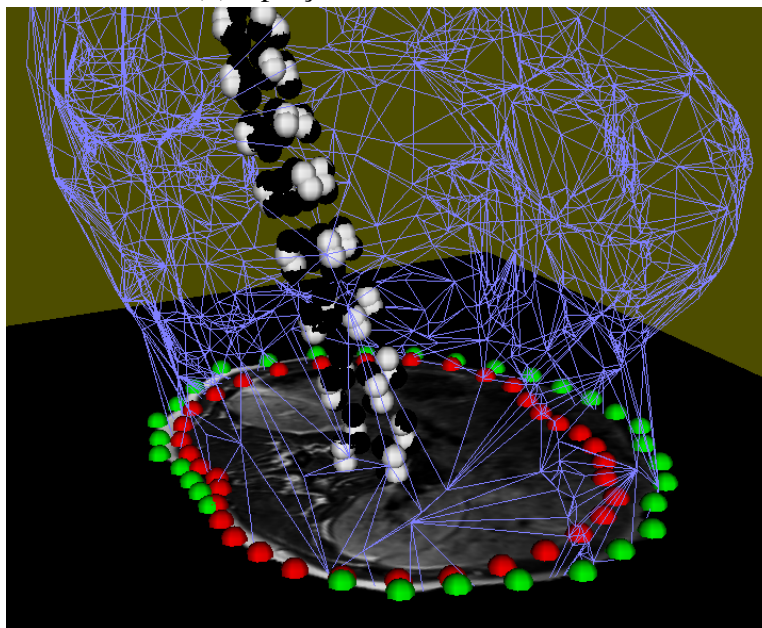
(c) Image RM originale.
Aperçu tronc complet(d) Image RM originale.
Aperçu de la tranche

Figure 6.6 Résultat du recalage inter-patient pour la tranche 13 du patient 1 recalée jusqu'à l'espace du patient 3. Dans ce cas, les deux patients ont le même type de courbure et des angles de Cobb similaires.

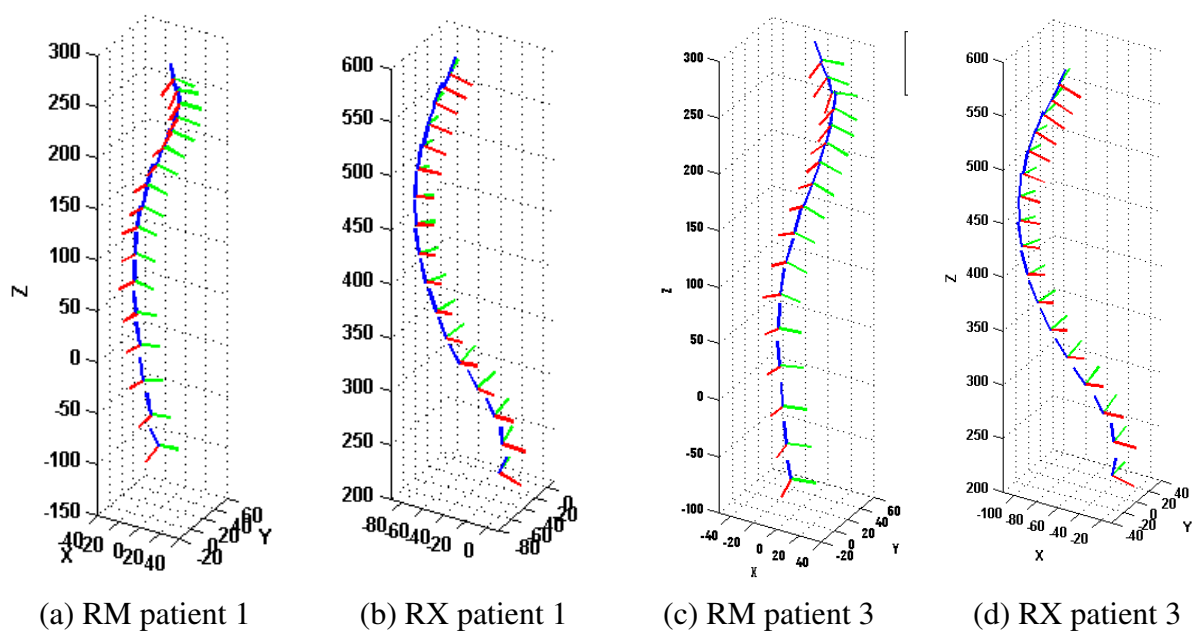
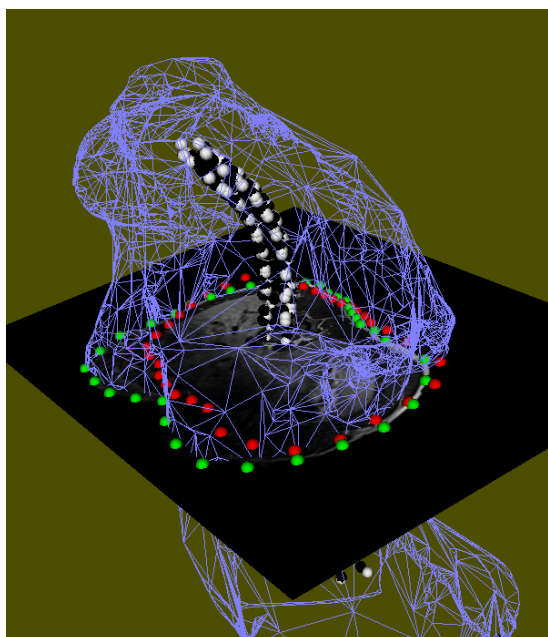
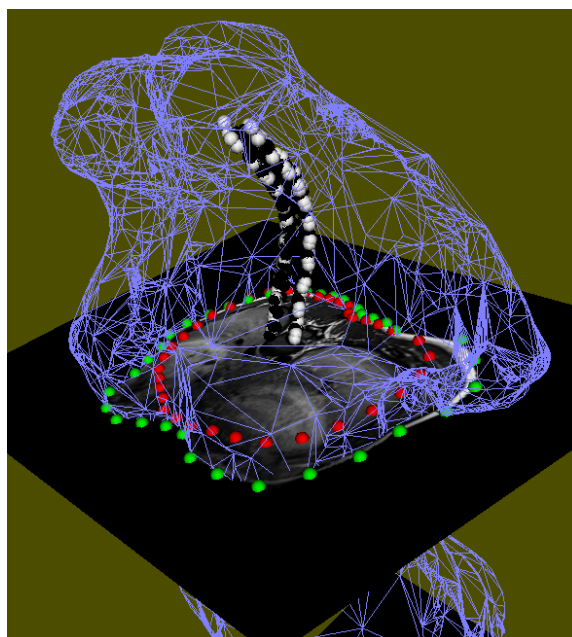


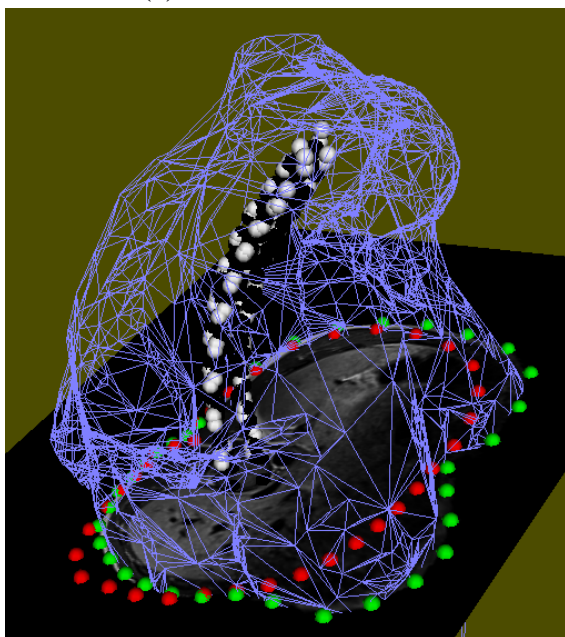
Figure 6.7 Comparaison des axes des vertèbres à partir du modèle articulé pour les patients 1 et 3.



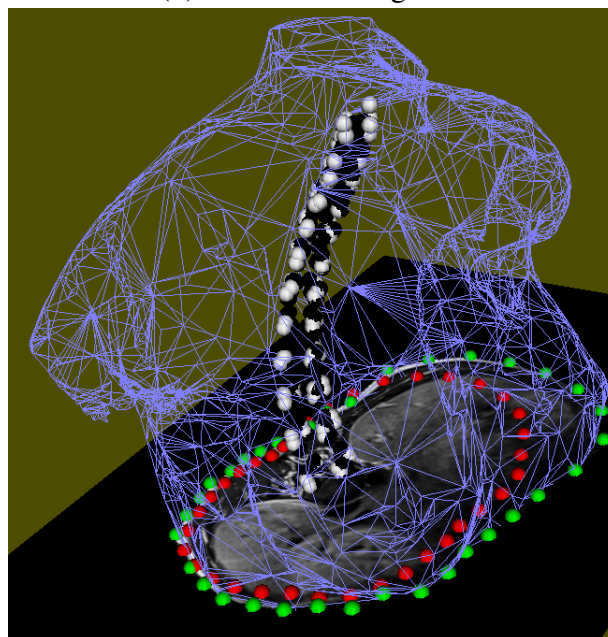
(a) Tranche 19 recalée



(b) Tranche 19 originale



(c) Tranche 17 recalée



(d) Tranche 17 originale

Figure 6.8 Résultat du recalage inter-patient pour deux tranches du patient 1 recalées jusqu'à l'espace du patient 3. Ces tranches montrent le recalage au niveau des seins.

Deux tranches additionnelles des mêmes patients sont montrées dans la figure 6.8. Ces tranches ont pour but de montrer l'effet de la personnalisation des images RMs sur la modélisation des seins. Il faut tout d'abord mentionner que le recalage au niveau des seins est plus difficile puisque ces tissus se déforment de façon différente de la colonne vertébrale et ne sont pas contraints par la cage thoracique. Contrairement aux résultats du dernier patient dans la section 6.2.1, les tranches contenant des seins dans le modèle générique sont projetées au niveau des seins dans le patient test. On peut voir ceci dans les figures 6.8(a) et 6.8(b) pour la tranche 19. Ces figures démontrent un meilleur recalage dans le cas où le modèle générique et le patient test ont le même type de courbure. D'ailleurs, lorsque le produit scalaire est calculé entre les vecteurs parallèles au plan X-Y des vertèbres des patients 1 et 3, on peut voir que ces valeurs sont beaucoup plus élevées que ceux entre les patients 1 et 2 (figure 6.4). Ceci démontre un meilleur alignement entre l'inclinaison des vertèbres des deux patients. La projection au niveau des seins est un peu moins précise pour la tranche 17, qui est illustrée dans les figures 6.8(c) et 6.8(d).

6.3 Résultats quantitatifs

Dans cette section, les mesures de DICE seront présentées afin de mesurer le chevauchement entre trois différentes structures, tel que décrit dans la section 6.1.1. Nous débutons par le chevauchement entre la topographie de surface du patient test et les images RM complétées suite au recalage inter-patient à partir du modèle générique.

6.3.1 DICE entre la surface du tronc du patient test et les images RM adaptées du modèle générique suite au recalage inter-patient

Les valeurs de la mesure DICE entre la surface du tronc du patient test et les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient sont présentées dans la figure 6.9. Les moyennes des valeurs sont 0.898 ± 0.013 , 0.909 ± 0.022 , et 0.975 ± 0.012 pour le recalage rigide, articulé simple, et proposé, respectivement. Ces résultats montrent une amélioration dans le chevauchement lorsque la méthode proposée est utilisée comparativement au recalage qui utilise le modèle articulé simple (sans une composante non-rigide) et au recalage rigide ($p < 0.01$). Par contre, il y a un plus petit écart entre les résultats du recalage rigide et du recalage obtenu avec le modèle articulé simple ($p < 0.05$).

Nous avons ensuite comparé ces valeurs DICE avec celles du recalage intra-patient qui ont été présentées dans le chapitre précédent, et ceci pour le patient 3. Les valeurs obtenues avec le recalage rigide et le recalage avec le modèle articulé simple sont curieusement plus élevées dans le cas du recalage inter-patient comparativement au recalage intra-patient ($p < 0.05$). Dans le cas du recalage proposé, aucune différence significative n'est perçue entre le recalage intra-patient et inter-

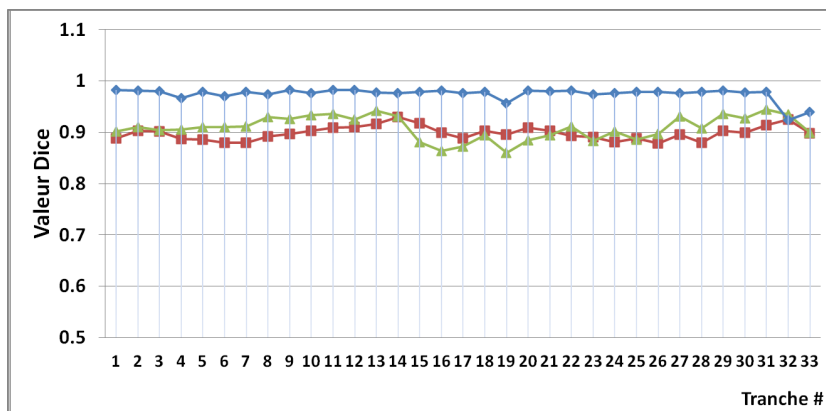


Figure 6.9 Résultats de la mesure DICE entre la surface du tronc du patient test et les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient pour deux patients ayant des angles de Cobb similaires. Les résultats obtenus avec la méthode proposée (bleu) sont comparés avec le recalage rigide (rouge) et le recalage avec le modèle articulé simple (vert).

patient. Puisque les images RM du modèle générique ne contiennent pas les tissus spécifiques du patient test, nous anticipons une diminution dans les valeurs DICE comparativement au recalage intra-patient. Par conséquent, les résultats obtenus ici remettent en question la pertinence de l'usage de la mesure DICE pour vérifier la méthode de recalage proposée. Ces résultats s'expliquent de la façon suivante : le modèle articulé permet d'avoir une meilleure orientation de la tranche d'image RM, ceci comparativement au recalage rigide. Par contre, la justesse de l'orientation de la tranche d'image RM n'est pas validée avec la mesure DICE. L'image RM a une plus petite aire que l'image TP. Par conséquent, l'image RM sera complètement contenue ou bien presque complètement contenue dans l'image TP. Donc, la mesure DICE donnera les mêmes valeurs, ou bien des valeurs très semblables. Toute erreur d'orientation semble être compensée par la déformation non-rigide lors de l'application de la méthode proposée. Dans ce cas, la mesure de chevauchement entre les structures en particulier (tel que le gras ou les muscles) sera un meilleur indice de la précision du recalage. Ces résultats seront présentés dans la section 6.3.3.

6.3.2 DICE entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RM du patient test obtenues suite au recalage intra-patient

Étant donné que nous possédons les images RM recalées propres au patient test en position debout (c'est-à-dire suite au recalage intra-patient), nous avons comparé ces images avec celles du modèle complété suite au recalage inter-patient. Cette comparaison directe entre les images RM qu'on désire avoir et celles qu'on a obtenues est jugée plus pertinente que la comparaison présentée dans la section précédente. Les valeurs DICE obtenues sont présentées dans la figure 6.10.

Les moyennes des valeurs obtenues en effectuant un recalage rigide, recalage articulé simple, et recalage proposé sont 0.771 ± 0.055 , 0.772 ± 0.055 , et 0.813 ± 0.0833 , respectivement. Les valeurs DICE sont significativement inférieures aux valeurs obtenues en comparant les images TP et RM. Ceci s'explique par le fait que le modèle articulé ne projette pas les images RM au même endroit pour les deux recalages. Cependant, il serait important de mentionner qu'une valeur DICE plus élevée que 0.7 est considérée adéquate. En examinant les valeurs individuelles de chaque tranche, nous constatons que la qualité des résultats diminue fortement à partir de la tranche 23, et devient inférieure à 0.7 à partir de la tranche 28. Ces tranches sont situées au niveau des épaules. Donc, la différence entre les contours des images RM est due aux différences au niveau de la gibbosité, ainsi qu'à la variabilité au niveau de la segmentation des bras ; cette segmentation étant préalable au recalage. Nous remarquons la différence entre les images RM du modèle générique et ceux du patient test en examinant les résultats du recalage rigide entre ces images. Cette différence devient plus évidente pour les tranches plus élevées du patient puisque les valeurs DICE du recalage rigide diminuent pour ces tranches. Ceci explique en partie le déclin dans la qualité du modèle recalé pour ces tranches.

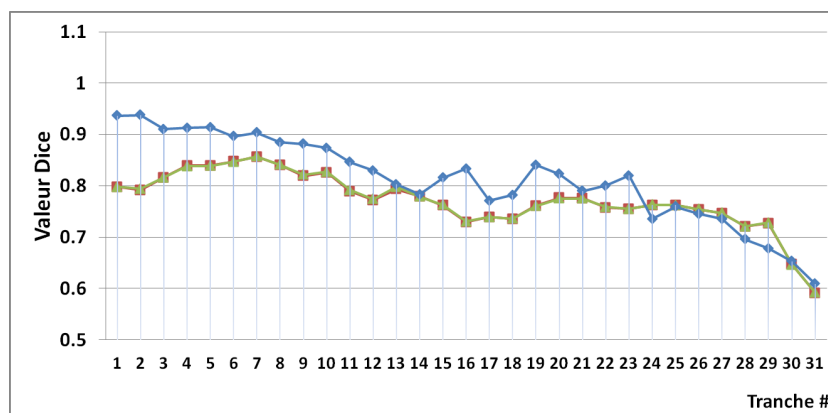


Figure 6.10 Résultats de l'indice DICE comparant les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient à celles du patient test suite au recalage intra-patient lorsque le modèle générique et le patient test ont des angles de Cobb similaires. Les résultats obtenus avec la méthode proposée (bleu) sont comparés avec le recalage rigide (rouge) et le recalage avec le modèle articulé simple (vert).

6.3.3 DICE entre les régions de tissu adipeux entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RMs du patient test obtenues suite au recalage intra-patient

Puisque le simulateur modélisera les déformations subites au gras et aux muscles, la présente section se consacre à la validation du recalage au niveau de la modélisation des tissus. Nous avons choisi de valider le recalage du gras seulement, puisque nous croyons que les valeurs seront similaires et la segmentation de ces tissus nécessite beaucoup de temps (environ 10 minutes par tranche) et une connaissance de l'anatomie. Tout d'abord, nous avons segmenté manuellement le gras à partir de chaque tranche des images RM du patient test ainsi que du modèle générique suite au recalage inter-patient. Ensuite, pour chaque tranche, le chevauchement entre le gras des images RM du patient test ainsi que du modèle générique suite au recalage inter-patient a été mesuré à l'aide de l'indice *DICE*.

La figure 6.11 présente les valeurs DICE pour le gras. Les valeurs résultantes sont considérablement inférieures aux valeurs présentées dans la section précédente pour plusieurs raisons : premièrement, les valeurs DICE sont sensibles au ratio entre la circonférence et l'aire de la structure à évaluer. Toute structure contenue dans le tronc a un ratio plus élevé que celui du tronc complet. Un ratio plus élevé se traduit en une diminution de la valeur DICE. Par exemple, nous constatons que les valeurs DICE diminuent pour les tranches plus élevées du tronc. La figure 6.12(a) montre une tranche située à un niveau bas du tronc et 6.12(b) montre une tranche située à un niveau plus élevé du tronc. La tranche au niveau plus bas a une plus grande épaisseur de gras, et par conséquent un plus petit ratio entre la circonférence et l'aire de la région contenant le gras. On peut donc s'attendre à une valeur DICE moins élevée.

Deuxièmement, contrairement au cas du tronc complet, ces structures n'ont pas été explicitement modélisées durant le recalage. Ces raisons, en plus du fait que le modèle articulé ne projette pas les images RM au même endroit pour les deux recalages, entraînent un chevauchement très bas. En effet, une translation de la tranche de quelques millimètres par rapport à l'autre tranche a pour conséquence une diminution significative de la valeur DICE. Pour illustrer ce phénomène, nous avons utilisé la tranche 13 (figure 6.12(b)), qui a une valeur DICE de 0.025. Nous tentons d'expliquer cette valeur basse. Nous avons effectué une translation de 5mm à cette tranche, et nous avons ensuite calculé la valeur DICE entre la tranche initiale et la tranche translatée. En tenant compte du fait qu'une erreur dans la translation allant jusqu'à 5mm est considérée acceptable en clinique, la valeur DICE obtenue suite à la translation est de 0.046. Cette même analyse a été effectuée pour la tranche 1 (qui a une plus grande épaisseur de gras), et une valeur DICE plus élevée (0.207) est obtenue.

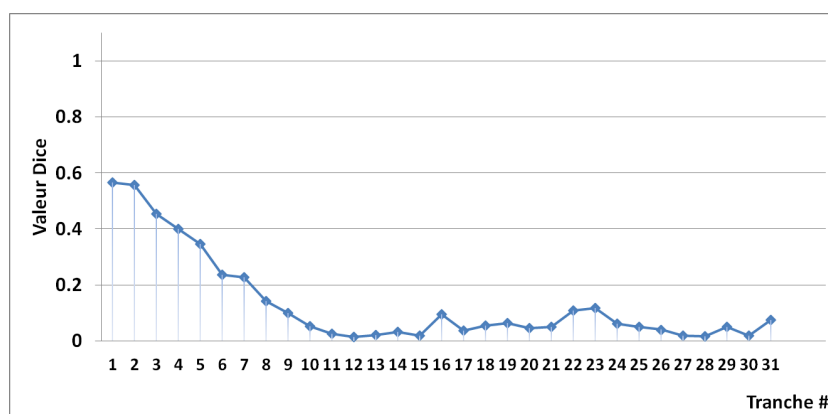
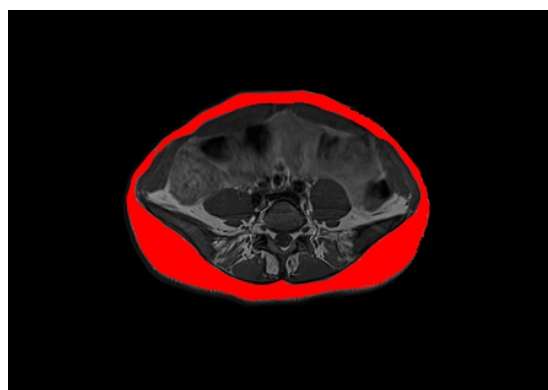


Figure 6.11 Mesure DICE comparant les régions de tissu adipeux entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RMs du patient test obtenues suite au recalage intra-patient. Les deux patients ont le même type de courbure et des angles de Cobb similaires.



(a)Tranche 1 recalée



(b)Tranche 13 originale

Figure 6.12 Deux tranches suite au recalage inter-patient, avec une segmentation du gras en rouge.

6.4 Discussion et conclusion

Dans ce chapitre, une méthode qui a pour but de compléter un modèle personnalisé d'un patient scoliotique à l'aide d'un recalage inter-patient à partir d'un modèle générique a été présentée. Cette méthode se sert du modèle articulé ainsi que d'une déformation spline-plaque mince contrainte afin de recaler les images RM d'un modèle générique avec les images RX et TP d'un nouveau patient. Des résultats qualitatifs et quantitatifs ont été présentés.

Le tableau 6.2 contient une récapitulation des résultats obtenus pour le recalage inter-patient des images RM. Ce tableau compare les différentes méthodes de recalage, ainsi que les résultats obtenus, à celles du recalage intra-patient. Les premières trois colonnes comparent les résultats obtenus suite au recalage inter-patient à ceux obtenus suite au recalage intra-patient en utilisant le recalage rigide, articulé, et la méthode proposée. Lorsque le recalage a été effectué entre deux patients ayant des courbures différentes, il y a eu une diminution importante dans la qualité du recalage. Dans ce cas, il faudrait noter que les deux patients utilisés pour illustrer ce cas ont aussi des angles de Cobb préopératoires considérablement différents. Sans une cohorte importante de patients, il serait difficile de conclure sur les facteurs qui affectent la qualité du recalage.

Les dernières deux colonnes comparent le recalage articulé avec le recalage rigide ainsi que le recalage avec la méthode proposée avec le recalage rigide, et ce, pour le recalage inter-patient seulement. La méthode proposée offre un meilleur chevauchement comparativement au recalage rigide et articulé lorsque le chevauchement entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et des image et le TP du nouveau patient est comparé.

Lorsque les images RM recalées ont été comparées aux images TP du patient, une amélioration dans le chevauchement est constatée, un résultat contre-intuitif. Le niveau de chevauchement diminue lorsque les images RM suite au recalage inter-patient sont comparées aux images RM du patient test suite au recalage intra-patient. Par contre, les valeurs demeurent plus élevées que 0.7, donc sont jugées adéquates. Une comparaison entre le gras des images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et des images RM originales donne un chevauchement très faible, mais ceci peut être expliqué par divers facteurs dont un ratio plus élevé entre la circonférence et l'aire de la structure à évaluer.

Selon les résultats obtenus, il serait recommandé d'utiliser plusieurs catégories de patients en tant que modèles génériques. Celles-ci seraient regroupées par type de courbure, intervalle d'angle de Cobb préopératoire, ainsi que catégorie d'IMC. Une analyse plus approfondie est recommandée en utilisant ces critères comme catégories. D'ailleurs, puisque des mesures de flexibilité affecte le résultat du traitement et sont donc utilisés en clinique pour la planification de la chirurgie [124], celles-ci peuvent servir afin de catégoriser la patients.

La qualité de la segmentation du gras avant la comparaison a un effet sur la précision du résultat.

Une méthode automatique basée sur les Coupes de Graphes a servi de segmentation initiale pour les images RM. Cette segmentation a été corrigée manuellement. De plus, les bras ont été enlevés manuellement dans la segmentation des images RM et TP avant la comparaison. Ces manipulations manuelles affectent la précision de la mesure DICE. Nous recommandons le développement ou l'utilisation d'outils complètement automatiques pour la segmentation de ces structures.

Finalement, une contrainte de rigidité particulière à chacune des structures distinctes a pour potentiel l'amélioration de la qualité du recalage inter-patient. Cette contrainte adressera de façon plus adéquate les déformations subies au gras et aux muscles suite au recalage.

La méthode développée dans ce chapitre permet de construire un modèle géométrique du tronc d'un patient qui incorpore une représentation des tissus mous, en plus des structures osseuses et de la surface externe du tronc, ceci même si les images RM du patient ne sont pas disponibles. Ce modèle, construit par recalage inter-patient à partir d'un modèle générique, élimine le besoin d'une acquisition d'images RM, tâche qui cause un manque de confort auprès des patients et qui nécessite la disponibilité de systèmes d'acquisition RM coûteux en clinique.

Tableau 6.2 Un sommaire comparant les résultats obtenus suite au recalage inter-patient avec ceux obtenus suite au recalage intra-patient. Ce sommaire indique s'il y a eu une amélioration de la qualité des résultats (amél.), une baisse de la qualité des résultats (baisse), ou s'il n'y a pas de différence significative.

Test	Méthode rigide intra/inter	Méthode articulé intra/inter	Méthode proposée intra/inter	rigide/ articulé inter/inter	rigide/ proposée inter/inter
Courbures différentes	-	-	diminution	-	-
IMC différents	-	-	Comparables	-	-
$DICE_{MRI_{adapted}, TP_{patient}}$	amél.	amél.	pas de différence	amél.	amél.
$DICE(MRI_{adapted}, MRI_{patient})$	baisse	baisse	baisse	pas de différence	amél.
$DICE(MRI_{fat_{adapted}}, MRI_{fat_{patient}})$	-	-	grande baisse		

CHAPITRE 7 : Discussion générale

L'objectif général de cette thèse est de construire un modèle géométrique du tronc d'un patient scoliotique qui incorpore les structures osseuses, la surface externe du tronc du patient, ainsi que les tissus mous obtenus à partir d'un modèle générique, en recalant les images RX, TP et RM, tout en tenant compte du changement de posture entre les acquisitions. Dans les travaux antérieurs, aucune méthode n'a effectué la fusion d'images RM, RX et TP par recalage multimodale. De plus, aucune méthode existante ne modélise les déformations dues aux changements de posture entre la position couchée et debout, une étape importante étant donné que nos images sont acquises dans différentes postures. Finalement, aucune méthode existante n'effectue le recalage inter-patient pour des images RM du tronc, étape nécessaire dans la conception du modèle complet du tronc si les images RM ne sont pas acquises. Dans le présent chapitre, nous allons mener une discussion générale portant sur nos hypothèses et les travaux qui ont été effectués dans le but de les vérifier.

7.1 Recalage des colonne vertébrales à partir des images RM et RX

Dans un premier temps, une méthode de recalage entre les vertèbres extraites à partir des images RM et les vertèbres extraites à partir des images RX à l'aide d'un modèle articulé a été proposée. Ce modèle a permis de compenser pour la déformation de la colonne vertébrale due au changement de posture entre les acquisitions. Cette méthode permet une déformation non-rigide de la forme de la colonne, tout en préservant la nature rigide des vertèbres. Puisque les transformations sont obtenues directement à partir des données, nous n'avons pas eu besoin de contraintes à partir des vertèbres voisines, ni d'une contrainte globale sur la forme de la colonne. Ceci nous distingue des travaux antérieurs tout en bénéficiant de gains significatifs en vitesse puisqu'on évite une étape d'optimisation. Une diminution considérable de l'erreur a été constatée lorsque la méthode proposée a été utilisée. De plus, une évaluation de la courbure de la colonne a montré que cette courbure est significativement moins prononcée lorsque les patients sont en position couchée comparativement à la position debout. Cette évaluation confirme les travaux antérieurs de Delorme et al. [38]. Une vérification de l'alignement entre la direction des vertèbres extraites à partir de ces deux modalités suite au recalage a été effectuée en calculant le produit scalaire avant et après recalage. Ces résultats montrent que nous arrivons à aligner les vertèbres de façon à compenser pour le changement de posture. Donc, la première hypothèse a été vérifiée.

Cependant, nous avons eu recours à des interventions manuelles au cours du recalage entre les vertèbres. Par exemple, les points de repère placés sur les vertèbres qui ont servi pour la construction du modèle articulé ont été sélectionnés manuellement à partir des images RX. De plus, le

modèle des vertèbres extrait à partir de ces images RX est construit suite à une adaptation d'un dictionnaire de vertèbres. Pour ce qui est des repères vertébraux des images RM, une segmentation manuelle des vertèbres a été effectuée au préalable. Ensuite, les repères vertébraux ont été sélectionnés manuellement à partir de la reconstruction 3D. Une variabilité de $2.1 \pm 1.5mm$ a été obtenue pour les repères extraits à partir des images RX, et une variabilité de $3.17 \pm 3.3mm$ a été obtenue dans le cas des repères extraits à partir des images RM. Par contre, ces variabilités sont plus basses que les erreurs obtenues suite au recalage. Étant donné que l'erreur de recalage obtenue en utilisant le modèle articulé se traduit par une erreur maximale d'angle de Cobb de 0.08° , la variabilité des points de repère se traduit par une variabilité dans l'angle de Cobb qui est moins élevée que 0.08° . Si on accumule les erreurs de recalage et de placement de points de repère, nous obtenons une borne supérieure de l'erreur de 1.6° dans l'angle de Cobb, ce qui est toujours inférieur à la valeur de 5° considéré acceptable en clinique (section 4.4.3). De plus, le modèle articulé offre un cadre dans lequel les points de repère peuvent être remplacés par des primitives de plus haut niveau, celles-ci obtenues à partir de méthodes de segmentation automatiques déjà élaborées au sein de notre laboratoire ce qui permettra d'éliminer les erreurs de placement des points de repère [118, 119].

7.2 Fusion multimodale intra-patient

Dans un deuxième temps, la méthode de recalage des vertèbres a été utilisée comme première étape pour la construction du tronc complet à partir des images RX, RM, et TP. Nous avons donc proposé une méthode de recalage intra-patient à partir de ces images en utilisant des déformations non-rigides contraintes. Tout d'abord, les images TP ont été recalées avec les images RX à l'aide des marqueurs surfaciques en se servant de la transformation non-rigide spline plaque-mince. Ensuite, les structures osseuses sont utilisées pour recaler chaque tranche d'image RM à l'aide du modèle articulé. Les tissus mous visibles dans les tranches RM sont recalés à l'intérieur du volume délimité par la surface du tronc et des os à l'aide d'une spline plaque mince contrainte. La spline plaque mince nous a permis de proposer un cadre simple et naturel dans lequel nous avons incorporé la contrainte de rigidité. Cette contrainte de rigidité offre une solution simple grâce à la contrainte produite par les contours du tronc visibles sur l'image RM et la topographie de surface. Ce recalage a été validé en calculant le niveau de chevauchement entre le volume délimité par la topographie de surface et celui délimité par l'image RM, ceci avec l'indice DICE. La méthode de recalage proposée nous a permis d'obtenir un modèle géométrique du tronc d'un patient en intégrant les structures osseuses, la surface externe du tronc, ainsi que les tissus mous. Donc, l'hypothèse numéro 2 a été vérifiée.

Nous avons perçu quatre limites au niveau de la transformation appliquée aux images RM lors

du recalage intra-patient. Premièrement, il se peut que des discontinuités se trouvent dans la transformation spline-plaque mince pondérée étant donné que cette transformation ne modélise que les déformations bidimensionnelles qui sont subites au tronc suite à un changement de posture. La continuité doit être étudiée dans trois directions : dans les directions x et y sur une même tranche et dans la direction z entre les tranches consécutives. Sur une même tranche, des problèmes de discontinuité peuvent potentiellement être causés par la pondération appliquée à la fonction spline-plaque mince. La fonction spline-plaque mince ne contient pas de discontinuités dans un domaine continu puisque la pondération varie de façon proportionnelle à la distance entre le point et la vertèbre, et cette distance est continue. Par contre, dans le domaine discret des images 2D considérées, une discrétisation s'impose lors du calcul de la pondération. En particulier, cette discrétisation se fait lors du calcul de la distance entre le pixel à pondérer et les vertèbres, et de la distance entre le pixel à pondérer et la surface externe du tronc. Dans ce cas, des discontinuités risquent de se produire. Par contre, dans le cadre de la présente thèse, les problèmes de discontinuité n'ont pas limité la qualité des résultats obtenus. Pour ce qui est de la direction z , il faut évaluer la continuité entre les tranches d'images RM. Pour chaque tranche, une transformation du modèle articulé est appliquée, celle-ci modélisant le changement de posture en trois dimensions. Par contre, puisque nous avons appliqué la transformation de la vertèbre la plus proche, cette transformation est indépendante de celles des tranches voisines. Cependant, la continuité de la transformation dans l'axe des z n'a pas été prise en considération. De plus, la transformation spline-plaque mince pondérée qui a pour but de modéliser les déformations non-rigides des tissus mous était appliquée dans le plan de chaque tranche axiale. Par contre, les forces affectant le patient dans l'axe des z , tel que les forces gravitationnelles, ont pour effet de causer des déformations tridimensionnelles. Ces forces n'ont pas été prises en considération lors du recalage. Il faut toutefois noter qu'il y a un grand écart entre les tranches d'images RM 2D consécutives (12 mm). Ce grand écart dans l'axe des z , afin d'éviter un temps d'acquisition élevé des images RM, nous a permis de présumer une indépendance entre ces tranches et de nous limiter au plan de la tranche. De plus, l'effet des forces externes tel que les forces gravitationnelles nécessite une étude biomécanique qui dépasse le cadre de cette thèse.

Deuxièmement, il y avait un manque de modélisation spécifique aux différents tissus mous. Les différents tissus dans le corps ont des niveaux de rigidité différents. Par conséquent, les tissus réagissent de façon différente suite à l'application d'une force externe. Donc, pour un recalage plus précis, ces différences dans la rigidité doivent être incorporées en tant que contraintes dans la transformation lors du recalage. Ces contraintes nécessitent deux étapes supplémentaires dans le processus de recalage : la segmentation des structures anatomiques, et l'incorporation de la rigidité de chaque structure dans la transformation. Les contraintes de rigidité nécessitent une étude biomécanique des différents tissus du corps humain, ce qui dépasse le cadre de cette thèse. Par contre, la méthode proposée fournit un cadre dans lequel des contraintes de rigidité peuvent être facilement

incorporées, particulièrement dans la pondération appliquée à la fonction spline-plaque mince.

Troisièmement, puisqu'une représentation de la cage thoracique n'était pas disponible à partir des données de patient utilisées, celle-ci n'a pas été modélisée lors du recalage. Comme nous l'avons décrit dans les chapitres précédents, des erreurs de recalage se sont produites au niveau de la gibbosité des patients. Cette gibbosité est accentuée lorsque le patient est debout, mais est atténuée lorsque le patient est en position couchée. Donc, la gibbosité est visible sur les images TP et peu ou pas sur les images RM. Alors, les transformations appliquées aux images RM doivent tenir compte de ce changement entre les deux images. Par contre, le modèle articulé et la transformation non rigide ne modélisent pas cette déformation, puisque c'est une déformation de la cage thoracique. En plus de modéliser la gibbosité, la cage thoracique joue un rôle important dans le tronc et a aussi un effet sur les déformations des différentes structures. Par exemple, il y a une possibilité que les tissus et organes à l'intérieur de la cage thoracique soient contraints par celle-ci. Il en résulte alors une différence entre les déformations des tissus qui sont contenues dans la cage thoracique et ceux qui se trouvent à l'extérieur de la cage elle-même (par exemple les seins). Donc, les tissus qui se trouvent à l'extérieur de la cage thoracique doivent être modélisés de façon particulière. De plus, la déformation des côtes ne suit pas exactement celle de la colonne vertébrale et ces déformations peuvent possiblement avoir un effet sur les déformations des structures qui sont contenues dans la cage thoracique. Ainsi, une modélisation plus précise des déformations des tissus mous devrait être guidée par les déformations de la cage thoracique.

Quatrièmement, comme nous l'avons mentionné dans le chapitre 5, l'indice DICE ne mesure pas la validité anatomique avec laquelle les tissus mous ont été déformés suite au recalage intra-patient. Ceci est dû au fait qu'aucune correspondance anatomique entre les images RM, RX et TP n'est présente dans l'espace compris entre les vertèbres et la surface du tronc du patient. Par contre, notre principale préoccupation étant d'obtenir un modèle avec lequel les vertèbres conservent leurs caractéristiques rigides et pour lequel l'espace contenu dans la surface du patient est rempli avec les informations des tissus mous, la méthode proposée réussit à obtenir un tel modèle. La capacité de la méthode de remplir l'espace compris entre les vertèbres et la surface du tronc du patient avec les tissus mous est vérifiée en mesurant le niveau de chevauchement entre les tranches d'images RM du tronc et la partie correspondante du tronc dans l'image TP. Des valeurs DICE supérieures à 0.7 sont obtenues, ce qui est considéré comme un bon chevauchement. Il serait toutefois utile d'avoir une mesure de validation pour le recalage intra-patient qui tient compte de correspondances anatomiques.

7.3 Fusion multimodale inter-patient

Dans un troisième temps, nous avons développé une méthode de recalage inter-patient qui permet d'incorporer les images RM provenant d'un modèle générique dans le modèle personnalisé d'un patient test. Ceci réduit le besoin d'acquérir des images RM pour tous les patients qui nécessitent un traitement, tâche qui peut causer un inconfort auprès des patients. Tout d'abord, un recalage entre les images RX et TP du patient nous a permis d'obtenir un modèle personnalisé partiel. Ensuite, un recalage non-rigide contraint entre les images RM du modèle générique et le modèle personnalisé partiel a été effectué. Ceci nous a permis d'obtenir un modèle complet d'un patient scoliotique incorporant les structures osseuses et la surface du tronc du patient, ainsi que les tissus mous recalés à partir du modèle générique. Ce recalage a été validé à l'aide de deux méthodes : premièrement, nous avons utilisé l'indice DICE afin de calculer le niveau de chevauchement entre le volume délimité par la topographie de surface et celui délimité par l'image RM du modèle générique suite au recalage inter-patient. Ensuite, nous avons calculé le niveau de chevauchement entre les images RM du modèle générique suite au recalage inter-patient et les images RM du patient test suite au recalage intra-patient, ceci avant et après recalage. Grâce au fait que nous avons les images RM originales avec lesquelles nous pouvions faire une comparaison, nous avons pu comparer le chevauchement suite au recalage entre les structures anatomiques tel que le gras.

La plus grande limite à laquelle nous avons fait face lors du recalage inter-patient est la grande variabilité dans la forme et l'épaisseur des différents tissus entre les patients. Par exemple, la mesure DICE suite au recalage rigide nous a montré que la couche de gras n'avait pas la même forme ni la même épaisseur dans les patients étudiés. Le même phénomène peut être constaté dans le cas des muscles. Ces différences ont entraîné un niveau de chevauchement très bas entre le gras du modèle recalé et du modèle propre au patient test. Ce niveau de chevauchement est partiellement dû au fait que l'indice de masse corporelle diffère considérablement entre les patients disponibles, même ceux qui se trouvent dans la même catégorie d'IMC. De plus, une catégorisation limitée à l'indice IMC n'offre pas d'information précise sur l'épaisseur de la couche de gras des patients, puisque deux patients de différentes grandeurs et ayant un même IMC peuvent être de corpulences différentes. Par conséquent, ces patients auraient une longueur de la colonne et une distance entre les vertèbres différentes. De plus, les images axiales ne seraient pas nécessairement acquises au même niveau anatomique pour les deux patients, puisque l'acquisition se fait à un intervalle fixe indépendamment de la grandeur du patient (distance de 12mm entre les tranches). Par conséquent, les tissus mous visibles sur les images RM axiales ne seraient pas nécessairement les mêmes dans le cas des deux patients. Dans ce cas-ci, nous étions limités par la disponibilité des données de patients. Les travaux d'évaluation du recalage inter-patient nous ont quand même permis d'obtenir

des critères de catégorisation du modèle géométrique. Nous avons par exemple recommandé qu'en plus de séparer les patients par catégorie d'IMC, il faudrait tenir compte de la sévérité de la courbure de la colonne et de la grandeur du patient.

CHAPITRE 8 : CONCLUSION

La fusion multimodale d'images médicales est un problème qui implique plusieurs défis, dont le manque de correspondances anatomiques entre les images à recalcr, les différentes caractéristiques des images de structures anatomiques, et les déformations qui se produisent entre l'acquisition des différentes images. Ce recalage est pourtant essentiel dans le domaine de l'imagerie médicale. Dans cette thèse, une méthode de fusion multimodale d'images médicales a été proposée afin d'obtenir un modèle géométrique tridimensionnel du tronc d'un patient scoliotique. Ce modèle est construit en fusionnant des images RM, qui sont acquises en position couchée, avec des images RX et TP, qui sont acquises en position debout. Les différences de posture dans lesquelles les différentes images sont acquises entraînent des déformations non-rigides de la colonne vertébrale et des tissus mous. Par contre, les vertèbres sont des structures rigides, et la méthode de recalage doit maintenir leur rigidité. De plus, ces trois modalités d'images ne contiennent pas des structures anatomiques correspondantes.

8.1 Synthèse des travaux

Dans un premier temps, nous avons recalé les colonnes vertébrales obtenues à partir des images RM avec celles obtenues à partir des images RX à l'aide d'un modèle articulé. Tout d'abord, une reconstruction 3D des vertèbres est obtenue à partir des images RM et RX. Ensuite, les transformations locales intervertébrales rigides sont calculées à partir de ces reconstructions. La transformation globale de chaque vertèbre est obtenue à l'aide d'une concaténation des transformations locales. Les résultats ont démontré une diminution significative de l'erreur moindre carrée lorsque la méthode proposée est utilisée comparativement au recalage rigide. Des mesures d'angle de Cobb ont démontré une différence significative de courbure entre les postures debout et couchée. De plus, le recalage avec la méthode proposée a permis de corriger la courbure de la colonne suite à cette différence de posture en alignant les colonnes vertébrales acquises entre les deux images de façon à ce que la différence entre leurs angles de Cobb soit minimisée. Ceci est le premier travail de recherche qui effectue le recalage entre des images RM et RX de la colonne vertébrale tout en tenant compte des déformations non-rigides dues au changement de posture.

Dans un deuxième temps, le recalage des vertèbres a été utilisé comme première étape dans la fusion multimodale du tronc complet des images RM, RX et TP du même patient. Les images TP et RX sont recalées avec une fonction spline plaque-mince. Ce recalage est guidé par des repères placés sur la surface du patient. Ensuite, chaque tranche d'image RM est recalée avec la transformation rigide de la vertèbre la plus proche. Cette étape compense pour le changement de posture.

Une déformation spline plaque-mince pondérée contrainte par la géométrie de la surface du tronc ainsi que de la rigidité de la vertèbre est ensuite appliquée à chacune des tranches d'images RM, permettant ainsi d'incorporer les tissus mous dans le modèle du tronc. Les résultats montrent un bon chevauchement entre les tranches d'images RM et le plan correspondant contenu dans l'image TP. Aucun travail auparavant n'a effectué un recalage entre des images RM, RX et TP du tronc.

Dans un troisième temps, cette méthode de recalage a été utilisée afin de compléter un modèle d'un nouveau patient à l'aide des images RM d'un modèle générique. Tout d'abord, un patient est choisi comme étant le modèle générique et un nouveau patient est choisi comme étant le patient test. Les images RX et TP d'un patient test sont recalées à l'aide d'une spline plaque-mince. Ensuite, les images RM du modèle générique sont recalées aux images RX et TP du patient test à l'aide du modèle articulé et de la spline plaque-mince contrainte. Afin d'évaluer la méthode de recalage, nous avons sélectionné un patient comme étant le modèle générique, et les deux patients restants comme étant les patients test. Les résultats du recalage montrent un niveau de chevauchement moins élevé que dans le cas du recalage intra-patient, mais des valeurs adéquates ont été obtenues. De plus, l'évaluation a démontré que de meilleurs résultats sont obtenus lorsque le modèle générique et le nouveau patient ont des courbures similaires de la colonne contrairement au cas où le modèle générique et le nouveau patient ont des indices de masse corporelle similaires mais pas le même type de courbure. Ceci est le premier travail de recherche qui effectue le recalage inter-patient entre des images RM, RX et TP.

La méthode proposée permet de fournir un modèle 3D personnalisé du tronc de patients scoliotiques incorporant les structures osseuses, les tissus mous, ainsi que la surface externe du tronc. Ce modèle servira de support géométrique pour des simulateurs numériques de traitements orthopédiques, afin d'incorporer toutes les structures du tronc complet dans la simulation. La méthodologie développée dans cette thèse est une première étape dans une étude qui vise à améliorer la prédiction de l'effet d'un traitement de la colonne sur l'apparence externe du tronc.

8.2 Améliorations futures

Afin de surmonter les limites qui ont été rencontrées dans ce travail, nous proposons d'incorporer les méthodes développées dans cette thèse dans le cadre d'une méthode de recalage basée sur un maillage tridimensionnel du tronc complet. Nous nous enlignons vers une méthode de recalage complètement automatique qui incorpore une modélisation des déformations subites par toutes les structures anatomiques lors du changement de posture entre les acquisitions.

Étant donné que le modèle du tronc requis pour le simulateur se limite à des noeuds sur les frontières des structures anatomiques, il serait utile d'élaborer une méthode de recalage basée directement sur un maillage tridimensionnel des tissus mous. L'avantage de remplacer les images RM

bidimensionnelles serait de travailler dans un cadre tridimensionnel, afin de pouvoir tenir compte de toutes les forces affectant le patient lors du changement de posture. Donc, nous devons obtenir un maillage adaptatif tridimensionnel à partir des images RM. Ce maillage doit contenir toute information pertinente que nous pouvons extraire à partir des images RM : un maillage des contours des vertèbres, des contours des différents organes et tissus mous, des contours du tronc tel que visibles sur ces images 2D, et finalement des contours de toutes les parties visibles de la cage thoracique. Le maillage contiendra des noeuds sur la surface des structures, et la tâche de recalage consistera à déformer ces noeuds de façon à se conformer aux contraintes suivantes : la rigidité des vertèbres, l'élasticité des côtes, les forces de la gravité, la correspondance entre la surface du tronc entre les reconstructions RM et TP, et la correspondance entre les côtes reconstruites à partir d'images RM et RX. La modélisation des déformations de la cage thoracique permettra ainsi de tenir compte de la gibbosité lors du recalage. Une discrétisation d'une transformation spline plaque-mince 3D contrainte est suggérée, en incorporant une composante de lissage qui assure la continuité de la transformation. La pondération se fait en fonction de la position du noeud à transformer relativement à la colonne vertébrale, à la cage thoracique, et à la surface externe du tronc. Ceci assure que les structures englobées dans la cage thoracique ne dépassent pas les contours de la cage.

Une segmentation automatique des corps vertébraux à partir du maillage 3D peut éliminer le besoin d'extraction de points de repère sur les corps vertébraux, ces derniers étant sélectionnés manuellement à présent. La segmentation automatique sera effectuée à l'aide des coupes de graphes sur chaque tranche d'image RM sagittale. Ensuite, une représentation tridimensionnelle des corps vertébraux sera reconstruite à partir des segmentations. Les corps vertébraux peuvent ensuite être directement utilisés pour obtenir les paramètres du modèle articulé. Cette méthode minimisera les erreurs du recalage par modèle articulé qui sont dues à la variabilité dans la sélection des points de repère.

Nous proposons donc l'utilisation d'une méthode de recalage complètement automatique entre les images TP et RX. Cette technique se servira des contours du tronc afin d'effectuer le recalage. Ceci aura pour effet de diminuer le temps requis pour le recalage, en plus de diminuer la variabilité qui a été introduite lors de la sélection des points de repère. Nous pouvons donc profiter de l'information visible sur ces modalités d'images. En effet, les contours de la surface du tronc sont bien visibles à partir des radiographies postéro-antérieures ainsi que latérales. De plus, nous possédons des correspondances anatomiques vertébrales entre ces deux vues radiographiques. Or, nous pouvons utiliser des techniques de figure dérivée de silhouette avec stéréo ("shape from silhouette with stereo") afin de reconstruire une surface préliminaire du tronc à partir des images radiographiques. Ensuite, des méthodes de recalage à partir de silhouette peuvent être utilisées pour raffiner la méthode de recalage. De plus, une incorporation des côtes dans la reconstruction radiographique peut ajouter une contrainte au recalage avec l'image TP, de telle façon que les côtes ne débordent pas de

la surface du tronc. Cette méthode éliminera le besoin d'intervention manuelle nécessaire pour la sélection des correspondances sur la surface du tronc. Une fois le recalage entre images RX et TP effectué, les tissus mous seront incorporés à ce modèle partiel.

La même méthodologie est ainsi proposée pour le recalage inter-patient. De plus, un recalage basé sur des catégories peut potentiellement améliorer la qualité du résultat. La proposition dans le projet du simulateur de chirurgie était de séparer les modèles en deux catégories de maturité et deux catégories d'indice de masse corporelle, et de limiter l'étude à des patientes scoliotiques ayant des courbures thoraciques droites. Une validation du recalage inter-patient en se servant de ces catégories pour restreindre le recalage peut avoir de meilleurs résultats. Il est donc recommandé d'élargir le nombre de catégories en considérant différentes tailles de patients, ainsi que d'acquérir une cohorte plus significative pour une meilleure validation.

Afin de faire une validation quantitative plus précise, nous proposons l'obtention de correspondances anatomiques à partir des images RM. Pour se faire, nous proposons de placer des capsules de vitamine E, celle-ci visibles sur les images RM, aux mêmes endroits que les repères anatomiques placés pour les images RX et TP. De cette manière, nous pouvons obtenir des calculs d'erreurs en termes de distance Euclidienne entre les points TP et les points RM suite au recalage. De plus, une cohorte plus importante de patients nous permettra d'avoir une validation statistiquement significative.

La prochaine étape est d'évaluer la pertinence d'un modèle géométrique personnalisé du tronc complet pour le simulateur de traitements orthopédiques. À présent, le simulateur modélise les tissus mous de façon uniforme. Par contre, des travaux en cours au sein de notre laboratoire visent à distinguer les comportements des différents tissus mous lors de la simulation. Ceci nous permettra d'effectuer une simulation qui tient compte des différentes structures anatomiques suite à un maillage tétraédrique des tissus mous obtenus à partir du modèle géométrique développé au cours de la présente thèse. Cette simulation peut être comparée à celle qui s'effectue présentement, soit sans tenir compte des différents tissus mous. Par conséquent, grâce à la méthodologie développée au cours de la présente thèse, nous pourrions vérifier si l'incorporation des tissus mous dans le simulateur améliore la prédiction de l'effet d'un traitement sur l'apparence externe du tronc.

RÉFÉRENCES

- [1] B. Zitova et J. Flusser, “Image registration methods : A survey,” *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 11, pp. 977 – 1000, 2003.
- [2] J. Cottalorda et R. Kohler, “Recueil terminologique de la scoliose idiopathique,” in *La scoliose idiopathique (sous la direction de J. Bérard et R. Kohler)* (S. Médical, ed.), pp. 33–40, 1997.
- [3] M. Asher, G. Beringer, J. Orrick et N. Halverhout, “The current status of scoliosis screening in north america, 1986 : Results of a survey by mailed questionnaire.,” *Spine*, vol. 14, pp. 652–662, 1989.
- [4] J. Roach, “Adolescent idiopathic scoliosis,” *Orthop Clin North Am.*, vol. 30, pp. 353–365, 1999.
- [5] C. Goldberg, M. Kaliszer, D. Moore, E. Fogarty et F. Dowling, “Surface topography, Cobb angles, and cosmetic change in scoliosis.,” *Spine*, vol. 26, no. 4, pp. E55–63, 2001.
- [6] V. Pazos, F. Cheriet, J. Dansereau et H. Labelle, “Quantitative analysis of external trunk asymmetry pre and post surgery comparison,” in *35e réunion annuelle de la Société de Scoliose du Québec*, 2005.
- [7] O. Dionne, “Développement d’un modèle numérique simplifié du tronc pour simuler l’effet d’une chirurgie de la scoliose sur l’apparence externe d’un patient,” Master’s thesis, École Polytechnique, Montreal, Canada, 2009.
- [8] O. Dionne, K. C. Assi, S. Grenier, H. Labelle, F. Guibault et F. Cheriet, “Simulation of the postoperative trunk appearance in scoliosis surgery,” in *to appear in : International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, (Newark, NJ), IEEE, 2012.
- [9] J. Clin, *Etude biomécanique du traitement de la scoliose idiopathique par orthèse : Effets des paramètres de conception des corsets sur les corrections géométriques et sur les contraintes internes du rachis*. Thèse de Doctorat, École Polytechnique, Montréal, Canada, 2010.
- [10] A. F. Stokes, “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*, vol. 19, no. 2, pp. 236–248, 1994.
- [11] R. Morrissy, G. Goldsmith, E. Hall, D. Kehl et G. Cowie, “Measurement of the cobb angle on radiographs of patients who have scoliosis. evaluation of intrinsic error.,” *Journal of Bone and Joint Surgery*, vol. 72A, no. 3, pp. 320 –327, 1990.

- [12] L. Seoud, *Analyse de la relation entre les déformations scoliotiques du tronc et celles des structures osseuses sous-jacentes*. Thse de Doctorat, École Polytechnique, Montreal, Canada, 2012.
- [13] A. G. Webb, *Introduction to Biomedical Imaging (IEEE Press Series on Biomedical Engineering)*. Wiley-IEEE Press, Dcembre 2002.
- [14] S. Deschênes, G. Charron, G. Beaudoin, H. Labelle, J. Dubois, M.-C. Miron et S. Parent, “Diagnostic Imaging of Spinal Deformities : Reducing Patients Radiation Dose With a New Slot-Scanning X-ray Imager,” *Spine*, 2010.
- [15] F. Cheriet, J. Dansereau, Y. Petit, C.-E. Aubin, H. Labelle et J. De Guisei, “Towards the self-calibration of a multiview radiographic imaging system for the 3d reconstruction of the human spine and rib cage,” *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 13, no. 5, pp. 761–79, 1999.
- [16] Q. H. Liao, “Fusion of deformable anatomical structures of human torso,” Master’s thesis, École Polytechnique, Montreal (Canada), 2005.
- [17] F. Miled, *Analyse de la géométrie externe du tronc scoliotique en flexion latérale*. M.sc.a., Ecole Polytechnique, Montreal (Canada), 2007. relevant - have.
- [18] N. SHAWAFATY, “Évaluation non invasive de leffet du traitement par corset SpineCor sur la géométrie externe du tronc,” Master’s thesis, École Polytechnique, Montréal, Canada, 2007.
- [19] N. Chihab, “Vers une mÉthode automatique de reconstruction 3D du tronc scoliotique,” Master’s thesis, École Polytechnique, Montréal, Canada, 2012.
- [20] J. V. Hajnal, *Medical Image Registration (Biomedical Engineering)*. CRC Press, Cambridge, 1 ed., Juin 2001.
- [21] A. Barton, “The regulation of mobile health applications,” *BMC Medicine*, vol. 10, pp. 46+, Mai 2012.
- [22] M. Pop, C. Duncan, G. Barequet, M. Goodrich, W. Huang et S. Kumar, “Efficient perspective-accurate silhouette computation and applications,” in *Proceedings of the Annual Symposium on Computational Geometry*, pp. 60–68, 2001.
- [23] H. Sundar, D. Silver, N. Gagvani et S. Dickinson, “Skeleton based shape matching and retrieval,” in *Shape Modeling International*, pp. 130–139, 2003.
- [24] P. Beaudet, “Rotationally invariant image operator,” in *Proc. Intl. Joint Conf. on Pattern Recognition*, pp. 579–583, 1978.
- [25] M. Harris, C. andS tephens, “A combined corner and edge detector,” in *Alvey Vision Conference*, p. 147152, 1988.

- [26] D. G. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features," in *International Conference on Computer Vision*, (Corfu, Greece), pp. 1150–1157, 1999),.
- [27] P. J. Besl et N. D. McKay, "A method for registration of 3-D shapes," *IEEE Trans. Pat. Anal. and Mach. Intel.*, vol. 14, no. 2, pp. 239–256, 1992.
- [28] B. H. Okker, C. H. Yan, J. Zhang, S. H. Ong et S. H. Teoh, "Accurate and fully automatic 3d registration of spinal images using normalized mutual information," in *2004 IEEE International Workshop on Biomedical Circuits and Systems*, (Singapore), pp. S3/1–5–8, IEEE, 2004.
- [29] van de Kraats EB, van Walsum T, V. JJ, O. FC, V. MA et N. WJ., "Noninvasive magnetic resonance to three-dimensional rotational x-ray registration of vertebral bodies for image-guided spine surgery," *Spine*, vol. 29, no. 3, pp. 293–7, 2004.
- [30] H. Yangqiu, S. K. Mirza, J. G. Jarvik, P. J. Heagerty et D. R. Haynor, "MR and CT image fusion of the cervical spine : a noninvasive alternative to CT-myelography," in *Medical Imaging 2005 : Visualization, Image-Guided Procedures, and Display*, vol. 5744 of *Proceedings of the SPIE - The International Society for Optical Engineering*, (San Diego, CA), pp. 481–91, SPIE-Int. Soc. Opt. Eng, 2005.
- [31] G. Champleboux, S. Lavallee, R. Szeliski et L. Brunie, "From accurate range imaging sensor calibration to accurate model-based 3d object localization," in *Proceedings. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 83–9, 1992.
- [32] W. W. III, P. Viola, H. Atsumi, S. Nakajima et R. Kikinis, "Multi-modal volume registration by maximization of mutual information," *Med Image Anal*, vol. 1, pp. 35–51, 03 1996.
- [33] T. M. Buzug, J. Weese et C. Lorenz, "Weighted least squares for point-based registration in digital subtraction angiography (dsa)," in *Proc. SPIE* (K. M. Hanson, ed.), vol. 3661 of *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference*, pp. 139–150, May 1999.
- [34] E. van de Kraats, T. van Walsum, J. Verlaan, F. Oner, M. Viergever et W. Niessen, "Noninvasive Magnetic Resonance to Three-Dimensional Rotational X-Ray Registration of Vertebral Bodies for Image-Guided Spine Surgery," *Spine*, vol. 29, no. 3, pp. 293–297, 2004.
- [35] D. Tomazevic, B. Likar et F. Pernus, "3-D/2-D registration by integrating 2-D information in 3-D," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, no. 1, pp. 17–27, 2006.
- [36] E. B. van de Kraats, G. P. Penney, D. Tomazevic, T. van Walsum et W. J. Niessen, "Standardized evaluation methodology for 2-D-3-D registration," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 24, no. 9, pp. 1177–89, 2005.

- [37] Z. Tang et J. Pauli, “Fully automatic extraction of human spine curve from MR images using methods of efficient intervertebral disk extraction and vertebra registration,” *Int J CARS*, vol. 6, no. 1, pp. 21–33, 2011.
- [38] S. Delorme, H. Labelle, B. Poitras, C.-H. Rivard, C. Coillard et J. Dansereau, “Pre-, intra-, and postoperative three-dimensional evaluation of adolescent idiopathic scoliosis,” *Journal of spinal disorders*, vol. 13, no. 2, pp. 93–101, 2000.
- [39] F. Bookstein, “Principal warps : thin-plate splines and the decomposition of deformations,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 11, no. 6, pp. 567 – 585, 1989.
- [40] K. Rohr, H. Stiehl, T. Sprengel, R. and Buzug, J. Weese et M. Kuhn, “Landmark-based elastic registration using approximating thin-plate splines,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 20, no. 6, pp. 526–534, 2001.
- [41] J. A. Little, D. L. G. Hill et D. J. Hawkes, “Deformations incorporating rigid structures,” in *Proceedings of the Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, (San Francisco, CA), pp. 104–13, IEEE Comput. Soc. Press, 1996.
- [42] K. Rohr, M. Fornefett et S. Siegfried, “Approximating thin-plate splines for elastic registration : Integration of landmark errors and orientation attributes.,” *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1613, pp. 252–265, 1999.
- [43] R. H. Huesman, G. J. Klein, J. A. Kimdon, C. Kuo et S. Majumdar, “Deformable registration of multimodal data including rigid structures,” *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 50, no. 3, pp. 389–92, 2003.
- [44] D. Loeckx, F. Maes, D. Vandermeulen et P. Suetens, “Nonrigid image registration using free-form deformations with a local rigidity constraint,” in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2002. 5th International Conference. Proceedings Part II*, pp. 461–8, Springer-Verlag, 2004.
- [45] H. J. Johnson et G. E. Christensen, “Landmark and intensity-based, consistent thin-plate spline image registration,” in *Proceedings of the 17th International Conference on Information Processing in Medical Imaging*, IPMI '01, (London, UK, UK), pp. 329–343, Springer-Verlag, 2001.
- [46] M. Davis, A. Khotanzad, D. Flamig et S. Harms, “A physics-based coordinate transformation for 3-d image matching.,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 3, pp. 317–328, 1988.
- [47] Z. Xie et G. Farin, “Image registration using hierarchical b-splines,” *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 1, pp. 85– 94, 2004.

- [48] S. Aschkenasy, C. Jansen, R. Osterwalder, A. Linka, M. Unser, S. Marsch et P. Hunziker, "Unsupervised image classification of medical ultrasound data by multiresolution elastic registration," *Ultrasound in Medicine & Biology*, vol. 32, no. 1047, 2006.
- [49] D. Rueckert, L. I. Sonoda, C. Hayes, M. Hill, D. L. G. Leach et D. J. Hawkes, "Nonrigid registration using free-form deformations : Application to breast MR images," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 18, pp. 712–721, 1999.
- [50] J. A. Schnabel, D. Rueckert, M. Quist, J. M. Blackall, A. D. Castellano-Smith, T. Hartkens, G. P. Penney, W. A. Hall, H. Liu, C. L. Truwit, F. A. Gerritsen, D. L. G. Hill et D. J. Hawkes, "A generic framework for non-rigid registration based on non-uniform multi-level free-form deformations," in *Proceedings of the 4th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI '01*, (London, UK, UK), pp. 573–581, Springer-Verlag, 2001.
- [51] J. M. Blackall, G. P. Penney, A. P. King et D. J. Hawkes, "Alignment of sparse freehand 3-D ultrasound with preoperative images of the liver using models of respiratory motion and deformation," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 24, no. 11, pp. 1405–1416, 2005.
- [52] R. Szeliski et S. Lavalée, "Matching 3-d anatomical surfaces with non-rigid deformations using octree-splines," *International Journal of Computer Vision*, vol. 18, no. 2, pp. 171–86, 1996.
- [53] Y. Yuhui, A. Bull, D. Rueckert et A. Hill, "3D statistical shape modelling of long bones," in *Third International Workshop on Biomedical Image Registration (WBIR 2006)*, 2006.
- [54] D. Skerl, B. Likar et F. Pernus, "Evaluation of similarity measures for non-rigid registration," in *Biomedical Image Registration. Third International Workshop, WBIR 2006. Proceedings*, (Utrecht, Netherlands), pp. 160–8, Springer-Verlag, 2006.
- [55] K. Wang, Y. He et H. Qin, "Incorporating rigid structures in non-rigid registration using triangular b-splines," in *Variational, geometric and level set methods in computer vision (VLSM)*, pp. 235–246, 2005.
- [56] M. Staring, S. Klein et J. Pluim, "Nonrigid Registration Using a Rigidity Constraint," in *SPIE Medical Imaging : Image Processing* (J. Reinhardt et J. Pluim, eds.), vol. 6144 of *Proceedings of SPIE*, (San Diego, California, USA), pp. 614413–1 – 614413–10, SPIE press, février 2006.
- [57] D. R. J. A. F. M. R. J. B. M. Kessler, "Nonrigid registration using regularization that accommodates local tissue rigidity," in *Proc. SPIE*, vol. 6144, 2006.
- [58] J. V. Miller, G. Gopalakrishnan, M. Datar, P. R. S. Mendonca et R. Mullick, "Deformable registration with spatially varying degrees of freedom constraints," pp. 1163–1166, Juin 2008.

- [59] N. Chihab, *Optimal Registration of Deformed Images NAJAT CHIHAB*. Thse de Doctorat, Computer and Information Science Dept., University of Pennsylvania, Philadelphia, PA, 1981.
- [60] R. Bajcsy et S. Kovacic, "Multiresolution elastic matching," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 46, no. 1, pp. 1 – 21, 1989.
- [61] J. C. Gee, D. R. Haynor, L. L. Briquer et R. Bajcsy, "Advances in elastic matching theory and its implementation," in *Proceedings of the First Joint Conference on Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine and Medical Robotics and Computer-Assisted Surgery*, CVRMed-MRCAS '97, (London, UK, UK), pp. 63–72, Springer-Verlag, 1997.
- [62] D. C. Alexander, J. C. Gee et R. Bajcsy, "Transformations of and similarity measures for diffusion tensor MRI's," 1999.
- [63] G. Christensen, M. Miller et M. Vannier, "'a 3d deformable magnetic resonance textbook based on elasticity," in *Proc. AAAI Workshop : Application of Computer Vision in Medical Image Processing*, pp. 153–156, 1994.
- [64] G. E. Christensen, R. D. Rabbitt et M. I. Miller, "3d brain mapping using a deformable neuroanatomy," *Physics in Medicine and Biology*, vol. 39, no. 3, p. 609, 1994.
- [65] M. Bro-Nielsen et C. Gramkow, "Fast fluid registration of medical images," in *SPIE Visualization in Biomedical Computing* (K. Hone et R. Kikinis, eds.), vol. 1131, pp. 267–276, Incs, 1996.
- [66] E. D'Agostino, F. Maes, D. Vandermeulen et P. Suetens, "A viscous fluid model for multimodal non-rigid image registration using mutual information," *Medical Image Analysis*, vol. 7, no. 4, pp. 565 – 575, 2003.
- [67] S. Tang et T. Jiang, "Fast non-rigid medical image registration by fluid model," in *Asian Conference on Computer Vision*, pp. 27–30, 2004.
- [68] K. Saddi, *RECALAGE NON RIGIDE ET SEGMENTATION AUTOMATIQUE DIMAGES DE PERFUSION DU FOIE*. Thse de Doctorat, École Polytechnique, Montreal, Canada, 2008.
- [69] B. Glocker, N. Komodakis, N. Paragios et N. Navab, "Non-rigid Registration using Discrete MRFs : Application to Thoracic CT Images," in *Workshop Evaluation of Methods for Pulmonary Image Registration in conjunction with Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2010.
- [70] D. Mahapatra et Y. Sun, "Nonrigid registration of dynamic renal mr images using a saliency based mrf model," in *Proceedings of the 11th international conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - Part I, MICCAI '08*, (Berlin, Heidelberg), pp. 771–779, Springer-Verlag, 2008.

- [71] T. W. H. Tang et A. C. S. Chung, “Non-rigid image registration using graph-cuts,” in *Proceedings of the 10th international conference on Medical image computing and computer-assisted intervention - Volume Part I*, MICCAI’07, (Berlin, Heidelberg), pp. 916–924, Springer-Verlag, 2007.
- [72] R. W. K. So, T. W. H. Tang et A. C. S. Chung, “Non-rigid image registration of brain magnetic resonance images using graph-cuts,” *Pattern Recogn.*, vol. 44, pp. 2450–2467, Octobre 2011.
- [73] J. Boisvert, X. Pennec, H. Labelle, F. Cheriet et N. Ayache, “Principal spine shape deformation modes using riemannian geometry and articulated models,” in *Articulated Motion and Deformable Objects. 4th International Conference, AMDO. Proceedings* (L. N. i. C. Science, ed.), vol. 4069, pp. 346–55, 2006.
- [74] J. Boisvert, X. Pennec, N. Ayache, H. Labelle et K. Cheriet, “3d anatomical variability assessment of the scoliotic spine using statistics on lie groups,” in *2006 3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : Macro to Nano*, (Arlington, VA), pp. 750–3, IEEE, 2006.
- [75] D. C. Moura, J. Boisvert, J. G. Barbosa et J. M. R. S. Tavares, “Fast 3d reconstruction of the spine using user-defined splines and a statistical articulated model,” in *ISVC (1)* (G. Bebis, R. D. Boyle, B. Parvin, D. Koracin, Y. Kuno, J. Wang, R. Pajarola, P. Lindstrom, A. Hinkenjann, M. L. Encarnação, C. T. Silva et D. S. Coming, eds.), vol. 5875 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 586–595, Springer, 2009.
- [76] S. Kadoury et N. Paragios, “Surface/volume-based articulated 3D spine inference through markov random fields,” in *MICCAI*, pp. 92–99, 2009.
- [77] S. N. Le, J. Karlekar et A. C. Fang, “Articulated registration of 3d human geometry to x-ray image,” in *ICIP*, pp. 1108–1111, IEEE, 2008.
- [78] T. Klinder, J. Ostermann, M. Ehm, A. Franz, R. Kneser et C. Lorenz, “Automated model-based vertebra detection, identification, and segmentation in ct images,” *Medical Image Analysis*, vol. 13, no. 3, pp. 471 – 482, 2009.
- [79] A. du Bois d’Aische, M. De Craene, B. Macq et S. Warfield, “An improved articulated registration method for neck images,” in *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, pp. 7668–71, 2005.
- [80] S. Gill, P. Abolmaesumi, G. Fichtinger, J. Boisvert, D. Pichora, D. Borshneck et P. Mousavi, “Biomechanically constrained groupwise ultrasound to ct registration of the lumbar spine,” *Medical Image Analysis*, vol. 16, no. 3, pp. 662 – 674, 2012.
- [81] L. R. Dice, “Measures of the amount of ecologic association between species,” *Ecology*, vol. 26, no. 3, pp. 1037–1044, 1945.

- [82] A. P. Zijdenbos, B. M. Dawant, R. A. Margolin et A. C. Palmer, "Morphometric analysis of white matter lesions in mr images : method and validation.," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 13, no. 4, pp. 716–24, 1994.
- [83] L. Xia, T. E. Peterson, J. C. Gore et B. M. Dawant, "Automatic inter-subject registration of whole body images," in *Biomedical Image Registration. Third International Workshop, WBIR 2006. Proceedings*, (Utrecht, Netherlands), pp. 18–25, Springer-Verlag, 2006.
- [84] W. Qi, L. Gu et J. Xu, "Non-rigid 2D-3D registration based on support vector regression estimated similarity metric," in *Fourth international workshop on medical imaging and augmented reality*, vol. 5128, p. 33948, Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2005.
- [85] L. Brunie, S. Lavallee, J. Troccaz, P. Cinquin, et M. Bolla, "Pre- and intra-irradiation multi-modal image registration : principles and first experiments, radiother.," *Oncol.*, vol. 29, no. 2, pp. 244–252, 1993.
- [86] R. McLaughlin, J. Hipwell, D. Hawkes, J. Noble, J. Byrne et T. Cox, "A comparison of a similarity-based and a feature-based 2-D3-D registration method for neurointerventional use," *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 24, no. 8, p. 105866, 2005.
- [87] D. Alperin et C. Pelizzari, "Retrospective registration of x-ray angiograms with mr images by using vessels as intrinsic landmarks," *J Magn Reson Imaging*, vol. 4, no. 2, pp. 139–44, 1994.
- [88] E. Bullitt, A. Liu, S. Aylward, C. Coffey, J. Stone, S. Mukherji, K. Muller et S. Pizer, "Registration of 3d cerebral vessels with 2d digital angiograms : clinical evaluation," *Acad. Radiol.*, vol. 6, no. 9, pp. 539–546, 1999.
- [89] H. Chan, A. Chung, S. Yu et W. Wells, "2D3D vascular registration between digital subtraction angiographic (DSA) and magnetic resonance angiographic (MRA) images vol. 1.," in *IEEE international symposium on biomedical imaging : nano to macro*, p. p. 70811., 2004.
- [90] C. Florin, J. Williams, A. Khamene et N. Paragios, "Registration of 3D angiographic and X-ray images using sequential Monte Carlo sampling," in *First international workshop on computer vision for biomedical image applications (CVBIA 2005)*, vol. 3765, p. 42736, Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2005.
- [91] C. Chung¹, W. M. I. Wells, A. Norbash et G. W. E. L., "Multi-modal image registration by minimising KullbackLeibler distance.," in *Fifth international conference on medical image computing and computer-assisted intervention (MICCAI 2002)* vol. 2489, p. 52532, Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2002.
- [92] Y. Kita, D. Wilson et J. Noble, "Real-time registration of 3D cerebral vessels to Xray angiograms," in *First international conference on medical image computing and computer-*

- assisted intervention (MICCAI-98)*, vol. 1496., p. 112533, Lecture Notes in Computer Science, Springer, 1998.
- [93] J. Hipwell, G. Penney, R. McLaughlin, K. Rhode, P. Summers, T. Cox et al., "Intensity-based 2-D/3-D registration of cerebral angiograms," *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 22, no. 11, p. 141726, 2003.
 - [94] M. Vermandel, N. Betrouni, J. Gauvrit, D. Pasquier, C. Vasseur et J. Rousseau, "Intrinsic 2D/3D registration based on a hybrid approach : use in the radiosurgical imaging process," *Cell Mol Biol*, vol. 52, no. 6, p. 4453, 2006.
 - [95] K. Miller, A. Hebb, D. Hermes, M. den Nijs, J. Ojemann et R. Rao, "Brain surface electrode co-registration using mri and x-ray," in *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.*, pp. 6015–8, IEEE, 2010.
 - [96] S. D. Buck, F. Maes, J. Ector, J. Bogaert, S. Dymarkowski, H. Heidbuchel et P. Suetens, "An augmented reality system for patient-specific guidance of cardiac catheter ablation procedures," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 24, no. 11, pp. 1512–1524, 2005.
 - [97] J. Jomier, E. Bullitt, M. Van Horn, C. Pathak et S. Aylward, "3D/2D model-to-image registration applied to tips surgery," in *Ninth international conference on medical image computing and computerassisted intervention (MICCAI 2006)*, part 2, vol. 4191, p. 6629, Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2006.
 - [98] K. Rhode, D. Hill, P. Edwards, J. Hipwell, D. Rueckert, G. S. Ortiz, S. Hegde, V. Rahunathan et R. Razavi, "Registration and tracking to integrate X-ray and MR images in an XMR facility," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 11, pp. 1369–78, 2003.
 - [99] K. Rhode, M. Sermesant, D. Brogan, S. Hegde, J. Hipwell, P. Lambiase, E. Rosenthal, C. Bucknall, S. Qureshi, J. Gill, R. Razavi et D. Hill, "A system for real-time xmr guided cardiovascular intervention," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 24, no. 11, pp. 1428–1440, 2005.
 - [100] A. K. George, R. J. Lederman, et A. Z. Faranesh, "Robust automatic rigid registration of mri and x-ray using external fiducial markers for xfm-guided interventional procedures," *Med. Phys.*, vol. 38, no. 125, 2011.
 - [101] Y. Ma, S. Duckett, P. Chinchapatnam, G. Gao, A. Shetty, C. Rinaldi, T. Schaeffter et K. S. Rhode, "Mri to x-ray fluoroscopy overlay for guidance of cardiac resynchronization therapy procedures," *Computers in Cardiology*, pp. 229–232, 2010.
 - [102] M. Miquel, K. Rhode, P. Acher, N. MacDougall, J. Blackall, R. Gaston, S. Hegde, S. Morris, R. Beaney, C. Deehan, R. Popert et S. Keevil, "Using combined x-ray and mr imaging for prostate i-125 post-implant dosimetry : phantom validation and preliminary patient work," *Phys. Med. Biol.*, vol. 51, no. 5, pp. 1129–1137, 2006.

- [103] T. Rohlfing et C. R. Maurer, Jr., “A novel image similarity measure for registration of 3-d mr images and x-ray projection images,” in *Proceedings of the 5th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-Part II*, MICCAI '02, (London, UK, UK), pp. 469–476, Springer-Verlag, 2002.
- [104] G. Zheng, X. Dong et M. A. G. Ballester, “Unsupervised reconstruction of a patient-specific surface model of a proximal femur from calibrated fluoroscopic images,” in *Proceedings of the 10th international conference on Medical image computing and computer-assisted intervention - Volume Part I*, MICCAI'07, (Berlin, Heidelberg), pp. 834–841, Springer-Verlag, 2007.
- [105] S. Benameur, F. Mignotte, Destrempes et J. de Guise, “Three-dimensional biplanar reconstruction of scoliotic rib cage using the estimation of a mixture of probabilistic prior models,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 52, no. 10, pp. 1713–1728, 2005.
- [106] M. J. van der Bom, J. P. W. Pluim, M. J. Gounis, E. B. van de Kraats, S. M. Sprinkhuizen, J. Timmer, R. Homan et L. W. Bartels, “Registration of 2d x-ray images to 3d mri by generating pseudo-ct data,” *Physics in Medicine and Biology*, vol. 56, no. 4, p. 1031, 2011.
- [107] T. Mertzaniidou, J. H. Hipwell, M. J. Cardoso, C. Tanner, S. Ourselin et D. J. Hawkes, “X-ray mammography ; mri registration using a volume-preserving affine transformation and an em-mrf for breast tissue classification,” in *Proceedings of the 10th international conference on Digital Mammography*, IWDM'10, (Berlin, Heidelberg), pp. 23–30, Springer-Verlag, 2010.
- [108] P. Markelj, D. Tomazevic, B. Likar et F. Pernus, “A review of 3D/2D 638 registration methods for image-guided interventions,” *Med Image Anal*, vol. 16, no. 3, 2010.
- [109] D. Tomazevic, B. Likar et F. Pernus, “3-D/2-D registration by integrating 2-D information in 3-D,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, no. 1, pp. 1407–1416, 2003.
- [110] E. B. van de Kraats, G. P. Penney, T. van Walsum et W. J. Niessen, “Multispectral mr to x-ray registration of vertebral bodies by generating ct-like data,” in *Proceedings of the 8th international conference on Medical image computing and computer-assisted intervention - Volume Part II*, MICCAI'05, (Berlin, Heidelberg), pp. 911–918, Springer-Verlag, 2005.
- [111] P. Markelj, D. Tomazevic, F. Pernus et B. Likar, “Optimizing bone extraction in MR images for 3D/2D gradient based registration of MR and X-ray images,” in *J. Reinhardt and J. Pluim, Editors, Medical Imaging 2007 : Image Processing vol. 6512, SPIE, San Diego, CA, USA*, 2007.
- [112] P. Markelj, D. Tomazevic, F. Pernus et B. Likar, “Robust gradientbased 3-D/2-D registration of CT and MR to X-ray images,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 27, no. 12, 2008.

- [113] R. Harmouche, F. Cheriet, H. Labelle et J. Dansereau, “Articulated Model Registration of MRI/X-Ray Spine Data,” in *ICIAR (2)*, pp. 20–29, 2010.
- [114] B. Andre, J. Dansereau et H. Labelle, “Three- dimensional reconstruction of the human spine,” *J Biomech*, vol. 28, pp. 1023–1035, 1994.
- [115] S. Delorme, Y. Petit, C.-E. Aubin, J. Dansereau, H. Labelle, C. Landry et J. de Guise, “Three-dimensional modelling and rendering of the human skeletal trunk from 2d radiographic images,” in *International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 3DIM’99*, (Los Alamitos, CA, USA), pp. 497–505, IEEE Computer Society, 1999.
- [116] B. K. P. Horn, “Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions,” *Journal of the Optical Society of America A*, vol. 4, no. 4, pp. 629–642, 1987.
- [117] C. JR, “Outline for the study of scoliosis.,” *Instr Course Lect.*, vol. 5, pp. 261–75, 1948.
- [118] S. Kadoury, F. Cheriet et H. Labelle, “Segmentation of scoliotic spine silhouettes from enhanced biplanar x-rays using a prior knowledge bayesian framework,” in *Proceedings of the Sixth IEEE international conference on Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, ISBI’09*, (Piscataway, NJ, USA), pp. 478–481, IEEE Press, 2009.
- [119] C. Chevretils, F. Cheriet, C.-E. Aubin et G. Grimard, “Texture analysis for automatic segmentation of intervertebral disks of scoliotic spines from mr images,” *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 13, no. 4, pp. 608–620, 2009.
- [120] Y.-T. Chen et M.-S. Wang, “Three-dimensional reconstruction and fusion for multi-modality spinal images,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 28, no. 1-2, pp. 21–31, 2004.
- [121] R. Harmouche, F. Cheriet, H. Labelle et J. Dansereau, “3D registration of MR and X-ray spine images using an articulated model,” *Comp. Med. Imag. and Graph.*, vol. 36, no. 5, pp. 410–418, 2012.
- [122] R. H. Huesman, G. J. Klein, J. A. Kimdon, C. Kuo et S. Majumdar, “Deformable registration of multi-modal data including rigid structures,” in *2002 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, vol. 3, (Norfolk, VA), pp. 1879–82 vol.3, IEEE, 2003.
- [123] E. van de Kraats, G. Penney, T. van Walsum et W. Niessen, “Multispectral MR to X-ray registration of vertebral bodies by generating CT-like data,” in *Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2005), Part 2*, 2005.
- [124] M.-E. Lamarre, S. Parent, H. Labelle, C.-E. Aubin, J. Joncas, A. Cabral et Y. Petit, “Assessment of Spinal Flexibility in Adolescent Idiopathic Scoliosis : Suspension Versus Side-Bending Radiography,” *Spine*, vol. 34, pp. 591–597, 2009.

- [125] M. E. Rose, *Elementary Theory of Angular Momentum*. New York : John Wiley & Sons, 1995.

ANNEXE A

Comparaison de directions des vertèbres

Puisque notre préoccupation principale est de recalcr la colonne vertébrale à partir des images RM en compensant pour la différence de posture entre les images RX et RM, nous avons décidé de vérifier l'alignement entre la direction des vertèbres extraites à partir ces deux modalités suite au recalage. Ceci nous permet d'avoir une validation plus précise que l'angle de Cobb, ce dernier englobant la colonne complète lors du calcul.

Dans cette annexe, nous comparons l'alignement des vertèbres RX et RM avant et après recalage des 14 patients qui sont sujet au travaux du chapitre 4. Pour ce faire, nous calculons le produit scalaire entre les vecteurs normaux au plan X-Y de chaque vertèbre, ceci pour chacun des patients. Nous avons comparé les valeurs obtenues avant et après recalage. Le tableau montrant tous les résultats avant le recalage se trouve dans la figure A.1, le tableau montrant tous les résultats après le recalage se trouve dans la figure A.2, et un moyenne à partir de tous les patients se trouve dans la figure A.3.

Les valeurs obtenues suite au recalage avec le modèle articulé sont toutes presque égales à 1 (toujours > 0.99). Ce résultat est attendu, puisque le recalage se fait en alignant les systèmes de coordonnées locaux des vertèbres. Ces résultats montrent que nous arrivons à aligner les vertèbres de façon à compenser pour le changement de posture. Le fait que les valeurs soient parfois inférieures à 1 peut être dû à l'accumulation d'erreurs d'arrondissement dans les plusieurs étapes de la construction du système ainsi que du recalage. En effet, la construction du système a été effectuée en matlab, et les valeurs des axes ont été arrondies avant leur incorporation dans le logiciel de recalage, programmé en C++. Par contre, les valeurs obtenues à partir du recalage rigide sont significativement moins élevées et varient selon la vertèbre (1 étant T1, 17 étant L5). Les maximums locaux de variances entre le recalage rigide et articulé sont au niveau des vertèbres L5, T2, et T8. Celles-ci peuvent être les points d'inflexion de la colonne vertébrale, pour les points de plus grande rotation de la colonne en position debout. Une grande rotation en position debout peut mener à une plus grande dé-rotation lors de l'aplatissement de la colonne lorsque le patient se met en position couchée.

Patient	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	T11	T12	L1	L2	L3	L4	L5
1	0.983	0.974	0.928	0.944	0.989	0.936	0.940	0.929	0.851	0.897	0.914	0.982	0.999	0.949	0.924	0.799	0.608
2	0.919	0.954	0.977	0.963	0.968	0.991	0.991	0.948	0.961	0.973	0.957	0.944	0.959	0.973	0.999	0.960	0.798
3	0.871	0.862	0.799	0.749	0.717	0.732	0.736	0.854	0.974	0.847	0.660	0.516	0.597	0.733	0.854	0.886	0.821
4	0.819	0.811	0.866	0.930	0.959	0.993	0.979	0.996	0.992	1.000	0.996	0.975	0.986	0.997	0.989	0.999	0.846
5	0.819	0.811	0.866	0.930	0.959	0.993	0.979	0.996	0.992	1.000	0.996	0.975	0.986	0.997	0.989	0.999	0.846
6	0.765	0.693	0.734	0.913	0.952	0.996	0.998	0.979	0.908	0.817	0.693	0.838	0.979	0.878	0.859	0.813	0.803
7	0.807	0.869	0.835	0.743	0.506	0.564	0.843	0.969	0.840	0.800	0.638	0.756	0.854	0.939	0.951	0.958	0.978
8	0.987	0.993	0.941	0.925	0.861	0.979	0.959	0.978	0.977	0.851	0.901	0.853	0.795	0.850	0.937	0.847	0.523
9	0.940	0.936	0.891	0.792	0.740	0.851	0.934	0.912	0.865	0.653	0.616	0.677	0.736	0.822	0.983	0.920	0.512
10	0.876	0.946	0.933	0.993	0.992	1.000	0.992	0.947	0.913	0.962	0.953	0.993	0.970	0.893	0.861	0.883	0.877
11	0.886	0.872	-0.825	0.739	0.750	0.807	0.886	0.961	0.911	0.876	0.822	0.836	0.900	0.946	0.997	0.988	0.841
12	0.859	0.951	0.901	0.934	0.912	0.934	0.971	0.962	0.821	0.768	0.662	0.763	0.860	0.881	0.887	0.864	0.607
13	0.953	0.959	0.923	0.902	0.790	0.790	0.924	0.949	0.965	0.954	0.902	0.902	0.967	0.992	1.000	0.995	0.941
14	0.915	0.939	0.900	0.803	0.711	0.733	0.749	0.879	0.954	0.933	0.829	0.812	0.783	0.880	0.976	0.987	0.816
moyenne	0.886	0.898	0.762	0.876	0.843	0.878	0.920	0.947	0.923	0.881	0.824	0.845	0.884	0.909	0.943	0.921	0.773

Figure A.1 Produit scalaires pour toutes les vertèbres et patients avant le recalage.

Patient	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10	T11	T12	L1	L2	L3	L4	L5
1	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999
2	0.999	0.999	0.999	0.999	0.998	0.996	1.000	0.997	0.997	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	1.000	0.999	0.998
3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4	0.997	0.999	0.996	0.997	0.999	0.998	0.992	1.000	0.997	0.999	0.997	0.997	0.999	0.999	0.998	0.998	0.996
5	0.997	0.999	0.996	0.997	0.999	0.998	0.992	1.000	0.997	0.999	0.997	0.997	0.999	0.999	0.998	0.998	0.996
6	0.99975	0.99931	0.99979	0.99995	0.99984	0.99991	0.99992	0.99997	0.99999	0.99991	0.99993	0.99763	0.99982	0.99982	0.99981	0.99983	0.98885
7	0.995	0.999	1.000	0.999	0.986	0.999	0.999	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	1.000
8	0.999	0.999	0.996	0.999	0.999	0.999	0.999	1.000	0.999	1.000	0.991	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	0.996
9	0.998	1.000	0.999	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.998
10	0.994	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	0.998	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
11	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
12	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
13	1.000	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	1.000	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
14	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
moyenne	0.998	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	0.999	1.000	0.999	1.000	0.999	0.999	1.000	1.000	1.000	0.999	0.998

Figure A.2 Produit scalaires pour toutes les vertèbres et patients suite au recalage articulé.

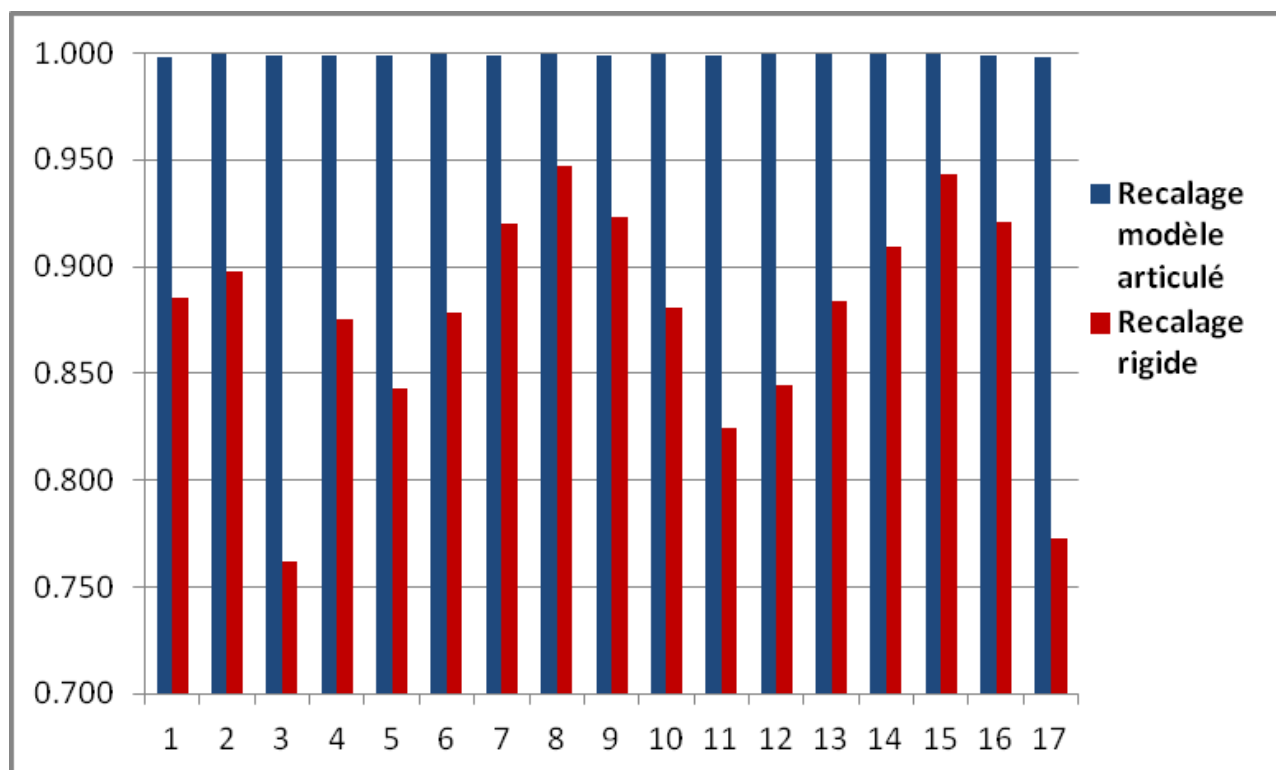


Figure A.3 Produits scalaires moyens pour toutes les vertèbres 1 (L5) à 17 (T1) et patients suite au recalage rigide et articulé.

ANNEXE B

Comparaisons des angles des vertèbres des différents patients

Dans cette Annexe, nous comparons les inclinaisons des vertèbres obtenues à partir des images RX des trois patients utilisés pour les travaux du chapitre 6. À ces fins, nous présentons les différents angles d'Euler (Tait-Bryan) [125] absolus des vertèbres pour les patients, ainsi que les angles de rotation entre les vertèbres des patients. Le but est de démontrer les différences dans la courbure des différents patients utilisés afin de pouvoir expliquer l'inclinaison des tranches d'images RM suite au recalage inter-patient.

Les figures B.1, B.3, et B.5 comparent les angles Euler entre les patients 1 et 2, ceux-ci ayant différents types de courbures scoliotiques. Or, les angles sont très différents, et l'angle d'Euler montrant l'inclinaison entre les vertèbres deux patient est élevé, ceci pour toutes les vertèbres (1 à 17 pour les vertèbres thoraciques et lombaires). Les figures B.2, B.4, et B.6 comparent les angles d'Euler entre les patients 1 et 3, ceux-ci ayant des types de courbures similaires. Dans ce cas-ci, l'angle d'inclinaison entre les vertèbres des deux patients est moins élevé que dans le cas des patients 1 et 2.

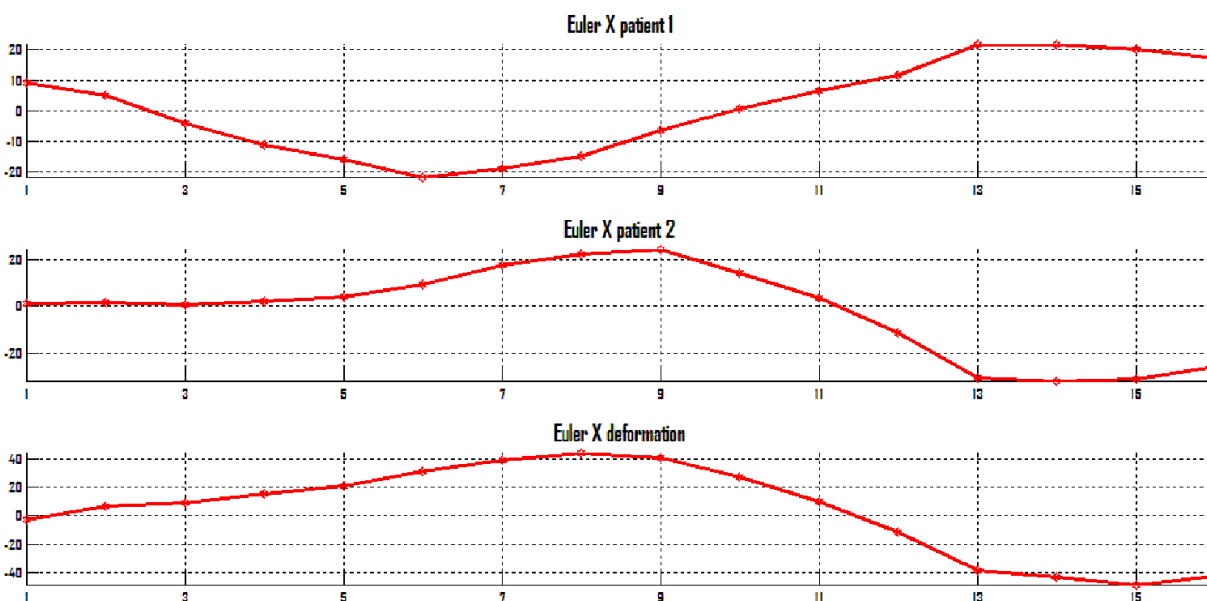


Figure B.1 Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des x pour les patients 1 et 2.

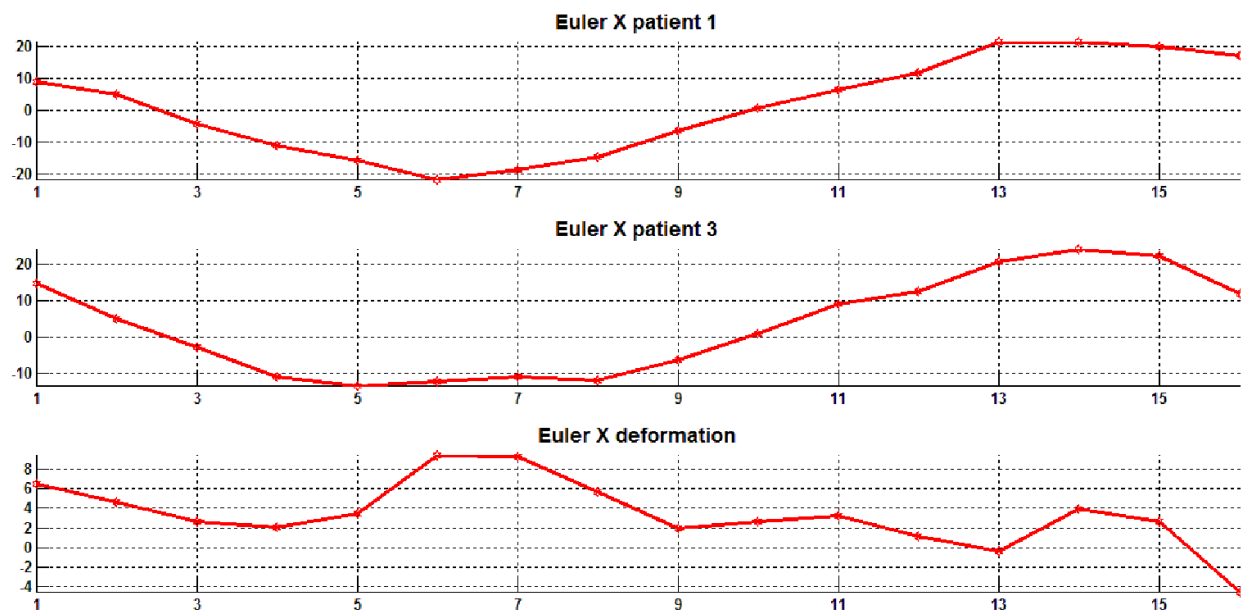


Figure B.2 Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des x pour les patients 1 et 3.

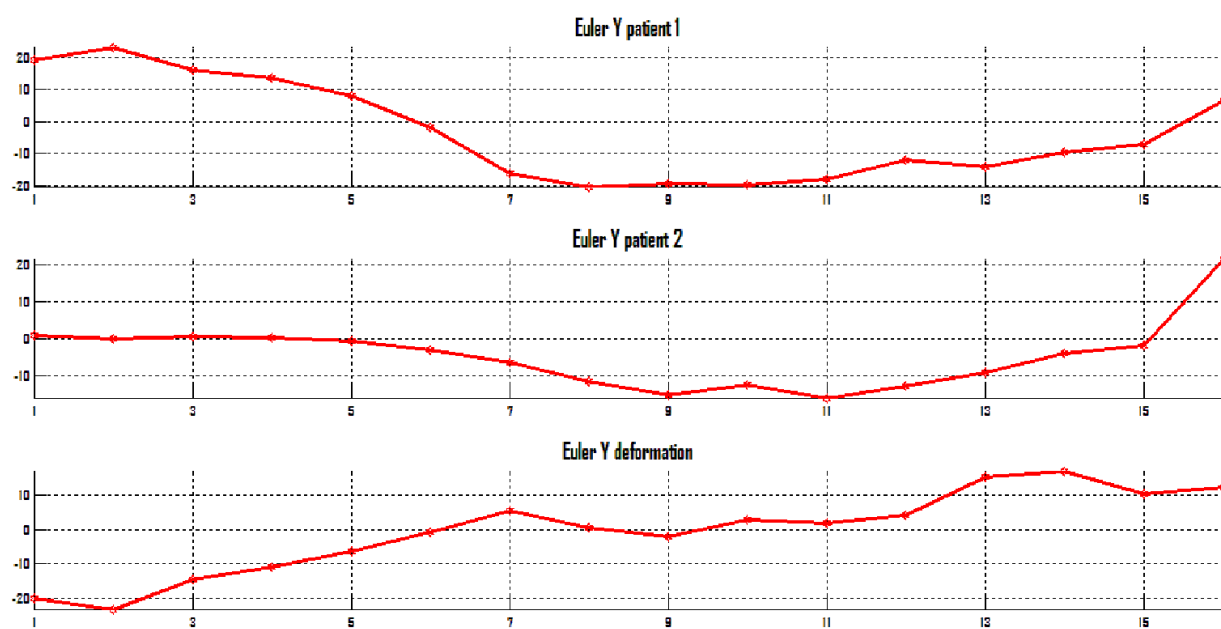


Figure B.3 Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des y pour les patients 1 et 2.

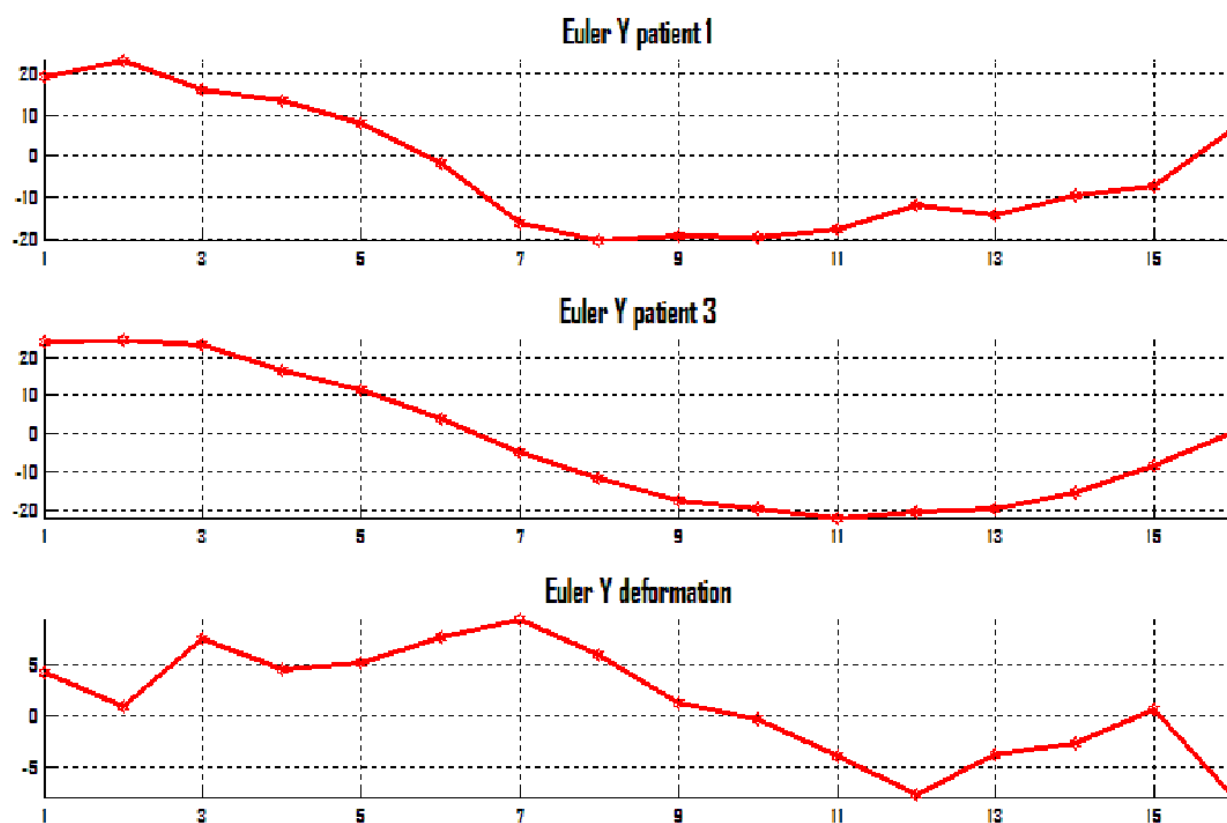


Figure B.4 Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des y pour les patients 1 et 3.

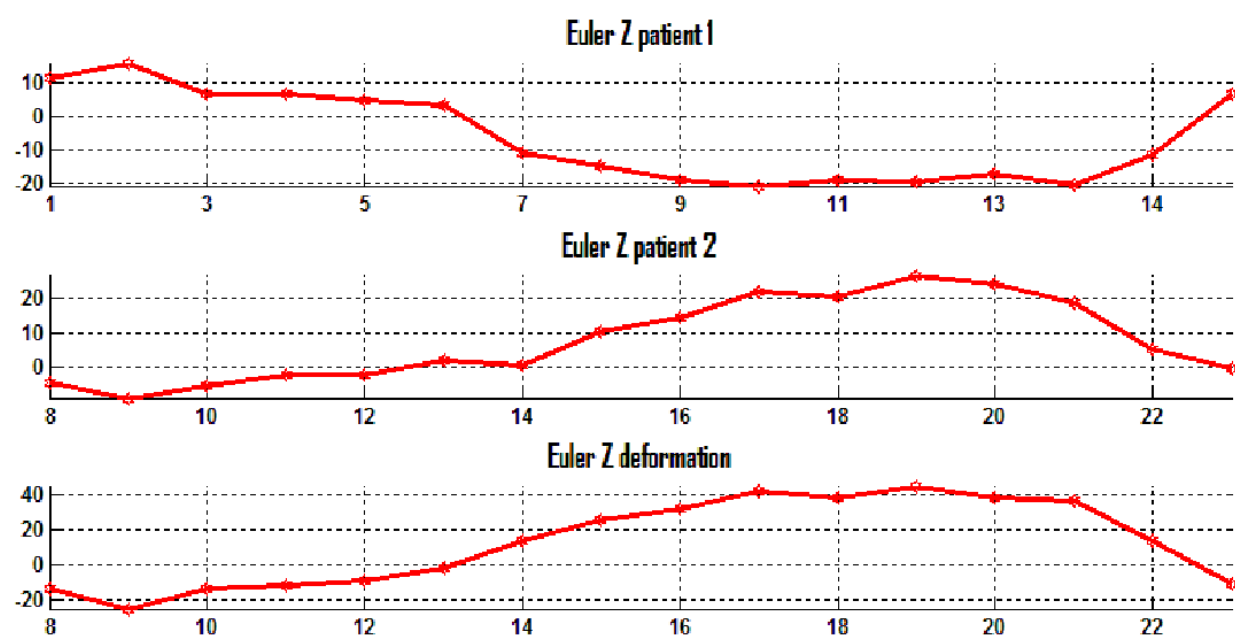


Figure B.5 Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des z pour les patients 1 et 2.

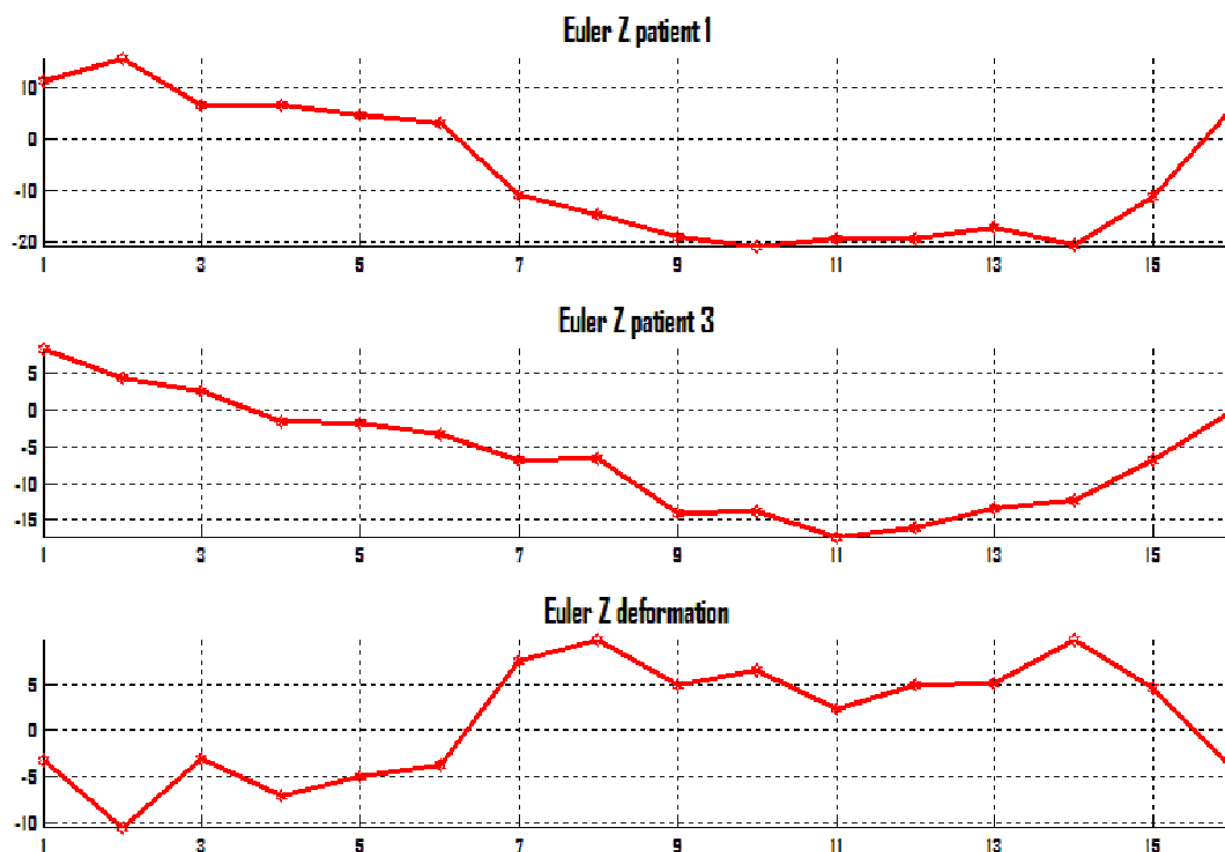


Figure B.6 Comparaison d'angles d'Euler des vertèbres à partir des images RX dans l'axe des z pour les patients 1 et 3.