



HAL
open science

Contribution à la segmentation du squelette de la tête aux pieds à partir de radiographies biplanes à faible dose : application à la reconstruction 3D du rachis

Matteo Bovio

► To cite this version:

Matteo Bovio. Contribution à la segmentation du squelette de la tête aux pieds à partir de radiographies biplanes à faible dose : application à la reconstruction 3D du rachis. Médecine humaine et pathologie. HESAM Université, 2023. Français. NNT : 2023HESAE093 . tel-04471079

HAL Id: tel-04471079

<https://pastel.hal.science/tel-04471079>

Submitted on 21 Feb 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES DES MÉTIERS DE L'INGÉNIEUR
[Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak – Campus de Paris]

THÈSE

présentée par : **Matteo BOVIO**

soutenue le : **14 décembre 2023**

pour obtenir le grade de : **Docteur d'HESAM Université**
préparée à : **École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers**
Spécialité : **Biomécanique**

**Contribution à la segmentation du squelette de la tête aux
pieds à partir de radiographies biplanes à faible dose :
application à la reconstruction 3D du rachis**

THÈSE dirigée par :

Mme. Wafa Skalli

et co-encadrée par :

M. Laurent GAJNY

Jury

Pr. Sébastien LAPORTE , Professeur des Universités, HDR, Arts et Métiers, Sciences et Technologies, Paris	Président
Dr. David MITTON , Directeur de recherche, HDR, Université Gustave Eiffel, Lyon	Rapporteur
Pr. Raphaël VIALLE , Professeur des Universités - Praticien Hospitalier (PUPH), HDR, Sorbonne Université, Paris	Rapporteur
Dr. Zehira HADDAD , Enseignante-chercheuse, EPF - École d'ingénieur-e-s, Cachan	Examinatrice
Pr. Wafa SKALLI , Professeure Emérite, HDR, Arts et Métiers, Sciences et Technologies, Paris	Examinatrice
Dr. Laurent GAJNY , Maître de conférences, Arts et Métiers, Sciences et Technologies, Paris	Examineur

Remerciements

Une thèse est loin d'être un long fleuve tranquille et est loin de n'être qu'un travail personnel. Cette thèse n'aurait donc jamais pu être réalisée sans la contribution d'un certain nombre de personnes que je tiens à remercier ici.

Tout d'abord, je remercie l'ensemble des membres du jury d'avoir accepté d'évaluer mon travail de thèse. Je remercie particulièrement Dr. David Mitton et Pr. Raphaël Vialle d'avoir accepté le rôle de relecteur.

Ensuite, je tiens à remercier l'ensemble des membres de mon équipe encadrante : Pr. Wafa Skalli et M. Laurent Gajny. Merci Wafa d'avoir dirigé cette thèse, ta vision scientifique et ta persévérance ont été nécessaires pour mener à bien ce projet. Je suis honoré d'avoir pu apporter une pièce à l'édifice que tu as passé ta vie professionnelle à bâtir. Ensuite, merci Laurent pour toute ta patience, ta rigueur et ta bienveillance. Même si notre communication n'a pas été toujours facile, cette thèse n'aurait été qu'un dixième de ce qu'elle est aujourd'hui sans ton accompagnement quotidien.

Je remercie le Pr. Sébastien Laporte pour m'avoir accueilli à l'institut et pour avoir toujours été à l'écoute. Ta porte toujours ouverte symbolise très bien ton état d'esprit et m'a permis de me sentir toujours le bienvenu au laboratoire.

Je remercie également le programme de chaire « BiomecAM Innovation et Handicap » de la Fondation ParisTech, ainsi que ses mécènes : la Société Générale, COVEA, la Fondation Yves Cotrel, et PROTEOR, qui ont financé ces travaux, ainsi que Mme Brigitte Roux pour son professionnalisme et son efficacité.

Il n'est pas possible de parler de la Fondation sans parler de la personne qui a permis que toutes les communications au laboratoire se fassent sans problèmes. Je voudrais donc remercier Marine Souq pour son aide quotidienne dans la vie au laboratoire. Tu sauves nombres de doctorants et tu nous permets d'éviter de nombreuses embuches.

Merci enfin à tous les membres de l'Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak avec qui j'ai pu échanger. Je voudrais en remercier quelques-uns en particulier.

Merci tout d'abord aux grands groupes de doctorants durant mon temps à l'IBHGC. Vous avez été comme une grande famille pour moi et nos déjeuners réguliers vont me manquer. Petite pensée à Capucine pour nos voyages chez Mimi et à Corentin pour ces parties de babyfoot endiablées et ces trash-talkings. Merci aussi à l'équipe One Piece du Labo, en particulier Lucas, vous m'avez fait découvrir cette magnifique œuvre qui n'a pas améliorée mon efficacité au travail mais qui a été un bonheur tout au long de ma thèse.

Merci aux différents co-bureaux qui m'ont accompagné dans cette épreuve. Merci donc Samuel et Galo dans les débuts balbutiants. Merci à Gauthier dans le feu de l'action de l'utilisation de Bio-Fractal. Merci à Paul dans les derniers mois de cette thèse. Merci enfin à Guillaume, soutien indéfectible dans les galères, mais enfin, il y a eu des bons moments non ? Et il y en aura d'autant plus après nos thèses !

Un remerciement particulier à Aurore, Maya, Sandrine et Aude qui m'ont aidé dans les parties techniques, toutes les paperasses et grâce à qui j'ai pu faire une présentation orale d'un niveau bien supérieur à ce que j'aurais pu faire sans elles. Merci pour toutes ces discussions autour d'un café (ou d'un thé).

Merci évidemment à mon cher coreprésentant des doctorants : Alexandre. Durant toute ta thèse tu auras plus fait pour le laboratoire que des générations entières de doctorants.

Je voudrais aussi remercier le groupe de musique du laboratoire dans lequel j'ai eu l'honneur de jouer. Vous m'avez permis de rester sain d'esprit dans des moments difficiles.

Plus particulièrement, je voudrais remercier du fond du cœur Claudio et Sylvain. Vous êtes, avec mon cher Christophe, l'âme du laboratoire. Malgré vos obligations et vos emplois du temps chargés, vous prenez vraiment le temps de vous assurer que tout le monde se sente bien et vous n'en recevez souvent pas assez en retour.

Je voudrais finalement remercier deux personnes du laboratoire. Ce sont devenus des amis qui me sont chers. Merci donc à Nicolas, pour toutes nos discussions de musique et de basket ainsi que nos discussions scientifiques très enrichissantes. Et enfin Cécile, première personne avec qui j'ai eu de réelles discussions au laboratoire et qui m'a accompagné dans tous les bons moments comme les mauvais. Merci beaucoup.

Mais une thèse ne se passe pas que dans l'enceinte d'un laboratoire. Je voudrais donc ici remercier les différentes personnes qui m'ont aidé à décompresser en dehors de mon travail de thèse.

Merci tout d'abord à la Daddy Crew. Ces soirées passées avec vous m'ont permis de penser à autre chose et de me reposer mentalement. De même, merci à Clément et Paul pour les mêmes raisons.

Merci à Claire et Félix d'être de si bons amis. Je remercie aussi Célestine, nos parcours sont éloignés mais étrangement parallèles et nos échanges réguliers m'ont fait un grand bien. De même, merci beaucoup à Anaëlle pour tous nos repas de midi et nos discussions.

Je voudrais ensuite remercier ma famille qui a toujours été de bons conseils et présente pour moi.

Pour finir, s'il n'y avait qu'une personne à remercier, ça ne pourrait être personne d'autre que toi, Manon. Tu es ma seule motivation et je n'aurais jamais eu le courage d'affronter toutes ces épreuves sans toi. Pour tous les moments de doutes et de déprime, toutes tes corrections de mon manuscrit, tout ton courage quand tu me disais ce que j'avais besoin d'entendre et pas ce que j'avais envie d'entendre, toute la préparation de notre mariage et de notre lune de miel mais surtout tout ton amour et ton affection, parce que ce n'est pas ma thèse, mais bien notre thèse, merci Manon.

Table des matières

REMERCIEMENTS	3
INTRODUCTION GENERALE	7
CHAPITRE 1 : RAPPELS ANATOMIQUES ET CONTEXTE CLINIQUE	9
1. RAPPELS ANATOMIQUES	9
1.1. <i>Le rachis</i>	9
1.2. <i>Les membres inférieurs</i>	10
2. CONTEXTE CLINIQUE	11
2.1. <i>Pathologies du rachis</i>	11
2.2. <i>Paramètres cliniques</i>	12
2.3. <i>Imagerie utilisée en routine clinique</i>	12
2.4. <i>Stéréoradiographie EOS</i>	14
3. CONCLUSION	16
CHAPITRE 2 : METHODES DE RECONSTRUCTION 3D DU SQUELETTE A PARTIR DE RADIOGRAPHIES BIPLANES	17
1. PREMIERES METHODES SEMI-AUTOMATIQUES	17
1.1. <i>Reconstruction 3D du rachis</i>	17
1.2. <i>Reconstruction 3D du membre inférieur</i>	20
1.3. <i>Reconstruction 3D d'autres structures</i>	21
1.4. <i>Conclusion partielle sur les premières méthodes de reconstruction 3D</i>	22
2. PISTES D'AUTOMATISATION PAR ANALYSE D'IMAGES	25
2.1. <i>Repérage de points et structures d'intérêt</i>	25
2.2. <i>Segmentation de structures anatomiques</i>	29
2.3. <i>Recalage 2D/3D</i>	32
3. METHODES DE RECONSTRUCTIONS AUTOMATIQUES OU QUASI-AUTOMATIQUES	35
4. CONCLUSION	39
CHAPITRE 3 : ANALYSE AUTOMATIQUE DE RADIOGRAPHIES BIPLANES	41
1. OBTENTION ET PREPARATION D'UNE BASE DE DONNEES	41
1.1. <i>Population et pathologies</i>	41
1.2. <i>Reconstruction 3D de référence</i>	42
1.3. <i>Obtention de masques de vérités-terrains</i>	42
2. SEGMENTATION DE STRUCTURES ANATOMIQUES PAR APPRENTISSAGE PROFOND	43
2.1. <i>Préparation des données pour la segmentation grossière</i>	43
2.2. <i>Préparation des données pour la segmentation fine</i>	45
2.3. <i>Entraînement et validation des réseaux de neurones</i>	47
2.4. <i>Prédictions et évaluation</i>	48
3. REPERAGE AUTOMATIQUE DE STRUCTURES ANATOMIQUES	48
3.1. <i>Ligne spinale</i>	48
3.2. <i>Plateau supérieur de la vertèbre cervicale C3</i>	50
3.3. <i>Centre des têtes fémorales</i>	50

3.4. <i>Pédicules en vue coronale</i>	51
3.5. <i>Coins des corps vertébraux en vue sagittale</i>	52
4. RESULTATS	55
4.1. <i>Segmentation</i>	55
4.2. <i>Repérage automatique</i>	59
5. DISCUSSION	62
CHAPITRE 4 : AMELIORATION D'UNE METHODE DE RECONSTRUCTION 3D DU RACHIS A PARTIR DE RADIOGRAPHIES BIPLANES	67
1. OBTENTION D'UNE SOLUTION INITIALE PERSONNALISEE	68
1.1. <i>Ajustement des lignes spinales et création de la ligne spinale 3D</i>	68
1.2. <i>Création de la solution initiale personnalisée</i>	69
2. AJUSTEMENT DU MODELE.....	70
2.1. <i>Classification des vertèbres et ajustement automatique du modèle</i>	70
2.2. <i>Ajustement manuel du modèle</i>	73
2.3. <i>Evaluation</i>	74
3. RESULTATS	74
3.1. <i>Position et rotation des vertèbres</i>	74
3.2. <i>Paramètres cliniques</i>	80
4. DISCUSSION	83
CONCLUSIONS GENERALES ET PERSPECTIVES	85
REFERENCES	87
LISTE DES FIGURES	93
LISTE DES TABLEAUX	99
PUBLICATIONS ET COMMUNICATIONS	101
ANNEXES.....	103
ANNEXE 1	103

Introduction générale

La médecine personnalisée est un modèle médical en plein essor qui est particulièrement bien adapté à l'orthopédie car elle permet, grâce à une modélisation numérique spécifique au patient, d'obtenir des traitements ciblés, de prévoir de potentiels problèmes post-opératoires et ainsi de travailler avec précision pour limiter les complications (Shen et al. 2023). Les modalités d'imagerie médicale peuvent aider à évaluer la géométrie 3D d'un patient. Cette modélisation 3D du squelette peut par exemple faciliter la planification préopératoire dans le cas de fractures complexes, notamment leur réduction et le choix de fixations appropriées (Fadero et Shah 2014). Il est également possible de se baser sur une modélisation 3D pour effectuer une simulation mécanique à l'aide de modèles en éléments finis pour, par exemple, simuler l'effet d'une orthèse sur un tronc scoliotique (Vergari et al., 2015), quantifier le risque de fracture des vertèbres ostéoporotiques (Choisne et al., 2018) ou simuler le comportement mécanique des implants rachidiens (Lima et al., 2017).

Les modalités d'imagerie 3D classiques, telles que la tomodensitométrie ou l'IRM, peuvent fournir des modèles 3D précis du corps humain. Cependant, une tomodensitométrie implique une dose de rayonnement importante et l'IRM réalisée en présence d'implants métalliques fait apparaître des artefacts rendant les images ininterprétables. De plus, même s'il existe de rares scanners et IRM pouvant être utilisés en positions fonctionnelles (assis ou debout), la grande majorité requiert un examen en position couchée, rendant toute analyse posturale impossible.

Une alternative pertinente consiste à utiliser des radiographies biplanes à faible dose d'irradiation. L'obtention de telles radiographies est possible grâce au système EOS (EOS Imaging, Paris, France). Ce système d'imagerie peut capturer simultanément des radiographies frontales et sagittales dans un environnement calibré du sujet en position fonctionnelle (assis ou debout). Ce dernier a été développé dans le cadre d'une recherche collaborative entre l'équipe du Laboratoire de Biomécanique (Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, ENSAM, Paris, France), le Laboratoire de recherche en Imagerie et Orthopédie (Ecole de Technologie Supérieure, ETS ; Centre de Recherche du Centre Hospitalier de l'Université de Montréal, CRCHUM, Montréal, Canada), l'Hôpital Saint-Vincent de Paul (Paris, France) et la société Biospace Med (Paris, France). Il est désormais utilisé dans le monde entier en routine clinique et est installé dans plus de 500 sites hospitaliers.

De nombreuses méthodes ont été développées pour reconstruire en 3D les différentes parties du squelette sur la base de cette modalité d'imagerie : colonne vertébrale (Pomero et al. 2004; Humbert et al. 2009; Gajny et al. 2019; Aubert et al. 2019), bassin (Mitton et al. 2006), cage thoracique (Aubert et al. 2016; Vergari et al. 2020), membre inférieur (Chaibi et al. 2012; Quijano et al. 2013; Girinon et al. 2020; Gajny et al. 2022). Ces méthodes de reconstruction ouvrent la voie à un avatar 3D personnalisé du patient. Cependant, chaque méthode nécessite généralement des entrées manuelles et un processus de raffinement, lui aussi très souvent manuel. Cela implique une dépendance de l'opérateur et un temps de reconstruction important.

Une recherche active est en cours pour l'automatisation du processus de reconstruction 3D. Une littérature abondante dans la segmentation de radiographies planes ou biplanes est disponible (Al Arif,

Knapp, et Slabaugh 2018; Yang et al. 2019; Agomma et al. 2019) ainsi que des méthodes d'annotations de ces images (Kumar, Nayak, et Hareesha 2015; Ebrahimi, Gajny, Skalli, et al. 2019a; Cina et al. 2021). Les méthodes qui semblent les plus prometteuses sont celles qui utilisent l'apprentissage automatique, et plus précisément des réseaux d'apprentissage profond (Aubert et al. 2019; Olory Agomma et al. 2022).

L'objectif de cette thèse de doctorat est donc de contribuer à l'automatisation des méthodes de reconstruction des structures osseuses du corps humain à partir de radiographies biplanes, grâce à l'utilisation de l'intelligence artificielle et à des modèles géométriques paramétrés.

Dans le premier chapitre, après de brefs rappels anatomiques, le contexte clinique sera exposé, avec une attention particulière portée sur la scoliose. Les modalités d'imagerie médicale utilisée en routine clinique pour le diagnostic, la planification de traitement et le suivi seront présentées. L'importance de la reconstruction 3D du squelette sera ensuite développée. Dans un deuxième chapitre, une revue de littérature des méthodes de reconstruction 3D du squelette par radiographies biplanes sera présentée. La description des travaux personnels se fera en deux parties. D'abord, dans le troisième chapitre, l'analyse automatique de radiographies biplanes sera présentée. Après une présentation de la base de données utilisée, une méthode de segmentation et d'annotation automatique du rachis et des membres inférieurs, basée sur l'apprentissage profond sera décrite, évaluée et discutée. Ce chapitre démontrera l'intérêt et le potentiel des méthodes d'apprentissage profond à remplacer le travail fastidieux d'annotations manuelles. Enfin, le quatrième chapitre présentera la méthode de reconstruction 3D du rachis développée en utilisant les points détectés par analyse automatique. Premièrement, l'obtention d'une solution initiale d'une reconstruction 3D personnalisée sera décrite. Ensuite une méthode d'ajustement automatique sera présentée et discutée. En conclusion, un bilan des travaux effectués, de leurs limites, et des perspectives sera établi.

Chapitre 1 : Rappels anatomiques et contexte clinique

1. Rappels anatomiques

1.1. Le rachis

Le rachis, ou colonne vertébrale, est une structure osseuse qui s'étend de la base du crâne au bassin. Il est constitué d'une série de vertèbres, séparées par des disques intervertébraux (Figure 1). Le rachis peut être séparé en plusieurs régions : cervicale (7 vertèbres), thoracique (12 vertèbres), lombaire (5 vertèbres), sacrée et coccygienne. Le nombre de vertèbres par région, précisé ci-avant, représente une norme mais une anomalie du nombre de vertèbres (sous-numéraire ou surnuméraire) est relativement fréquente avec 7.7% de prévalence (Tins et Balain 2016).

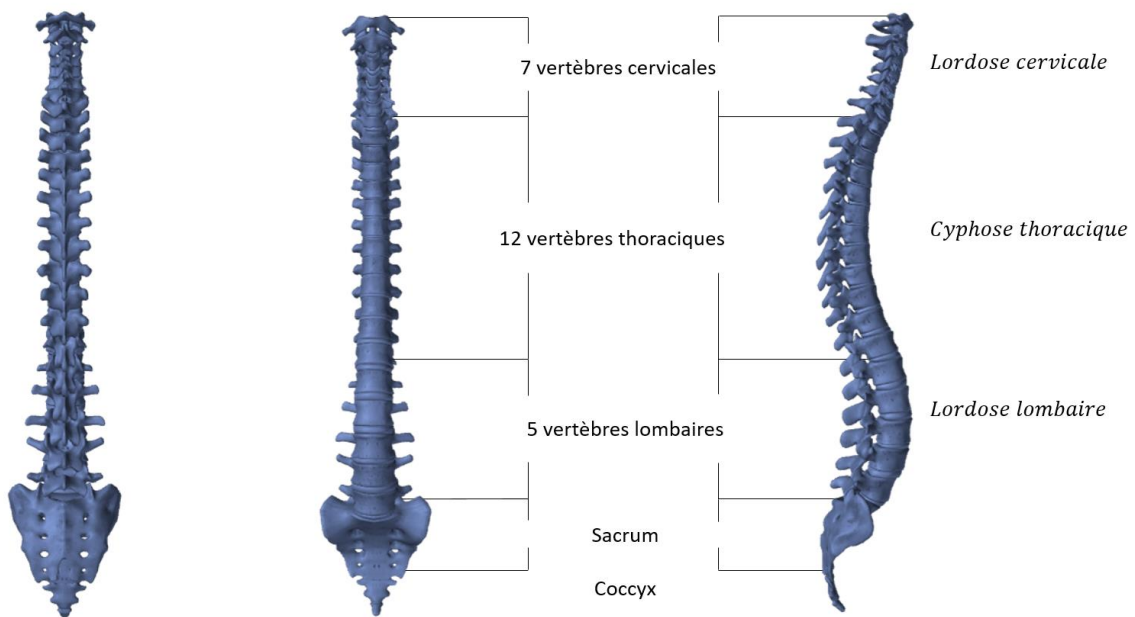


Figure 1 : Anatomie du rachis

Le rachis présente des courbures naturelles qui sont importantes pour une posture équilibrée et un maintien de la tête au-dessus du bassin (Bonneau 2017). Les trois principales courbures sont la lordose cervicale, la cyphose thoracique et la lordose lombaire.

Chaque vertèbre est composée d'un corps vertébral, relié par deux pédicules à un arc postérieur, composé de processus transverses, articulaires et d'un processus épineux (Figure 2). Cette organisation, malgré des spécificités locales, est respectée pour les trois grands types de vertèbres étudiées dans ces travaux de thèse qui sont souvent désignées par des chiffres et des lettres, telles que : C, T, L qui correspondent respectivement aux vertèbres cervicales, thoraciques et lombaires.

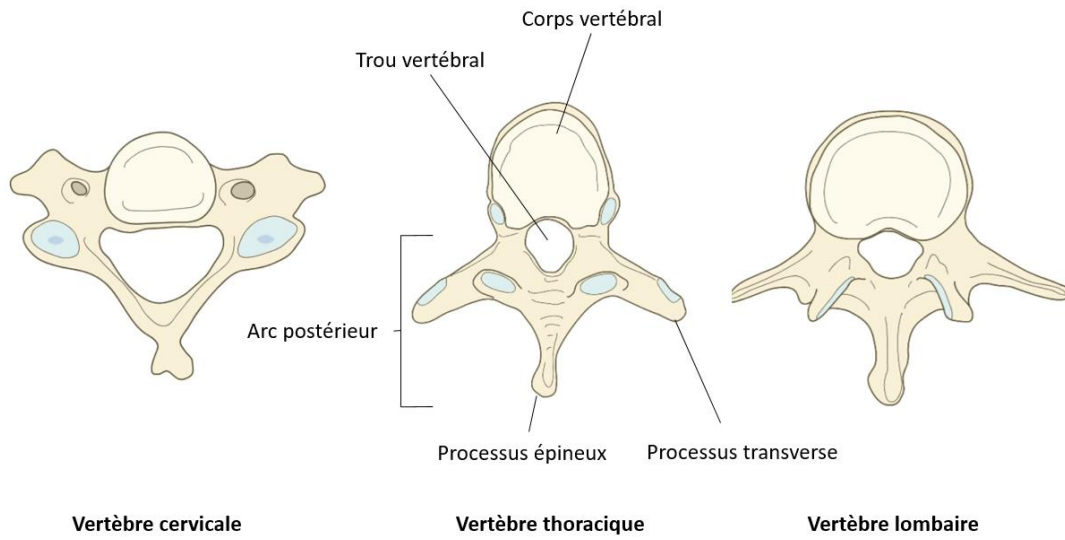


Figure 2 : Morphologies vertébrales au niveau cervical, thoracique et lombaire
 (<https://www.imaios.com>, Dr. A. Micheau)

Le rachis remplit plusieurs fonctions importantes. Il soutient le poids du corps et fournit un cadre stable pour les mouvements, protège la moelle épinière, facilite le mouvement et aide à absorber les chocs et à répartir les contraintes dans tout le corps. De plus, il fournit des points d'attache pour les muscles et les ligaments, qui aident à contrôler les mouvements.

1.2. Les membres inférieurs

Les membres inférieurs comprennent différents os dont le fémur, le tibia, la fibula, la patella et tous les os du pied (Figure 3). Ces os permettent de supporter le poids du corps et d'absorber des chocs. Les membres inférieurs assurent aussi le mouvement, l'équilibre et la coordination. En particulier, les membres inférieurs sont responsables du maintien de la bonne posture du corps humain, en lien étroit avec le rachis (Bonneau 2017).

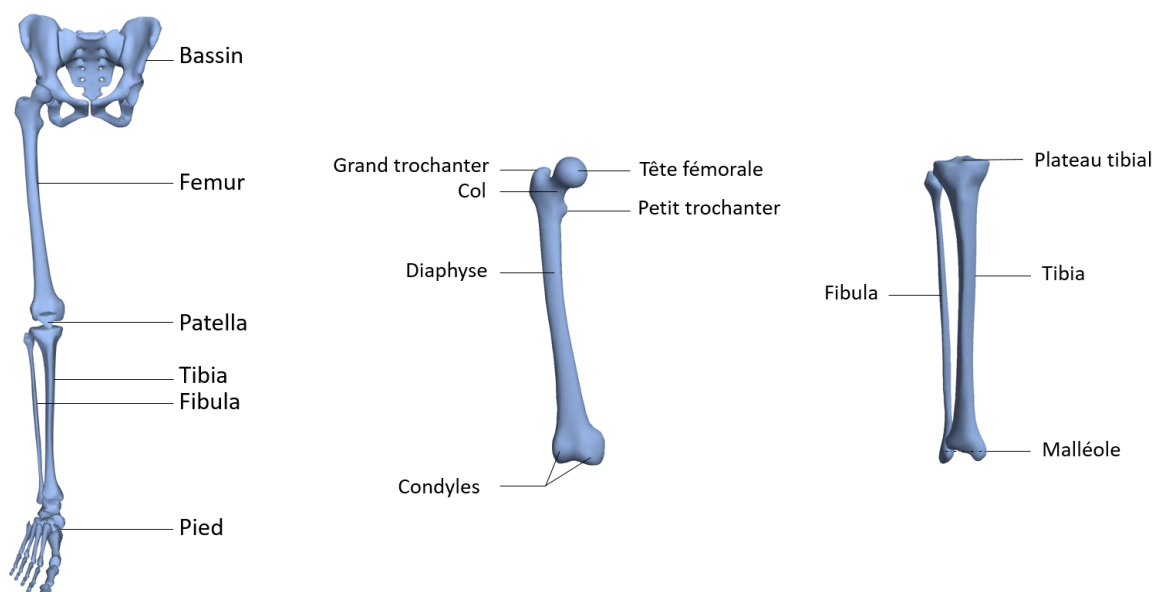


Figure 3 : Anatomie du membre inférieur

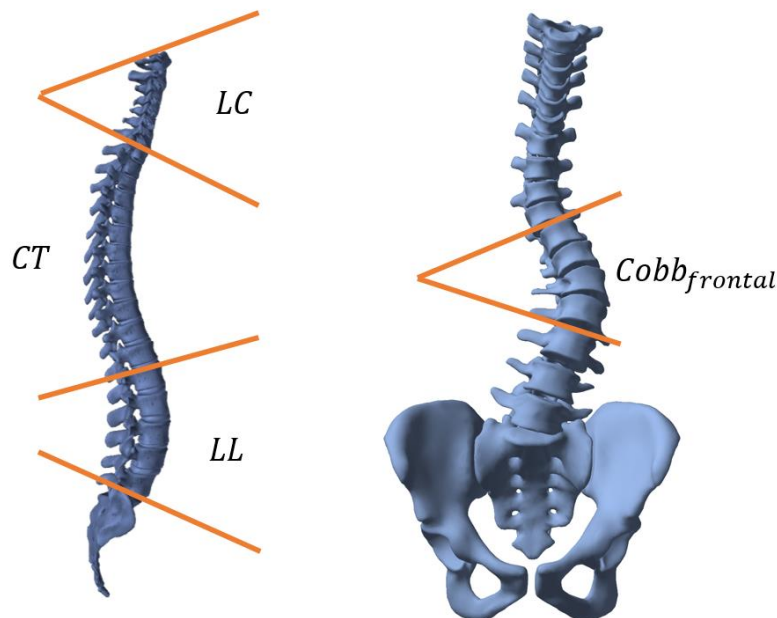
2. Contexte clinique

Dans cette section, nous décrivons brièvement deux pathologies communes du rachis et les indices cliniques permettant leur analyse quantitative. Ces indices sont généralement des paramètres 2D, ou basés sur la 2D. Bien que non-décrits ici, les indices du membre inférieur suivent la même philosophie.

2.1. Pathologies du rachis

La colonne vertébrale peut être affectée par plusieurs pathologies, comme la discopathie dégénérative, la sténose canalaire, l'ostéoporose ou le spondylolisthésis, entre autres. En particulier, l'hypercyphose et la scoliose sont des pathologies qui apparaissent fréquemment. La première provoque un arrondissement du dos due à une cyphose thoracique accentuée. Bien que cette dernière n'ait pas de seuil établi (Diebo et al. 2019), il est possible de considérer une cyphose comme pathologique si l'angle entre le plateau supérieur de T4 et le plateau inférieur de T12 dépasse un seuil arbitraire pouvant varier dans la littérature entre 35° et 52° (Koelé, Lems, et Willems 2020).

La scoliose est une pathologie qui implique une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale avec des altérations locales et globales qui causent, entre autres, une altération de l'alignement postural. Il existe plusieurs types de scolioses, comme la scoliose idiopathique de l'adolescent et la scoliose dégénérative de l'adulte. La scoliose idiopathique de l'adolescent touche jusqu'à 5,2 % de la population (Konieczny et al., 2013) et les causes en sont inconnues. La prévalence de la scoliose chez l'adulte est estimée entre 2 et 32 % dans la littérature (Carter et Haynes 1987; Pérennou et al. 1994), et jusqu'à 60% chez les plus de 60 ans, selon certains auteurs (Schwab et al. 2012).



*Figure 4 : Courbure et caractérisation de la scoliose
(LC : Lordose Cervicale, CT : Cyphose Thoracique, LL : Lordose Lombaire)*

2.2. Paramètres cliniques

Afin de caractériser les déformations rachidiennes, plusieurs paramètres cliniques sont utilisés en plus de l'évaluation des courbures sagittales (Figure 4). Parmi ces paramètres, l'angle de Cobb (Cobb 1948), mesuré sur des radiographies coronales, est le paramètre clinique le plus utilisé pour caractériser la sévérité d'une scoliose. Si l'on considère les vertèbres limites de la courbure comme étant les vertèbres les plus inclinées par rapport à l'horizontale, l'angle de Cobb est défini comme l'angle entre le plateau supérieur de la vertèbre limite supérieure et le plateau inférieur de la vertèbre limite inférieure. Cependant, les limites de cet angle sont régulièrement soulignées (Courvoisier et al. 2013; Skalli et al. 2017). Un biais de projection peut être élevé en raison de la forme conique de l'émission de rayons X lors de la prise de radiographies et de la projection 2D de structures 3D. De plus, l'angle de Cobb ne mesure l'effondrement rachidien que dans un seul plan (Dubousset et al. 2005). D'autres paramètres cliniques en 3D permettent une quantification plus fine. Les rotations vertébrales axiales (Figure 5) peuvent être inférées à partir d'informations 2D (Stokes, Bigalow, et Moreland 1986). Elles sont utilisées en clinique même si leur incertitude est élevée : de l'ordre de 5° (Ebrahimi, Gajny, Vergari, et al. 2019).

Le calcul automatisé de ces paramètres cliniques sur un modèle 3D de colonne vertébrale est plus précis que par annotation manuelle de radiographies 2D. C'est pourquoi, dans la suite, nous décrivons les modalités d'imagerie permettant l'obtention d'un modèle 3D.

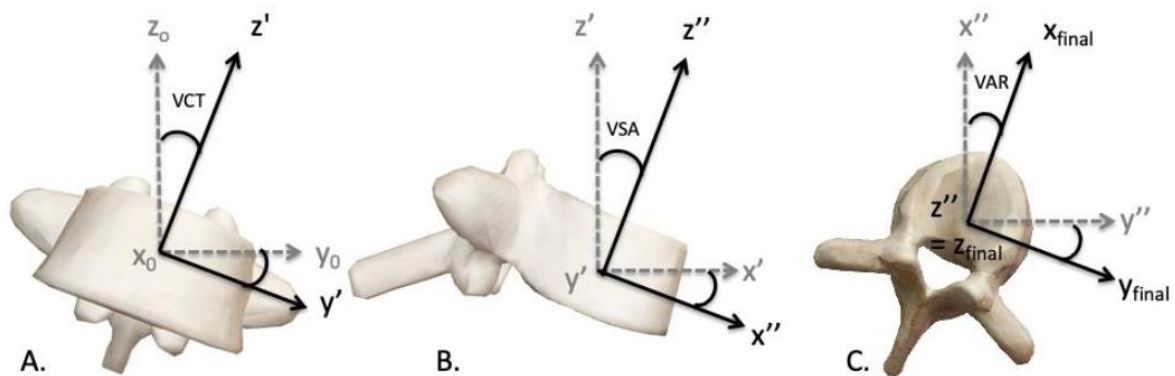


Figure 5 : Illustration des paramètres de rotation vertébrale angulaire : l'inclinaison coronale vertébrale (VCT), l'angulation sagittale vertébrale (VSA) et la rotation vertébrale axiale (VAR). A. Vue coronale ; rotation autour de l'axe X_0 . B. Vue sagittale ; rotation autour de l'axe Y' . C. Vue axiale ; rotation autour de l'axe Z'' . (Skalli, Lavaste, et Descrimes 1995; Gille et al. 2022)

2.3. Imagerie utilisée en routine clinique

Les différents types d'imageries les plus couramment utilisés en routine clinique dans le cadre des pathologies rachidiennes sont (Figure 6) :

- La **radiographie conventionnelle**. Des radiations ionisantes sont utilisées pour produire des images des os et des organes internes. Les rayons X produits pour former des images radiographiques interagissent avec la matière et sont en partie absorbés par celle-ci (trois processus d'interaction : l'absorption photoélectrique et deux mécanismes de dispersion). La quantité de rayons X absorbés par la matière peut être décrite par la loi de Beer-Lambert. Cette

technique d'imagerie est couramment utilisée pour la détection de divers types de troubles de la colonne vertébrale, y compris les changements liés à l'âge, l'alignement et la courbure de la colonne vertébrale, les fractures causées par un traumatisme, l'ostéoporose, les infections et certaines tumeurs.

- La **tomodensitométrie** (CT). L'utilisation d'un tube à rayons X rotatif et d'une rangée de détecteurs placés dans un portique mesure l'atténuation des rayons X par les différents tissus à l'intérieur du corps. Un traitement informatique permet ensuite de produire des images détaillées en coupe du corps. Ce type d'imagerie permet une bonne résolution spatiale (Kasban, El-Bendary, et Salama 2015).
- L'**imagerie par résonance magnétique** (IRM). Des champs magnétiques puissants sont utilisés afin que les atomes d'hydrogène du corps s'alignent sur le champ magnétique. Des ondes radioélectriques à hautes fréquences sont appliquées à la fréquence de résonance de l'hydrogène. Elles perturbent temporairement cet alignement, provoquant la précession des atomes d'hydrogène. Les atomes reviennent ensuite à leur état aligné, émettant des signaux radioélectriques qui sont détectés et utilisés pour générer des images détaillées des organes et des tissus internes. L'IRM, qui est essentiellement utilisée pour les tissus mous, tels que disques intervertébraux et muscles en ce qui concerne le rachis, peut être utilisée pour évaluer certaines propriétés des os notamment dans le cadre de l'ostéoporose (Soldati et al. 2021).
- L'**échographie**. Des ondes sonores à haute fréquence sont émises dans le corps, l'analyse des échos des structures internes permet de créer des images en temps réel des organes et des tissus internes, tels que le foie, les reins ou l'utérus. Les ultrasons, en raison de la différence d'impédance entre les tissus mous et les os corticaux, ne permettent d'obtenir que la surface des os. L'échographie est donc moins utilisée pour l'imagerie des os que les trois méthodes précédentes, mais peut parfois permettre de détecter des anomalies osseuses (Bianchi 2020).

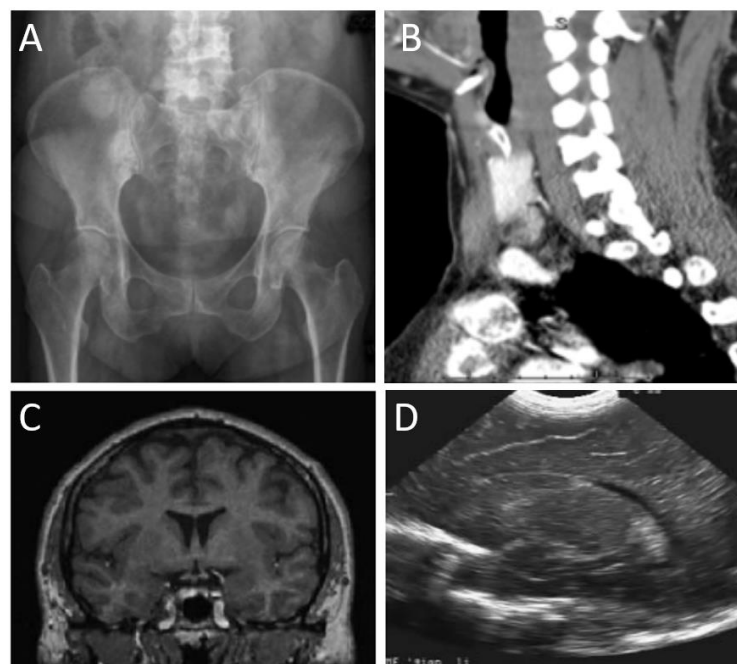


Figure 6 : Les différents types d'imagerie médicales. Radiographie traditionnelle (A), tomodensitométrie (B), IRM (C) et échographie (D) (Kasban, El-Bendary, et Salama 2015)

Ces différents types d'imagerie sont largement utilisées en routine clinique mais aucune n'est parfaitement adaptée à l'analyse quantitative tridimensionnelle d'une pathologie comme la scoliose. L'imagerie par rayons X traditionnelle ne permet d'avoir qu'une suite de clichés 2D non-calibrés et non-synchronisés entre eux, rendant une potentielle analyse tridimensionnelle peu fiable.

Le CT et l'IRM peuvent fournir des modèles 3D précis du corps humain mais une tomographie reste à une dose de rayonnements importante, ce qui peut augmenter le risque de cancer chez l'enfant (Buchberger et al. 2022) et, ces deux méthodes d'imageries, réalisées en présence d'implants métalliques font souvent apparaître des artefacts qui rendent l'image ininterprétable. De plus, l'IRM permet davantage une analyse des tissus mous que des os, même si quelques développements récents laissent entrevoir cette perspective (Eley et Delso 2021). Enfin, les CT et IRM doivent être effectués dans une position non fonctionnelle du patient (couché) dans la majeure partie des cas, même si quelques appareils IRM, permettant des acquisitions en position assise et debout, existent (Weishaupt et Boxheimer 2003). Cette position couchée affecte alors significativement la pertinence de l'analyse posturale.

La qualité des images échographiques de la colonne vertébrale est faible, et l'interprétation des images est difficile (Bianchi 2020). De plus, l'acquisition des images dépend du niveau d'expertise de l'opérateur. Enfin, l'échographie reste peu adaptée à la détection des os et plus à la détection des tissus mous comme les tendons, les muscles, et les disques intervertébraux en ce qui concerne le rachis.

Malgré une détection de la scoliose rapide avec un examen externe grâce à l'observation de la gibbosité et du signe de la lucarne, la caractérisation et la quantification de la scoliose par les méthodes d'imageries médicales présentées ci-dessus ne semble donc pas avoir de réponse évidente. Une alternative pertinente consiste à utiliser des radiographies biplanes calibrées à faible dose en utilisant le système EOS (EOS Imaging, Paris, France).

2.4. Stéréoradiographie EOS

Le dispositif d'imagerie radiographique bipiane à faible dose EOS (Figure 7) est un système d'imagerie stéréo-radiographique qui fournit des radiographies frontales et sagittales simultanées du corps entier à faible dose, acquises en position fonctionnelle (debout et assis). Il a été développé en collaboration entre le Laboratoire de Biomécanique, devenu depuis l'Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak (Prof. W. Skalli), l'hôpital Saint Vincent de Paul (Prof. J. Dubousset, Prof. G. Kalifa), l'ETS (Prof. J. de Guise), le Prof. G. Charpak (prix Nobel de physique 1992) et la société BioSpace Med, devenue EOS Imaging.



Figure 7 : Le système EOS (www.eos-imaging.com)

La dose de rayonnement pour une imagerie de la colonne vertébrale entière d'un adulte est de 290 μSv , ce qui est nettement inférieur à la radiographie conventionnelle avec des radiations entre 1.50 mSv et 2.20 mSv (Simpson et al. 2008). De plus, la résolution spatiale du détecteur du dispositif est de 254 μm , ce qui permet d'obtenir des images de haute résolution (Damet et al., 2014). Pour obtenir des radiographies biplanes, le patient se tient debout dans l'appareil, qui est composé de deux sources de rayonnement et de deux détecteurs linéaires larges, reliés entre eux. Ainsi, on obtient deux images orthogonales en un temps réduit (20 secondes), en position fonctionnelle et en limitant l'exposition du patient à une dose forte de rayonnement.

A partir des deux radiographies, une frontale et une sagittale, il est possible d'obtenir un modèle 3D du squelette spécifique au patient, qui peut être utilisé pour le calcul des divers paramètres cliniques. Des méthodes ont été développées pour reconstruire en 3D différentes parties du squelette sur la base de cette modalité d'imagerie : la colonne vertébrale (Véron 1997; Mitton et al. 2000; Pomero et al. 2004; Humbert et al. 2009; Gajny et al. 2019; Aubert et al. 2019), le bassin (Mitton et al. 2006), la cage thoracique (Aubert et al. 2016; Vergari et al. 2020) et le membre inférieur (S. Laporte et al. 2003; Chaibi et al. 2012; Quijano et al. 2013; Girinon et al. 2020; Gajny et al. 2022). Les modèles 3D sont principalement basés sur la modélisation géométrique, la représentation paramétrique réduite des objets et l'inférence statistique à partir d'une collection de modèles paramétriques 3D. Une revue de littérature complète de ces méthodes sera donnée dans le second chapitre. L'intérêt clinique est lié à la précision des paramètres cliniques automatiquement calculés à partir de ces reconstructions. Cependant un frein à l'utilisation en routine clinique de ces reconstructions est le temps de reconstruction et le temps de formation à ces méthodes.

3. Conclusion

L'analyse d'une pathologie tridimensionnelle telle que la scoliose requiert des indices cliniques tridimensionnels. Ces indices peuvent être obtenus grâce à une modélisation géométrique personnalisée des structures osseuses. L'utilisation du système EOS semble montrer un réel avantage pour cela, car il permet une reconstruction en position fonctionnelle et avec une faible dose d'irradiation. Dans le prochain chapitre, les différentes méthodes de reconstructions 3D seront présentées. Leurs fonctionnements ainsi que les avantages et les inconvénients de chaque approche seront mis en évidence afin de voir les possibilités d'amélioration pour la clinique et la recherche.

Chapitre 2 : Méthodes de reconstruction 3D du squelette à partir de radiographies biplanes

De nombreuses méthodes de modélisation géométrique 3D de différentes parties du squelette humain à partir de radiographies biplanes existent dans la littérature. Une étude préalable des différentes méthodes publiées semble montrer que les reconstructions des différentes parties s'articulent selon la même organisation. Les points et structures d'intérêt de la partie du squelette étudiée sont d'abord identifiés sur les deux radiographies. Ces identifications peuvent être manuelles ou automatiques. A partir de ces annotations, une seconde étape consiste à pré-positionner un modèle initial personnalisé. Une troisième étape consiste en l'ajustement de ce modèle 3D, projeté sur les radiographies afin d'apparier manuellement ou automatiquement les contours du modèle et les contours radiographiques.

Les méthodes s'intéressant à la modélisation des différentes parties du squelette seront décrites dans ce chapitre, avec une attention particulière sur le rachis et les membres inférieurs : les éléments prépondérants de l'alignement postural. Nous décrivons dans un premier temps la première génération de méthodes de reconstruction semi-automatiques, puis les pistes d'automatisation grâce à l'analyse d'images. Enfin, nous verrons dans quelle mesure ces pistes ont déjà été appliquées dans une nouvelle génération de méthodes plus automatiques.

1. Premières méthodes semi-automatiques

1.1. Reconstruction 3D du rachis

Pour obtenir une reconstruction 3D d'un os à partir de deux radiographies biplanes, il est souvent nécessaire de faire une approximation statistique pour pallier le manque d'une troisième coordonnée. En effet, certains points dits non-stéréo-correspondants (Mitton et al. 2000) sont facilement et précisément identifiables sur une vue mais pas sur l'autre. L'utilisation de ces points particuliers permet les premières reconstructions précises mais le temps de reconstruction était très long (plusieurs heures) compte tenu de la nécessité d'annoter manuellement plusieurs points pour chaque vertèbre. L'utilisation de modèles statistiques peut permettre la reconstruction 3D de rachis de la vertèbre T1 à la vertèbre L5 (Pomero et al. 2004). Dans ces travaux, les modèles sont construits à partir de 1628 vertèbres sèches reconstruites grâce à 214 points par vertèbre qui ont été identifiés manuellement avec une précision de 0.2 mm. Il en résulte un modèle par niveau vertébral. Ces modèles sont paramétrés, chaque région anatomique y est modélisée par une primitive géométrique. Par exemple, les plateaux supérieurs et inférieurs de la vertèbre sont modélisés chacun par une ellipse.

Lors du processus de reconstruction, l'opérateur identifie les plateaux vertébraux tout au long du rachis sur les deux vues. A partir de ces points identifiés manuellement et des paramètres de calibration de la machine, un volume de confinement pour chaque corps vertébral est calculé et 8 descripteurs morphologiques en sont extraits. Grâce aux modèles statistiques, 21 points de contrôle en 3D sont inférés. Ces inférences par niveau vertébral seront décrites comme transversales (au niveau de chaque vertèbre) dans la suite du manuscrit.

A partir de ces 21 points par vertèbre, une méthode d'interpolation appelée krigeage (Trochu 1993) permet une déformation élastique de maillages morpho-réalistes, d'environ 2000 points par vertèbre. La méthode de reconstruction est itérative et interactive afin de faire correspondre au mieux les contours du modèle aux contours radiographiques. Ainsi, il est possible d'avoir une reconstruction de rachis thoracique et lombaire en 15 minutes environ avec une précision de forme moyenne (2RMS) point-surface de 1.4 ± 3.6 mm sur une cohorte de 14 patients scoliotiques. Cependant, cette méthode repose encore sur un travail long et fastidieux pour l'opérateur, la majorité du temps de reconstruction étant consacré aux identifications manuelles sur les radiographies. Il semble donc nécessaire de faciliter les annotations manuelles, en limitant le nombre de points à placer sur les radiographies.

Pour cela, un processus d'inférences longitudinales (entre vertèbres d'un même rachis) en plus des inférences transversales a été proposé dans (Humbert et al. 2009) pour automatiser davantage le processus de modélisation 3D. Les inférences longitudinales se basent sur des régressions permettant d'estimer la position des plateaux vertébraux le long de la courbe spinale ainsi que les dimensions des plateaux vertébraux (largeur et profondeur). Un tel modèle a pu être élaboré grâce à la méthode précédente (Pomero et al. 2004).

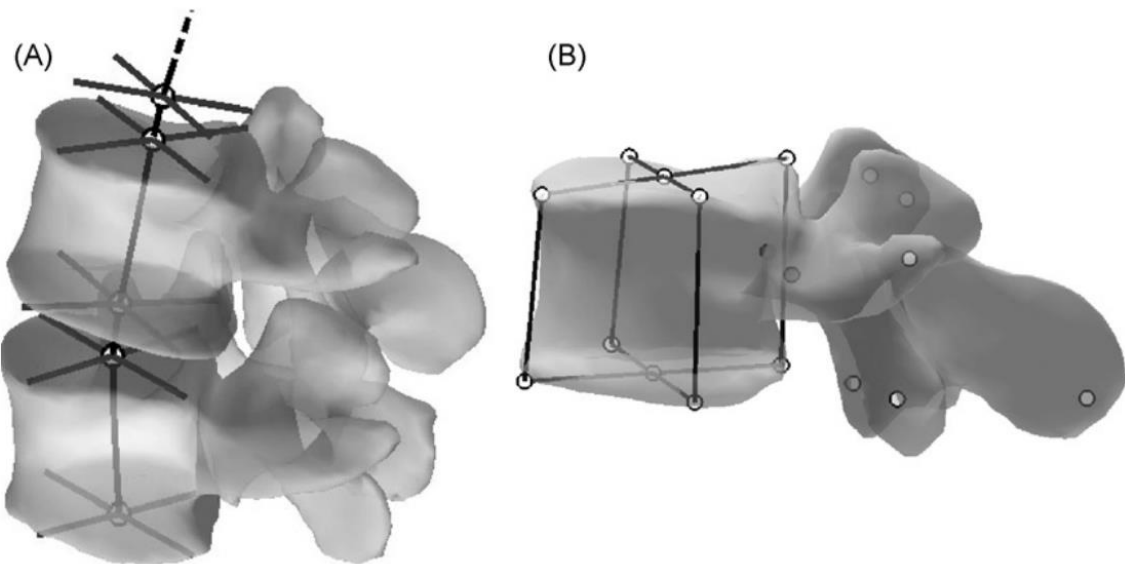


Figure 8 : (A) Modèle paramétrique de rachis (seules L4 et L5 sont représentées) et (B) modèle paramétrique de la vertèbre L4 (Humbert et al. 2009)

On peut ainsi coupler le modèle paramétré de vertèbres présenté précédemment et un modèle de rachis paramétré (103 paramètres) obtenu grâce à la reconstruction de 175 rachis (91 sujets asymptomatiques, 47 sujets avec une scoliose idiopathique modérée et 37 sujets avec une scoliose idiopathique sévère) (Figure 8). Des annotations manuelles sont nécessaires sur les deux radiographies. Un opérateur qualifié doit donc annoter la courbe passant par le centre des corps vertébraux ainsi que les deux plateaux « limites » (plateau supérieur de T1 et inférieur de L5), le plateau sacré et les têtes fémorales. Ces annotations sont utilisées en tant que régresseurs d'une inférence longitudinale pour obtenir les plateaux vertébraux de chaque vertèbre. Grâce aux inférences transversales, on obtient ensuite 28 points par vertèbre. Par krigeage, une représentation morpho-réaliste de chaque vertèbre est obtenue comme présentée précédemment. La modélisation 3D du rachis peut être projetée sur les radiographies et un

opérateur peut ajuster chaque vertèbre. Les points de contrôles de ce modèle, ajusté manuellement, servent de points de base pour des nouvelles inférences longitudinales et transversales. Cela permet une mise à jour du modèle et ainsi une auto-amélioration de celui-ci à chaque ajustement de l'opérateur. En moyenne 10 minutes sont nécessaires pour obtenir cette modélisation du rachis.

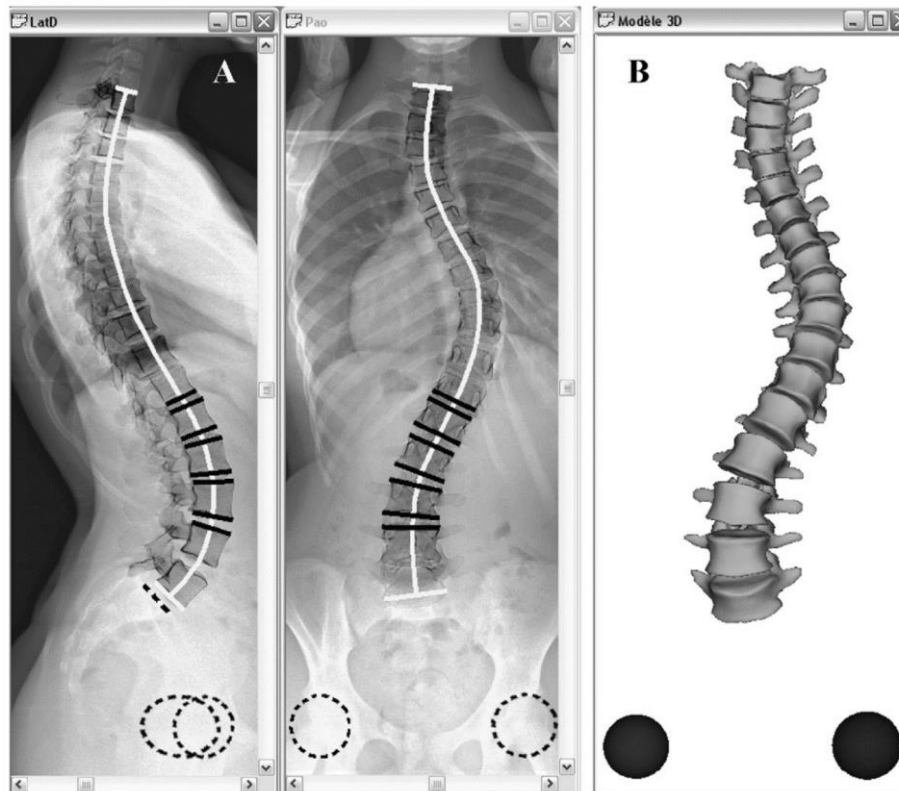


Figure 9 : (A) La numérisation de quelques paramètres descripteurs du rachis paramétrique (paramètres blancs) permet d'estimer les autres descripteurs (paramètres noirs) à l'aide d'inférences longitudinales ; (B) Estimation de la reconstruction 3D (Humbert et al. 2009)

On peut donc obtenir une méthode de reconstruction 3D (Figure 9) qui peut être utilisée en routine clinique pour l'aide au diagnostic de la scoliose et pour des suivis pré et post-opératoires. La reproductibilité de cette méthode est validée sur le rachis de 60 patients dont 20 asymptomatiques, 20 ayant une scoliose modérée (angle de Cobb entre 15° et 37°) et 20 ayant une scoliose sévère (angle de Cobb entre 39° et 71°). Sa précision a été évaluée sur le rachis de 14 patients. Elle propose une erreur moyenne de distance point à surface de 1.0 ± 2.7 mm (intervalle de confiance à 95%). Elle permet aussi d'extraire directement des paramètres cliniques importants tel que des cyphoses et des lordoses avec une précision de 3° à 6°, des paramètres pelviens (pente sacrée, incidence et version pelvienne) avec une précision de 1° à 3° et des paramètres liés à la scoliose (angle de Cobb et rotation axiale de la vertèbre apicale) avec une précision de 3° à 4°. Cette méthode a été étendue au rachis cervical (Rousseau et al. 2007) avec une reproductibilité de 0.95 mm pour la position et 2.7° pour la rotation (intervalle de confiance à 95%). Cette méthode est disponible en routine clinique et a donc fait l'objet de nombreuses évaluations externes (Somoskeöy et al. 2012; Glaser, Doan, et Newton 2012; Vergari et al. 2015).

1.2. Reconstruction 3D du membre inférieur

Comme indiqué dans l'introduction de ce chapitre, les méthodes de reconstruction du membre inférieur suivent le même processus que celles du rachis : identification, pré-positionnement et ajustement. A partir de points non stéréo-correspondants annotés manuellement, un modèle paramétrique personnalisé simplifié est généré (Chaibi et al. 2012). Des maillages génériques de fémur et de tibia sont ensuite déformés grâce à la méthode des moindres carrés mobiles (Moving Least Squares, Cuno 2007) afin de coïncider avec le modèle simplifié. Il en résulte un modèle morpho-réaliste personnalisé (Figure 10). Le modèle est ensuite ajusté finement par un opérateur afin d'apparier au maximum les contours des modèles aux contours radiographiques. Cette méthode permet d'obtenir une précision de distance point-à-surface moyenne de 1.0 ± 2.4 mm. Pour cette évaluation, des radiographies biplanes virtuelles avaient été reconstruites à partir des scanners de 11 fémurs cadavériques.

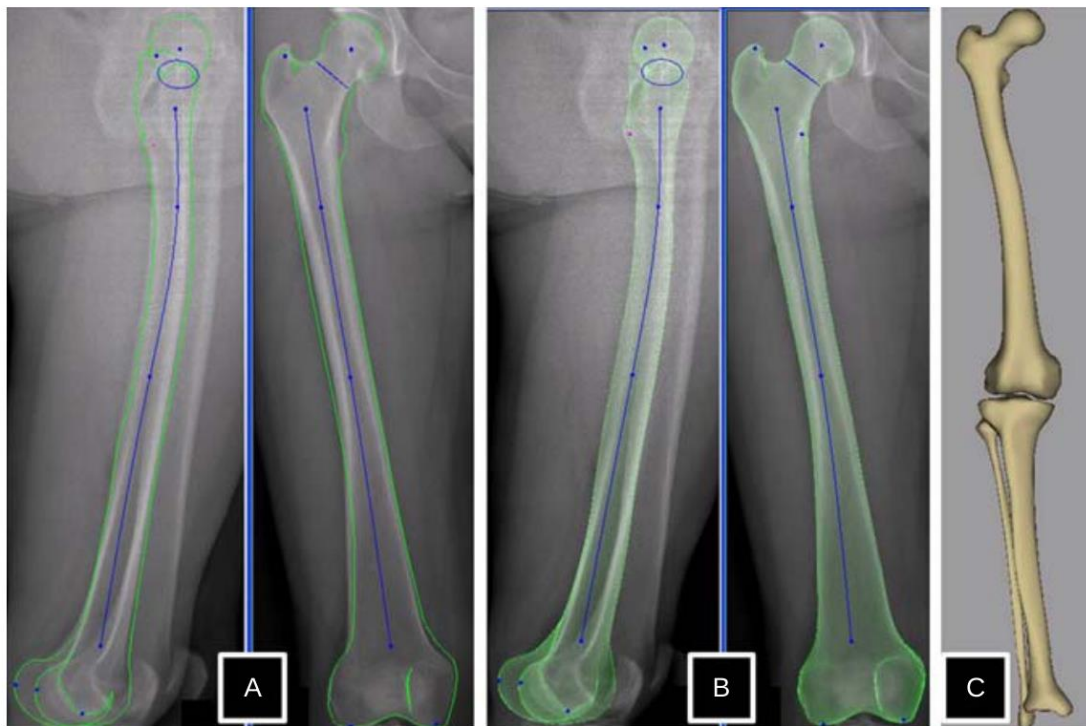


Figure 10 : Reconstruction du membre inférieur en 3D ; (A) Rétroprojection d'un modèle paramétrique personnalisé morpho-réaliste (MPPM) déformé d'un fémur avant ajustement ; (B) Rétroprojection d'un MPPM déformé d'un fémur après ajustement ; (C) Reconstruction 3D du membre inférieur (Chaibi et al. 2012)

Pour améliorer la performance de cette méthode, une nouvelle base de données statistiques ainsi qu'un nouveau modèle paramétrique du membre inférieur ont été développés (Quijano et al. 2013). La mise en place d'un critère morphologique facilitant la distinction des condyles droits et gauches sur les radiographies sagittales permet de réduire les erreurs de reconstruction. Avec une nouvelle approche de régression, cette méthode permet d'obtenir des résultats avec une erreur de précision de 1.3 ± 3.5 mm (2RMS) évaluée sur 9 fémurs et tibias cadavériques pour lesquels le modèle 3D a été obtenu après un scanner.

1.3. Reconstruction 3D d'autres structures

Il existe aussi des méthodes de reconstruction semi-automatiques pour le bassin (Mitton et al. 2006), pour la cage thoracique (Aubert et al. 2016), pour le pied (Rohan et al. 2018) et pour l'épaule (Lagacé 2012). Ces méthodes se basent aussi sur un modèle paramétré des os d'intérêt qui est approché par des annotations manuelles.

Pour le bassin (Mitton et al. 2006), le barycentre de 7 structures d'intérêt est annoté. A partir de ces informations, un premier modèle est obtenu grâce à un krigeage. A partir de ce modèle, un algorithme de recherche de contour est effectué et permet d'avoir une reconstruction 3D personnalisée avec une erreur maximum de 9.8 mm et une moyenne de 1.6 mm évaluée sur 3 bassins cadavériques.

Pour le pied (sans les phalanges), la méthode de reconstruction se base sur l'utilisation d'un modèle paramétrique personnalisé simplifié en 3D défini en représentant les principales caractéristiques de chaque os par des primitives géométriques (c'est-à-dire des points 3D, des sphères, des cylindres et des segments 3D). Ce dernier est associé à un modèle paramétrique personnalisé morpho-réaliste qui a été défini à partir de la reconstruction 3D d'un scanner de pied cadavérique asymptomatique. A partir de l'annotation de repères anatomiques et de primitives géométriques sur les radiographies de face et de profil et en utilisant la méthode de déformation de surfaces par moindres carrés mobiles (Moving Least Square (MLS)) (Cuno et al. 2007) ainsi qu'un krigeage, il est possible d'obtenir un modèle 3D personnalisé. Un ajustement manuel est ensuite appliqué afin d'obtenir une reconstruction avec une erreur point-à-surface moyenne de 1.0 ± 2.8 mm (2RMS) évaluée sur 6 pieds cadavériques pour lesquels le modèle 3D a été obtenu après un scanner (Figure 11).

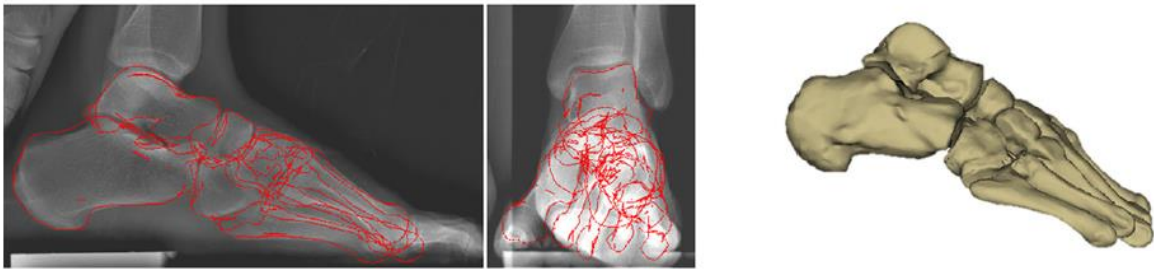


Figure 11 : Reconstruction tridimensionnelle du pied à partir de radiographies biplanes (Rohan et al. 2018)

Pour l'épaule, la méthode de reconstruction (Lagacé 2012) fait usage d'une approche par modèle paramétré inspiré de la méthode du rachis (Humbert et al. 2009) à partir d'images CT d'une scapula. Combinée à une technique de déformation de surfaces par moindres carrés mobiles (MLS), un modèle de scapula personnalisé et morpho-réaliste peut être reconstruit. À la suite de la numérisation de repères anatomiques de la scapula sur les radiographies, un ensemble de paramètres descriptifs de la scapula est calculé et utilisé pour générer un modèle pré-personnalisé de la scapula du sujet. Ce modèle est ensuite projeté sur les radiographies afin d'être ajusté manuellement. Cela permet d'appliquer un ajustement élastique à l'objet dans un processus itératif jusqu'à la correspondance entre des radiographies simulées du modèle déformable et les radiographies du sujet. Évaluée sur les reconstructions de 10 scapulas sèches à partir d'images CT comparées aux reconstructions des mêmes scapulas à partir de radiographies biplanes, cette méthode permet une précision point-à-surface de 3.4 mm (2RMS).

Pour la cage thoracique (Aubert et al. 2016), 24 repères anatomiques sont identifiés manuellement sur les radiographies comme les points les plus latéraux et les pointes des côtes pour certaines côtes particulières. Ensuite, en s'inspirant de la méthode de reconstruction du rachis (Humbert et al. 2009), un modèle statistique transversal pour chaque niveau costal et un modèle statistique longitudinal permettant de traiter les relations entre les côtes sont créés. Les points annotés sont utilisés dans un premier temps pour obtenir un modèle personnalisé des 10 côtes annotées grâce à des inférences transversales. Enfin, des inférences longitudinales permettent d'obtenir un modèle complet de la cage thoracique (Figure 12). Cette reconstruction 3D peut être ensuite ajustée manuellement. Cela permet d'obtenir une précision moyenne dans la distance ligne à ligne, évaluée sur 29 cages thoraciques reconstruites à partir d'images CT transformées en radiographies numériquement reconstruites (DRR), de 3.6 mm (RMS de 8.8 mm). Cette méthode a une reproductibilité inter et intra-opérateur de 1.3% pour l'index de pénétration rachidien volumique qui a été évaluée sur 20 patients scoliotiques (angle de Cobb moyen : 37°).

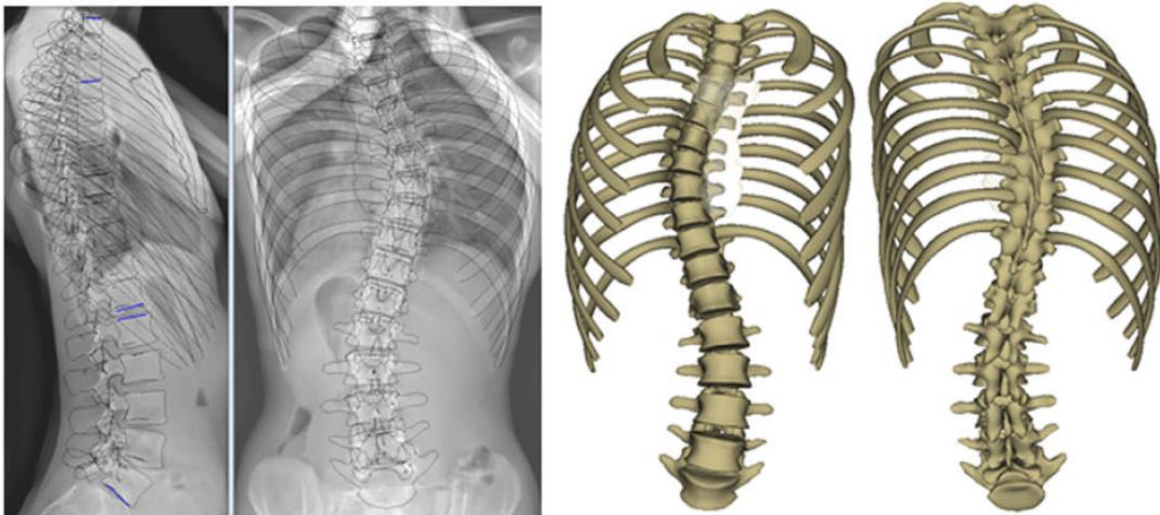


Figure 12 : Exemple d'une reconstruction 3D de cage thoracique de patient scoliotique : Le contour noir représente les silhouettes projetées des objets reconstruits en 3D (Aubert et al. 2016)

1.4. Conclusion partielle sur les premières méthodes de reconstruction 3D

Afin d'obtenir une reconstruction précise, les méthodes présentées dans cette section nécessitent un apprentissage qui peut être long et les interventions manuelles (identifications et ajustements) sont souvent considérées comme peu intuitives pour les opérateurs. De plus, les reconstructions peuvent prendre plus de 30 min dans certains cas de scoliose sévère pour la reconstruction du rachis et jusqu'à 10 min pour la reconstruction des membres inférieurs. Certaines méthodes se basent sur une annotation plus intuitive en proposant par exemple de peindre des structures entières pour obtenir les points nécessaires à la reconstruction. Cette méthode de peinture digitale s'effectue grâce à un curseur pinceau à disposition pour surligner les structures d'intérêt qui sont, ici, les côtes (Figure 13). Pour la reconstruction 3D de la cage thoracique, il est possible de se baser sur la reconstruction du rachis et de n'avoir qu'à peindre 8 côtes pour obtenir le modèle initial (Vergari et al. 2020). Cependant, ce genre de méthode se base encore fortement sur l'annotation d'un opérateur expert. Pour cela, il est donc nécessaire de remplacer le plus possible les annotations et ajustements manuels par des méthodes

automatiques d'analyse d'images radiographiques assez fiables pour remplacer l'œil expert d'un opérateur entraîné. Le Tableau 1 résume les méthodes de reconstructions semi-automatiques.

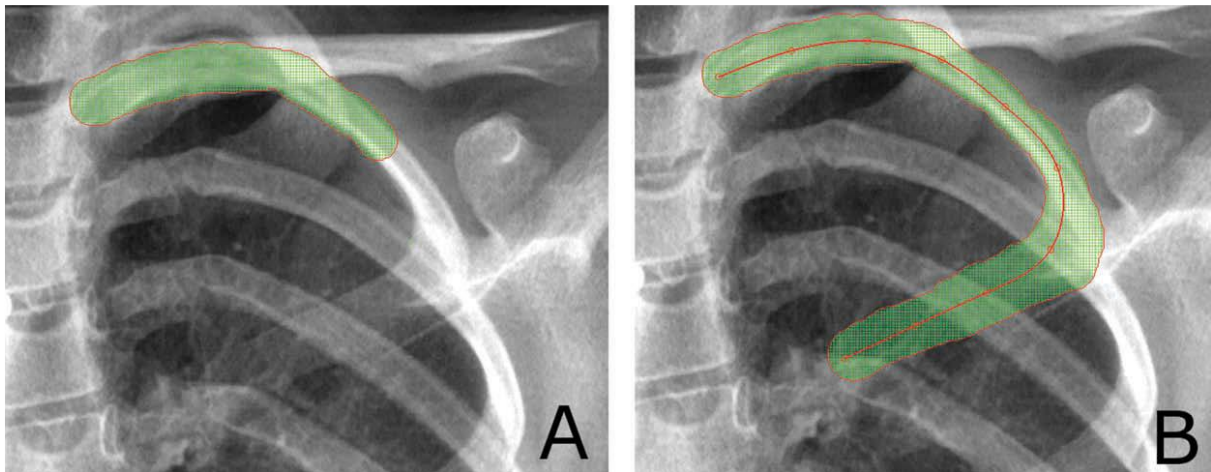


Figure 13 : Processus de peinture de côtes (A) et (B) raffinement d'une spline s'adaptant à l'ensemble des pixels peints (Vergari et al. 2020)

Tableau 1 : Résumé des méthodes de reconstructions semi-automatiques
(les structures d'intérêts peuvent être des courbes, des contours et des polygones entres autres)

Etude	Zone reconstruite	Annotation manuelles	Modèle	Méthode	Ajustement	Précision	Reproductibilité
Pomero et al. 2004	Rachis	Structures d'intérêts	Modèle statistique paramétré de vertèbres (1628 vertèbres sèches)	Inférences transversales et krigage	Mannell	Erreur point-à-surface de 1.4 ± 3.6 mm (2RMMS, 14 patients scoliotiques)	Non renseignée
Humbert et al. 2009	Rachis	Structures et points d'intérêts	Modèle statistique paramétré de rachis	Inférences longitudinales et transversales, krigage	Mannell	Erreur point-à-surface de 1 ± 2.7 mm (60 sujets dont 20 scoliotiques)	Paramètres cliniques (95%) entre 3° et 6° (14 sujets)
Chaïbi et al. 2012	Membres inférieurs	Structures et points d'intérêts	Modèle paramétré des membres inférieurs	MLS et krigage	Mannell	Erreur point-à-surface de 1.0 ± 2.4 mm (11 fémurs cadavériques)	Paramètres cliniques (95%) 2.0° (10 sujets)
Quijano et al. 2013	Membres inférieurs	Structures et points d'intérêts	Modèle statistique paramétré des membres inférieurs	Inférences statistiques, MLS et krigage	Mannell	Erreur point-à-surface de 1.3 ± 3.5 mm (2RMMS) (9 fémurs et tibias cadavériques)	Paramètres cliniques 3.1° (2SD, 11 sujets)
Mifiton et al. 2006	Bassin	Structures et points d'intérêts	Modèle générique de bassin	Points stéréo-correspondants et krigage	Mannell	Erreur point-à-surface maximale de 9.8 mm (3 bassins cadavériques)	Non renseignée
Lagacé et al. 2012	Epaule	Structures et points d'intérêts	Modèle paramétré de l'épaule	MLS et krigage	Mannell	Erreur point-à-surface de 3.4 mm (2RMMS) (10 scapula sèches)	Non renseignée
Aubert et al. 2016	Cage thoracique	Points d'intérêts	Modèle statistique paramétré de la cage thoracique	Inférences statistiques et krigage	Mannell	Erreur point-à-surface de 8.8 mm (RMMS, 29 sujets)	Index de pénétration rachidien volumique de 1.3% (20 sujets scoliotiques)
Rohan et al. 2018	Pied	Structures et points d'intérêts	Modèle statistique paramétré de pied	MLS et krigage	Mannell	Erreur point-à-surface de 1.0 ± 2.8 mm (2RMMS, 6 pieds cadavériques)	Paramètres angulaires (95%) 2.0° (6 sujets)

2. Pistes d'automatisation par analyse d'images

2.1. Repérage de points et structures d'intérêt

Un repérage de points et de structures d'intérêt peut être obtenu avec des algorithmes d'analyse d'images classiques comme la détection de contours (Junhua Zhang et al. 2013; Kumar, Nayak, et Hareesha 2015), et en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique supervisé (Ebrahimi, Gajny, Vergari, et al. 2019; Ebrahimi, Gajny, Skalli, et al. 2019a) ou d'apprentissage profond (Aubert et al. 2017; Galbusera et al. 2019; Aubert et al. 2019; Cina et al. 2021; Tack, Preim, et Zachow 2021).

Il existe des méthodes mathématiques utilisées en traitement d'images pour détecter et identifier des formes dans des images numériques. L'une d'entre elles est la transformée de Hough (Ballard 1981). Cette dernière associe à chaque pixel d'une image une fonction dans un espace de paramètres de formes (espace de Hough), telles que des lignes, des cercles ou des ellipses. L'algorithme identifie ensuite des groupes massifs de pixels dont les graphes des fonctions dans l'espace de Hough s'intersectent en un point précis. Ces pixels font alors partie d'une même forme. La transformée de Hough est particulièrement utile pour détecter des formes dans des images bruitées, car elle est capable de séparer les caractéristiques significatives du bruit de fond (Figure 14). L'utilisation de cet algorithme se montre efficace pour repérer les contours des vertèbres à partir d'une première estimation (Junhua Zhang et al. 2013; Kumar, Nayak, et Hareesha 2015).

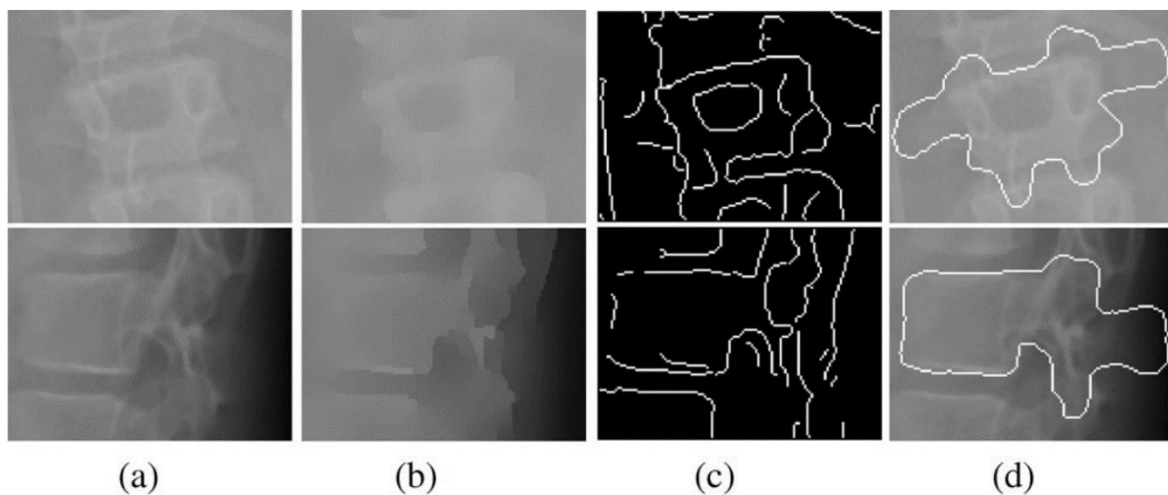


Figure 14 : Utilisation de la transformée de Hough : (a) Régions d'intérêts (RI) en vue frontale et sagittale ; (b) RI débruitées ; (c) Contours des vertèbres identifiées ; (d) Modèle des vertèbres projetées pour correspondre aux contours détectés (Junhua Zhang et al. 2013)

Il existe aussi des méthodes d'analyse d'images radiographiques utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique qui semblent améliorer la précision de l'identification de ces points d'intérêt. Un algorithme de forêt aléatoire peut être utilisé pour extraire des informations d'intérêt d'images radiographiques (Ebrahimi, Gajny, Vergari, et al. 2019; Ebrahimi, Gajny, Skalli, et al. 2019a). Le principe est d'entraîner de nombreux arbres de décisions à partir de bases de données contenant des images et leurs annotations. Pour entraîner l'algorithme, il faut d'abord définir et extraire les descripteurs des points recherchés. Par exemple pour détecter automatiquement les coins vertébraux, il est possible d'extraire plusieurs caractéristiques visuelles comme les histogrammes de gradients orientés (HOG)

(Dalal et Triggs 2005), les descripteurs de Haar (Ebrahimi et al. 2016) et les descripteurs contextuels (Ebrahimi, Gajny, Vergari, et al. 2019). Une fois entraîné, cet algorithme permet de classifier un ensemble de pixels candidats (Figure 15, f. et g.) et d'identifier les points recherchés. Évaluée sur 49 sujets, la méthode présentée dans (Ebrahimi, Gajny, Vergari, et al. 2019) permet d'obtenir les coins de vertèbres cervicales et lombaires en vue sagittale (Figure 15) avec une incertitude de 1.4 mm (RMSE).

L'utilisation de l'algorithme de forêt aléatoire permet aussi d'obtenir le centre des pédicules vertébraux en vue frontale (Ebrahimi, Gajny, Vergari, et al. 2019). Cette méthode a été évaluée sur 57 sujets. Elle permet de détecter 85% des pédicules avec une précision de 1.2 ± 1.2 mm. A partir de ces pédicules on peut aussi calculer une rotation frontale des vertèbres grâce à la relation de Stokes (Stokes, Bigalow, et Moreland 1986) avec une erreur moyenne de $-0.2 \pm 3.5^\circ$.

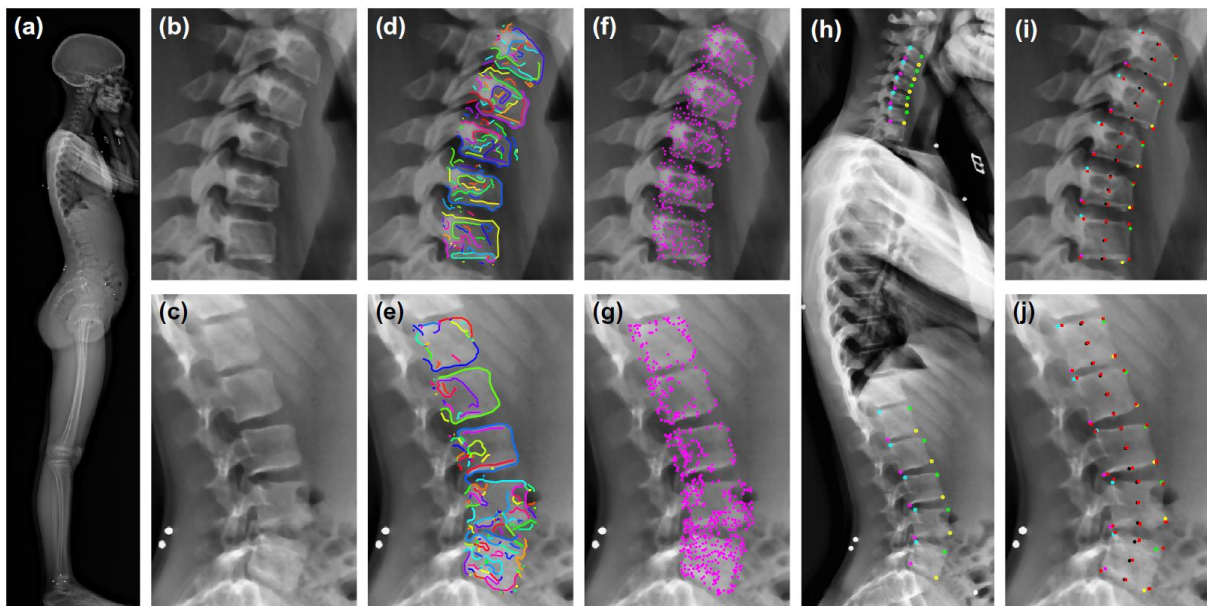


Figure 15 : Illustrations des étapes de la méthode d'identification des coins vertébraux : (a) Radiographie sagittale originale; (b-c) Images dans les régions cervicale et lombaire ; (d-e) Arêtes simplifiées tracées sur les régions cervicale et lombaire ; (f-g) Points de coins candidats après simplification ; (h) Angles colorés par type; (i-j) Coins, centres des vertèbres et centres des plateaux vertébraux issus de la sélection manuelle (croix rouge) et par l'algorithme (cercles noirs) (Ebrahimi et al. 2016)

Cependant l'utilisation de l'apprentissage automatique pour cet ajustement nécessite encore l'annotation manuelle de certains points pour obtenir des régions d'intérêt sur lesquelles appliquer les algorithmes. De plus, le désavantage de ces techniques d'apprentissage automatique est le besoin de définir un ensemble de descripteurs pertinents ce qui peut être complexe et non-optimal. Or, ce problème de descripteurs et l'identification des régions d'intérêt peut être résolu avec l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage profond comme les réseaux de neurones convolutifs (CNN) (Galbusera et al. 2019; Aubert et al. 2019; Cina et al. 2021).

La différence principale entre les algorithmes d'apprentissage classique et ceux d'apprentissage profond est l'autonomie de ces derniers. Les réseaux de neurones apprennent automatiquement les caractéristiques de l'image qu'ils considèrent importantes dans la tâche d'identification demandée. Cela donne l'avantage de traiter des données plus complexes et non structurées mais a l'inconvénient, pour

la plupart des algorithmes disponibles, de ne pas avoir de transparence sur ces caractéristiques. De plus, la qualité de l'entraînement d'un apprentissage profond se base surtout sur la quantité et la variété des données. Cela implique d'avoir une base de données importante à disposition pour avoir de bons résultats. Il existe plusieurs types de réseaux de neurones, en particulier les réseaux neuronaux convolutifs (*Convolutional Neural Networks*, CNN), qui forment un type de réseau neuronal profond utilisé pour le traitement d'images et les tâches de segmentation sémantique. Ils sont conçus pour prendre une image en entrée et produire une prédiction par pixels, par classe ou par catégorie de l'image. Les poids du réseau sont ajustés pour minimiser une fonction de coût, qui mesure la différence entre les prédictions du réseau et les véritables étiquettes de classe dans les données de formation (Goodfellow, Bengio, et Courville 2016).

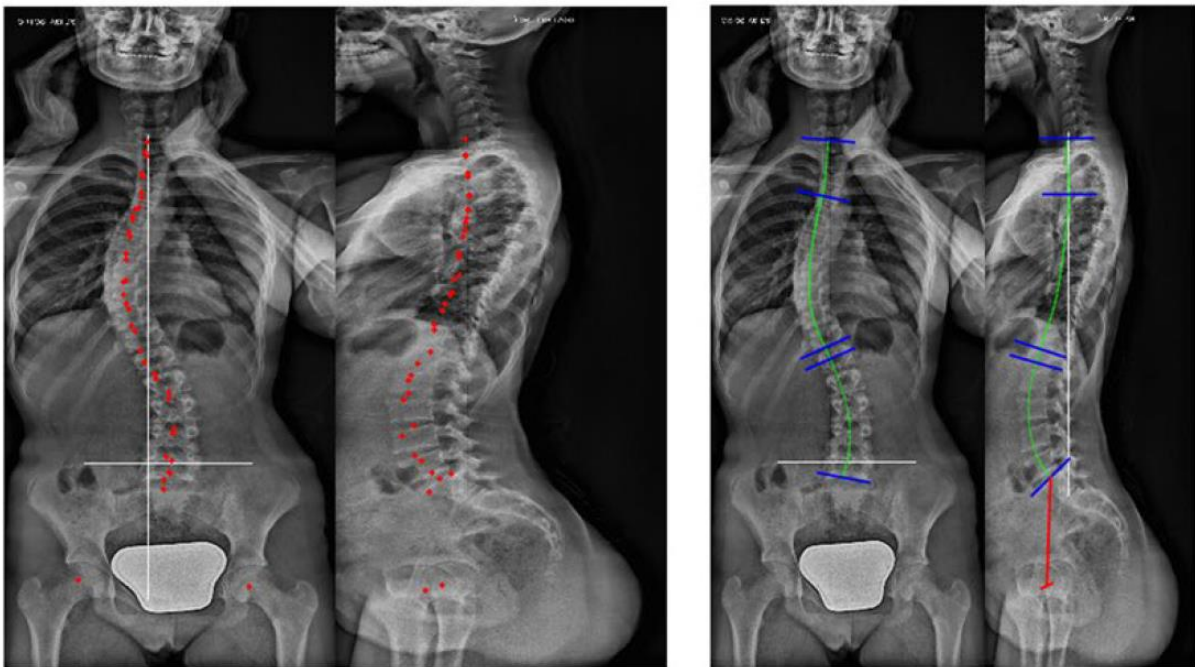


Figure 16 : Illustrations de l'identification de la ligne spinale, emplacement prédit des 78 marqueurs (à gauche) et leur interpolation polynomiale (à droite, en vert)(Galbusera et al. 2019)

Bien qu'utilisés en particulier pour la segmentation, ces réseaux peuvent donc être utilisés sur des radiographies pour la détection de points d'intérêt comme les centres des corps vertébraux (Aubert et al. 2017; 2019; Galbusera et al. 2019) ou les coins vertébraux (Cina et al. 2021). En entraînant un CNN sur 443 images, dans (Galbusera et al. 2019), les auteurs ont obtenu une estimation de la ligne spinale, du plateau sacré et des centres des acetabula. Ils ont alors pu calculer des paramètres cliniques tels que la cyphose T4-T12, la lordose L1-L5, l'angle de Cobb de la scoliose, l'incidence pelvienne, la pente sacrée et la version pelvienne. Évaluée sur 40 sujets, cette méthode permet d'obtenir des estimations corrélées aux vérités-terrains (Figure 16) mais qui ont en moyenne une erreur standard de 10° pour chaque paramètre clinique, ce qui ne semble pas suffisant pour une utilisation en recherche clinique.

Il est aussi possible d'utiliser un modèle de forme statistique basé sur une analyse en composantes principales (ACP) à partir d'une base de données statistiques de 470 sujets suivi d'un CNN pour localiser précisément les centres des corps vertébraux, le centre des plateaux vertébraux et le centre des pédicules (Aubert et al. 2017; 2019). L'identification manuelle de ces points peut servir à obtenir une

reconstruction 3D quasi-automatique qui sera décrite dans la partie 3 du chapitre 2. Une autre identification des coins vertébraux est aussi possible grâce à une succession de CNN (Cina et al. 2021). Un premier CNN est entraîné sur l'image globale pour identifier les régions d'intérêt, un deuxième est entraîné pour identifier la position de chaque vertèbre dans l'image et un dernier est entraîné sur les images rognées de chaque vertèbre pour identifier les coins plus précisément (Figure 17). Évaluées sur 195 patients, les erreurs médianes de localisation par rapport aux dimensions des vertèbres étaient de 1.98% et 1.68% pour les coordonnées x et y respectivement.

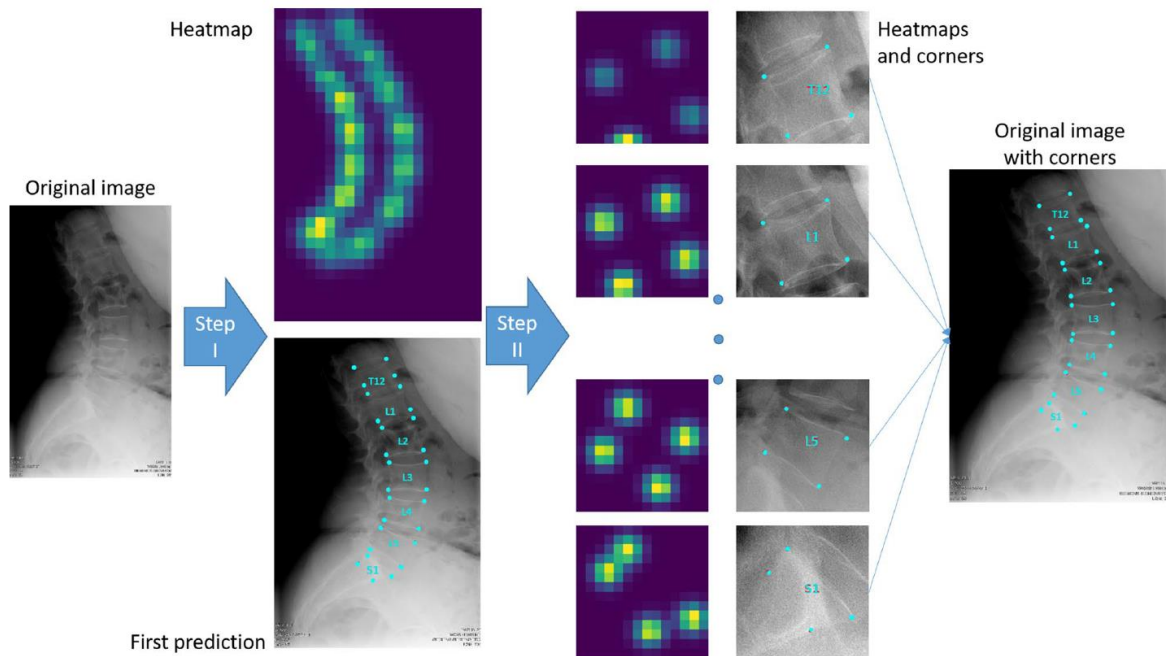


Figure 17 : Illustrations des étapes de la méthode d'identification des coins vertébraux par apprentissage profond (Cina et al. 2021)

En ce qui concerne l'identification de points d'intérêt au niveau des membres inférieurs, l'utilisation d'une suite de CNN peut aussi se montrer efficace (Tack, Preim, et Zachow 2021). Un premier réseau spécialisé dans la détection rapide d'objets (YOLOv4) est utilisé pour identifier les régions d'intérêt et les subdiviser, comme les articulations des membres inférieurs. Un autre réseau spécialisé dans la détection de points précis (Resnet) permet ensuite d'identifier des points caractéristiques du fémur et du tibia (Figure 18). Ces points caractéristiques sont ensuite utilisés pour calculer l'angle hanche-genou, utile pour quantifier l'alignement global des membres inférieurs. Validée sur 180 patients, il est possible grâce à cette méthode d'obtenir une identification des points d'intérêt (tête fémorale, encoche fémorale distale, épines tibiales et centre de l'os talus dans la cheville) avec une erreur moyenne de 2.0 ± 1.5 mm.

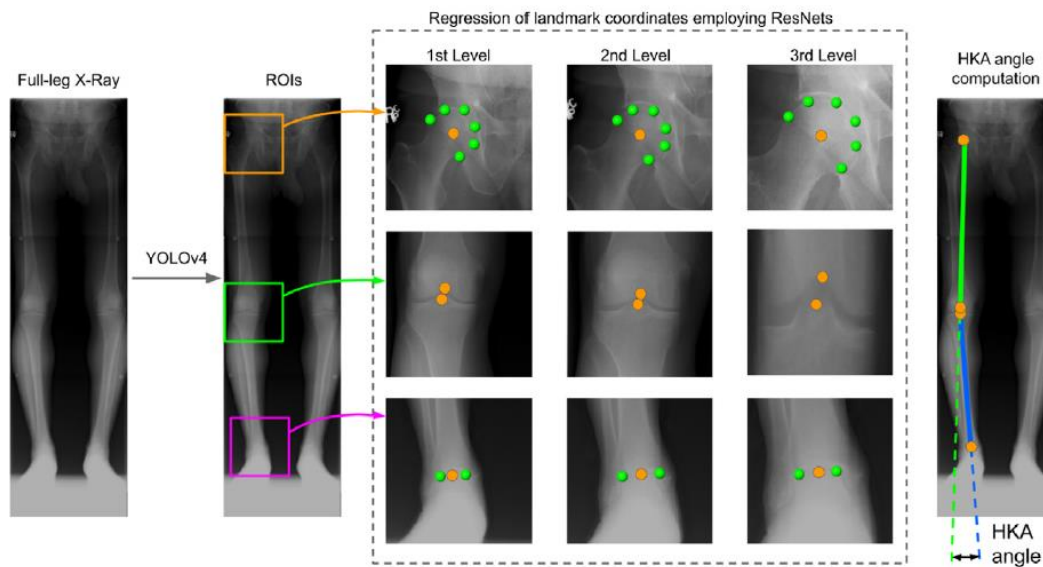
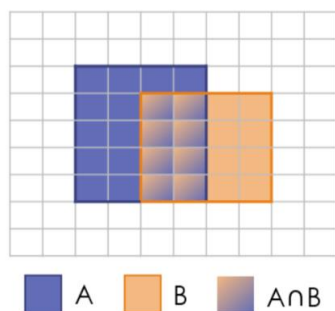


Figure 18 : Illustrations des étapes de la méthode d'identification des points d'intérêt nécessaires au calcul de l'angle hanche-genou par apprentissage profond (Tack, Preim, et Zachow 2021)

2.2. Segmentation de structures anatomiques

La segmentation d'images est le processus qui consiste à diviser une image numérique en plusieurs segments d'image (ensembles de pixels). Le but de la segmentation est de simplifier et/ou de modifier la représentation d'une image en quelque chose de plus significatif et de plus facile à analyser (Shapiro et Stockman 2001). En ce qui concerne l'analyse des radiographies biplanes dans le but d'obtenir une reconstruction 3D, plusieurs méthodes existent pour segmenter certaines parties du squelette. Des algorithmes d'apprentissage automatique ont été montrés efficaces pour segmenter le rachis et les membres inférieurs, en particulier avec des algorithmes d'apprentissage profond (Al Arif, Knapp, et Slabaugh 2018; Agomma et al. 2019; Yang et al. 2019; Olory Agomma et al. 2022).

En général, les résultats de segmentation sont évalués à l'aide du coefficient de Dice (*Dice Similarity Coefficient*, DSC) (Dice 1945), un outil statistique utilisé pour évaluer la similarité de deux échantillons (Figure 19). En pratique, ce coefficient est utilisé pour comparer les masques créés afin d'entraîner un algorithme d'apprentissage automatique et la prédiction faite par cet algorithme. Il varie entre 0 et 1, avec le score 1 représentant une similitude parfaite entre les vérités-terrains et les prédictions.



$$DSC(A,B) = \frac{2 |A \cap B|}{|A| + |B|} = \frac{2 |A \cap B|}{|A| + |B|}$$

Figure 19 : Représentation visuelle et méthode de calcul du DSC (Reinke et al. 2022)

La segmentation a deux applications principales. La première est de localiser de façon grossière les zones d'intérêt dans une radiographie globale. La deuxième est de délimiter précisément la totalité d'une structure particulière. Pour le rachis, il est donc possible de l'utiliser pour obtenir les corps vertébraux (Al Arif, Knapp, et Slabaugh 2018; Yang et al. 2019). Le corps vertébral des vertèbres cervicales peut donc être segmenté avec une succession de CNN. Un premier segmente grossièrement la zone d'intérêt, un deuxième identifie le centre des corps vertébraux correspondant à chaque vertèbre et un dernier segmente précisément chaque corps vertébral (Figure 20). Evaluée sur 172 images, cette méthode permet d'obtenir une segmentation des corps vertébraux cervicaux avec un DSC de 0.84. Une estimation de la forme des vertèbres correspondantes est obtenue avec une erreur moyenne de 1.69 mm (Al Arif, Knapp, et Slabaugh 2018). De même, une méthode utilisant un algorithme de forêt aléatoire (Ebrahimi, Gajny, Skalli, et al. 2019b) permet d'obtenir la segmentation du processus épineux avec un DSC de 0.88 ± 0.08 .



Figure 20 : Présentation visuelle des étapes de la méthode de segmentation des corps vertébraux des vertèbres cervicales (Al Arif, Knapp, et Slabaugh 2018)

La segmentation des corps vertébraux utilisant des CNN peut aussi être utile à l'identification de la ligne spinale (Yang et al. 2019). Pour cela, un CNN spécialisé dans la segmentation et l'identification, appelé Mask R-CNN, permet de segmenter grossièrement chaque vertèbre sur des images de radiographies biplanes (Figure 21). A partir de cette segmentation, il est possible d'identifier le centre de chaque vertèbre et d'approcher la ligne spinale avec une fonction polynomiale. Evaluée sur 136 images, la ligne spinale peut donc être obtenue avec une précision de 1.11 ± 0.67 mm en vue frontale et 1.92 ± 1.38 mm en vue sagittale.

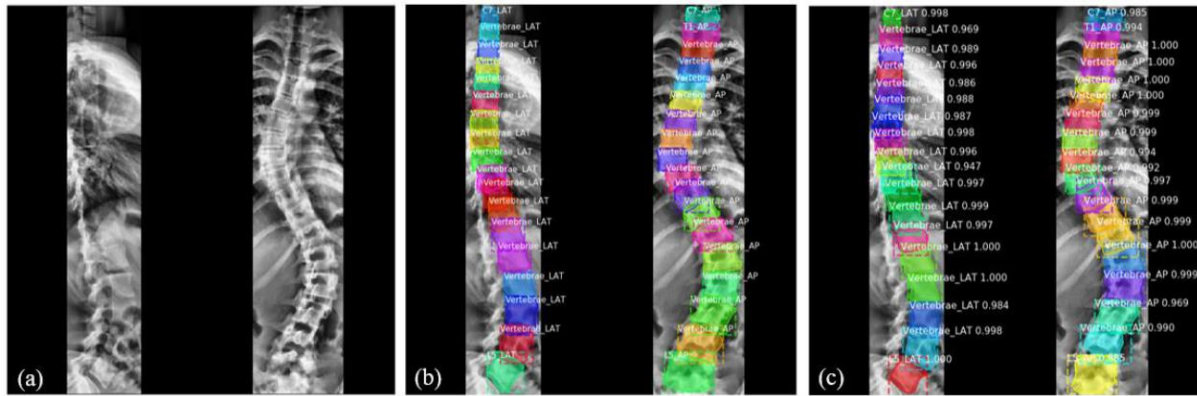


Figure 21 : Illustrations des entrées et sorties du CNN : (a) Image d'entrée ; (b) Vérités-terrains ; (c) Prédications de vertèbres obtenues par le réseau (Yang et al. 2019)

Les réseaux de neurones convolutifs sont aussi utilisés pour identifier les membres inférieurs sur des radiographies biplanes (Agomma et al. 2019; Olory Agomma et al. 2022). En utilisant un réseau de neurones suivant l'architecture de SegNet (Agomma et al. 2019) ou RobustNet (Olory Agomma et al. 2022), il est possible d'obtenir une segmentation précise du fémur et du tibia des deux membres inférieurs (Figure 22). Cependant, la superposition d'éléments d'intérêt comme les deux fémurs en vue sagittale peut rendre la segmentation difficile. Pour cela la création d'une nouvelle classe pour les superpositions montre que l'intérêt du choix du réseau utilisé a un impact plus faible ($DSC\ 0.95 \pm 0.09$ avec SegNet vs. 0.94 ± 0.12 avec RobustNet) sur la qualité de la segmentation obtenue que sur les données d'entrée des différents réseaux ($DSC\ 0.95 \pm 0.09$ sans classe de superposition vs 0.91 ± 0.07 avec classe de superposition). Cependant, ces résultats prennent en compte la détection de l'arrière-plan dans le calcul du DSC moyen sur 7 classes, ce qui augmente ce dernier car le DSC de l'arrière-plan est ici de 0.995.

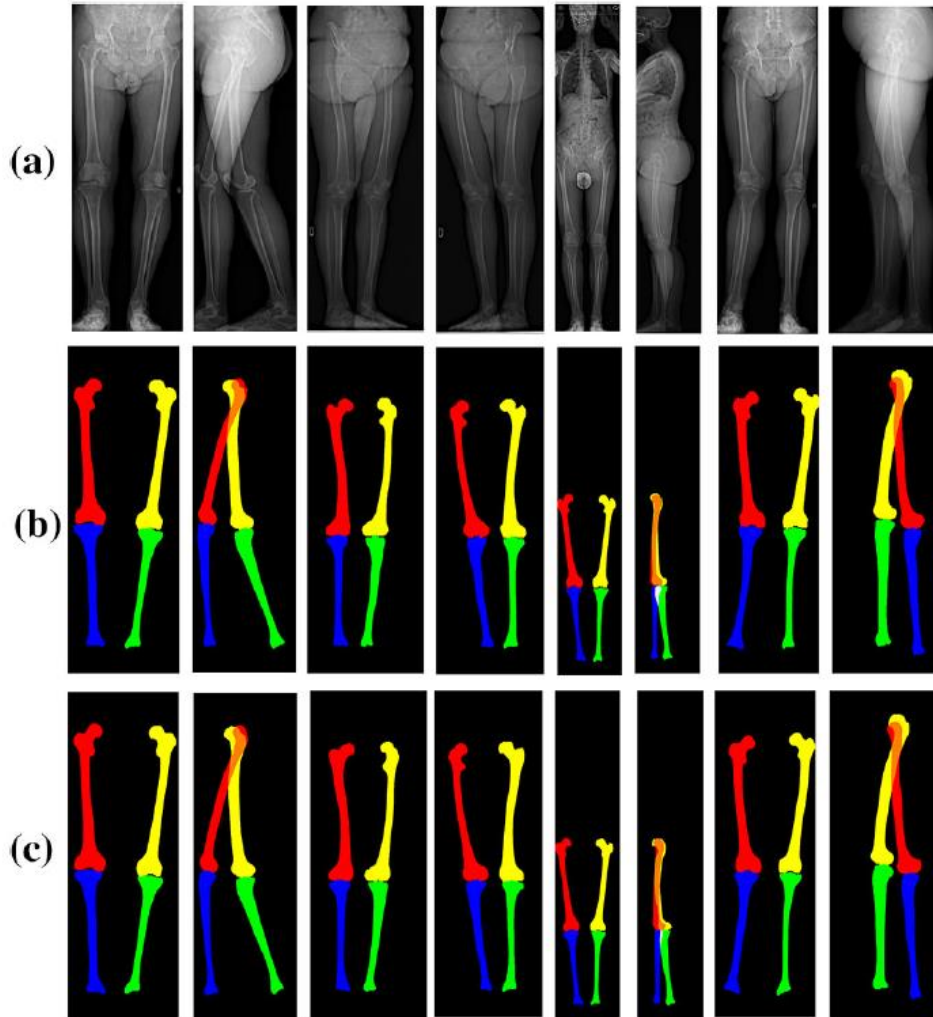


Figure 22 : Illustration des résultats qualitatifs de la segmentation des membres inférieurs avec RobustNet : (a) Radiographies d'entrée ; (b) Vérités-terrains ; (c) Résultats de la segmentation (Olory Agomma et al. 2022)

2.3. Recalage 2D/3D

La difficulté principale des méthodes de reconstruction réside dans le passage de deux images 2D à une modélisation 3D. Pour cela, la plupart des méthodes tentent de recalculer le plus précisément possible une projection d'une première estimation du modèle 3D sur les radiographies. Ceci peut être fait manuellement (Humbert et al. 2009; Chaibi et al. 2012) mais certaines méthodes de reconstruction tentent de le faire de manière automatique (Aubert et al. 2019; Girinon et al. 2020; Gajny et al. 2019; 2022).

Certaines se basent sur la détection précise de certains points d'intérêt (Gajny et al. 2019). Pour effectuer ce recalage, il est possible d'utiliser des points d'intérêt précis, comme les coins des corps vertébraux cités précédemment (Ebrahimi, Gajny, Vergari, et al. 2019). Ces points sont les points cibles d'un algorithme de déformation élastique telle que le krigeage.

D'autres méthodes utilisent des approches d'appariement de contours. Un modèle initial projeté peut être ajusté avec un algorithme de recherche de plus court chemin (Girinon et al. 2020; Loisel et al. 2022;

Gajny et al. 2022; Bousigues et al. 2023). Pour obtenir une zone d'application de l'algorithme, la solution initiale est projetée sur la radiographie et un ruban de recherche est défini autour de cette projection. L'algorithme de recherche de plus court chemin (Figure 23) recherche dans le ruban le chemin minimisant une fonction coût basée sur 3 concepts :

- **Le gradient de l'image** : un contour est théoriquement un saut de gradient dans l'image.
- **La cohérence statistique** : le contour ne doit pas engendrer de déformation anormale du modèle.
- **La connaissance a priori des points annotés** : ce sont des points de passages du contour.

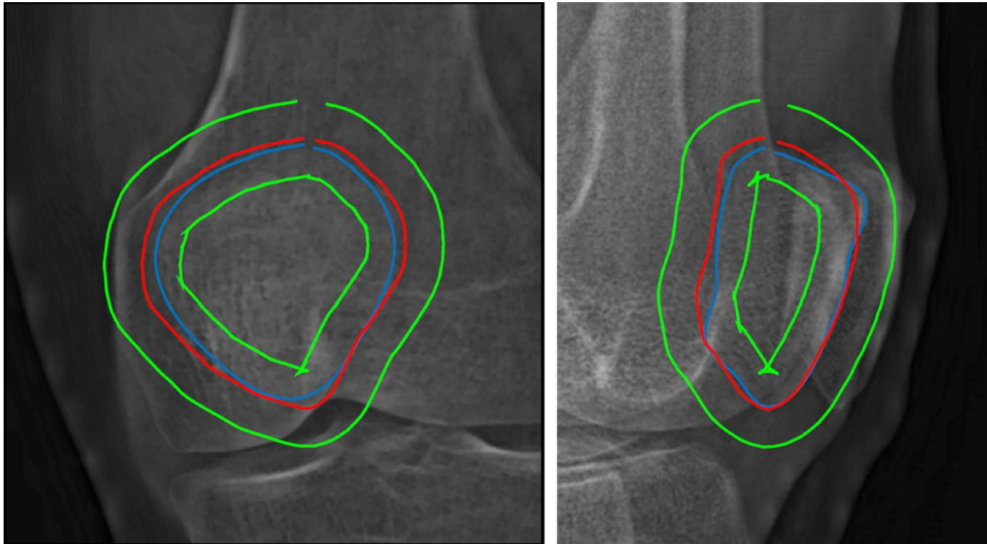


Figure 23 : Illustration des résultats de l'ajustement des contours par l'algorithme de plus court chemin ; Rouge : contour initial, Vert : Ruban d'intérêt, Bleu : Contour final

Une autre manière d'ajuster la projection du modèle 3D est de générer des radiographies virtuelles simplifiées pour faciliter la similarité d'images entre la radiographie réelle et une radiographie virtuelle issue de la projection du modèle (Sébastien Laporte 2002; Aubert et al. 2022). Ces radiographies virtuelles sont basées sur la géométrie de l'objet et sur un modèle de densité. Ne tenant pas compte des tissus mous environnants, elles sont peu réalistes et il est donc difficile de les comparer aux radiographies réelles. Une transformation des radiographies réelles en radiographies virtuelles simplifiées (sans l'effet des tissus mous) rendrait la comparaison beaucoup plus naturelle (Benjamin Aubert 2020).

Pour cela, une méthode d'apprentissage automatique particulière est utilisée : un réseau antagoniste génératif (*Generative Adversarial Network*, GAN). Le principe des GAN est le suivant : deux réseaux neuronaux s'affrontent sous la forme d'un jeu à somme nulle, où le gain d'un réseau est la perte de l'autre réseau. Étant donné un ensemble d'entraînement, un réseau apprend à générer de nouvelles données avec les mêmes statistiques que l'ensemble d'entraînement. Le premier réseau est donc le générateur, il génère un échantillon, tandis que son adversaire, le discriminateur, tente de détecter si un échantillon est réel ou s'il est le résultat du générateur. Cela signifie que le générateur n'est pas entraîné à minimiser la distance à une image spécifique, mais plutôt à tromper le discriminateur (Goodfellow et al. 2014). L'utilisation du GAN « pix2pix », spécialisé dans la transformation de portions d'images

radiographiques en images DRR d'intensité permet donc d'obtenir ce type d'images à partir des images des zones d'intérêt de recalage comme les vertèbres (Aubert et al. 2022). Ces images ont donc des arrière-plans uniformes et ne présentent plus de bruit, de tissus mous et de structures adjacentes (Figure 24). Pour l'obtention d'images virtuelles à partir des reconstructions 3D initiales, une méthode consiste à lancer un rayon à travers une surface maillée pour obtenir une image virtuelle d'intensité (Zheng et al. 2018; Aubert et al. 2022).

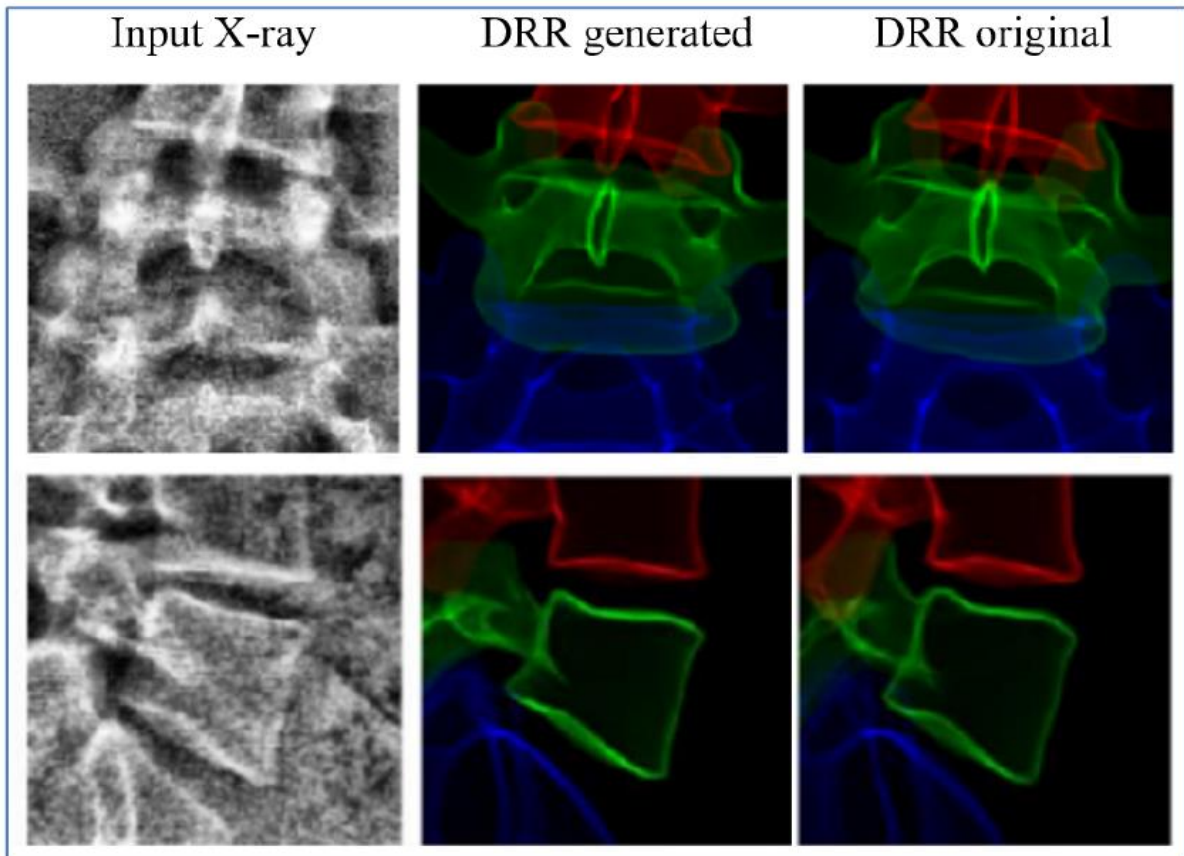


Figure 24 : Illustration des résultats de conversion basée sur le GAN à partir de l'image radiographique réelle à une image DRR à trois canaux correspondant aux structures vertébrales adjacentes (rouge=L4, vert=L5, bleu=S1) (Benjamin Aubert 2020)

Ainsi, il est possible d'obtenir deux images dans le même espace, autrement dit facilement comparables. Pour mesurer la similarité entre les images, deux fonctions de similarité courantes sont utilisées : la corrélation croisée normalisée qui se base sur la moyenne et la variance de l'intensité de chaque pixel, et la somme des différences quadratiques. De plus, trois mesures basées sur les gradients sont aussi utilisées. D'abord, l'étude de l'information de gradient normalisé et l'étude de la corrélation croisée normalisée calculée sur les images de gradient permettent d'aligner les bords des images pour qu'elles puissent être comparées plus précisément. Enfin l'étude de l'information mutuelle normalisée, qui analyse des distributions statistiques d'intensité d'images, est utilisée pour comparer les images. Une fois le contour identifié grâce à la combinaison de ces mesures, une déformation élastique est appliquée au modèle 3D pour correspondre au contour grâce à la méthode de *Moving Least Squares* (MLS) utilisée communément dans les méthodes de reconstructions récentes à partir de radiographies biplanes de la littérature (Rohan et al. 2018; Aubert et al. 2019; Bousigues et al. 2023).

3. Méthodes de reconstructions automatiques ou quasi-automatiques

Il n'existe à ce jour aucune méthode de reconstruction 3D d'une partie du squelette de façon automatique à partir de radiographies biplanes qui soit utilisée en routine clinique. Certaines méthodes semblent cependant s'en approcher.

Pour le rachis par exemple, la méthode (Junhua Zhang et al. 2013), reposant sur la détection de contours par transformée de Hough présentée précédemment, semble permettre d'obtenir une reconstruction avec une précision de 1.2 ± 2.4 mm (RMSSD) pour la localisation des vertèbres. Cependant, les radiographies sont prises dans une position non conventionnelle (les bras levés). Les mesures obtenues ne sont donc pas représentatives de la position habituelle du rachis car réalisées en hyper extension. Cette méthode est évaluée sur des modèles physiques de rachis et de vertèbres pour simuler les différents cas de scolioses. Cela permet de s'affranchir de l'interférence des tissus mous entourant le rachis ainsi que des côtes mais s'éloigne de l'étude de rachis in vivo et donc du soin des patients.

La méthode (Kumar, Nayak, et Hareesha 2015) ne permet l'obtention que d'un modèle schématique de chaque vertèbre et le choix de procéder vertèbre par vertèbre ne permet pas de prendre en considération la forme globale du rachis, impliquant des discontinuités non-physiologiques (Figure 25). De plus, cette méthode, évaluée sur 10 patients scoliotiques, présente une précision limitée de 2.72 ± 2.56 mm et ne donne pas d'estimation quantitative des paramètres cliniques ni du temps nécessaire pour modéliser chaque rachis. Enfin, la méthode de calibration manuelle de l'appareil utilisé ne permet pas à cette méthode une utilisation en routine clinique et n'a pas connu d'évolution depuis sa publication.



*Figure 25 : Reconstruction 3D du modèle personnalisé de rachis
(Kumar, Nayak, et Hareesha 2015)*

Cependant plusieurs méthodes s'approchant d'une reconstruction automatique de façon plus concrète, ont été développées dans la dernière décennie.

Tout d'abord, pour les membres inférieurs, la méthode qui semble la plus avancée, est celle décrite dans (Gajny et al. 2022). Cette dernière s'articule en deux grandes étapes. Dans la première, une annotation manuelle d'une sphère (pour la tête fémorale) et de 17 points par un opérateur est nécessaire. A partir de ces points, une première estimation du fémur, du tibia, de la fibula et de la rotule est obtenue grâce à une régression par processus gaussien se basant sur un modèle statistique de forme construit sur 176 sujets. Dans la deuxième étape, une méthode de recalage 2D/3D décrite dans le chapitre 2.3 utilisant un algorithme de recherche de plus court chemin permet d'ajuster plus précisément la projection de la reconstruction 3D du membre inférieur à la radiographie biplane. La précision de cette méthode a été évaluée sur 37 patients, dont 15 ayant une pathologie au niveau du genou ou des hanches. En comparant les reconstructions obtenues (Figure 26) par la méthode de reconstructions 3D issues d'images scanner, la reconstruction du fémur a une distance point-à-surface moyenne de 1.0 ± 1.6 mm, celle du tibia de 1.1 ± 0.8 mm et celle de la rotule de 1.0 ± 0.8 mm. Les paramètres cliniques importants ont aussi été comparés avec la méthode utilisée en routine clinique (Chaibi et al. 2012), et sont plus précis. De plus, la répétabilité et la reproductibilité ont été évaluées sur 37 patients (dont 15 ayant une pathologie au niveau du genou) et 20 patients (dont 10 ayants de l'arthrose aux hanches) respectivement. Cependant, cette méthode nécessite encore des annotations manuelles pour initier la première estimation de la reconstruction 3D et des potentiels ajustements manuels pour des cas pathologiques lors d'une torsion tibiale et fémorale.

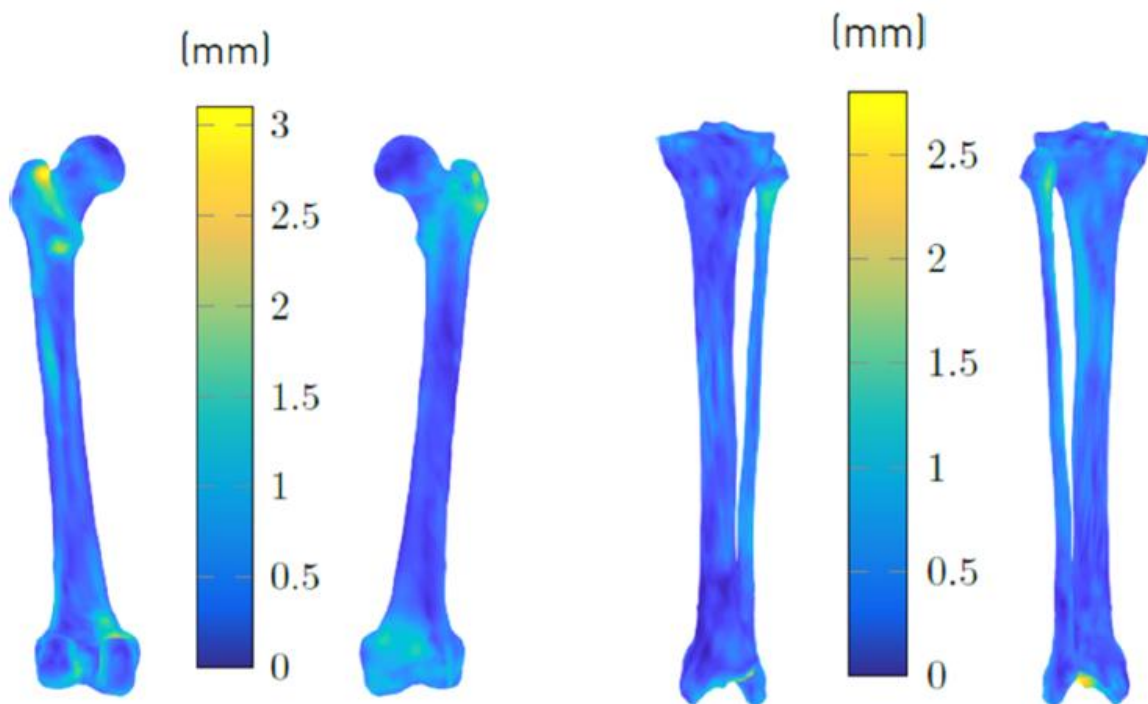


Figure 26 : Cartes thermiques représentant sur chaque point des modèles du fémur et du tibia les distances moyennes point-surface par rapport à une référence CT (Gajny et al. 2022)

Ensuite, il existe deux méthodes qui visent à automatiser le plus possible la reconstruction 3D du rachis. La première méthode (Gajny et al. 2019) repose sur l'utilisation d'apprentissage automatique supervisé et s'articule, elle aussi, en deux grandes étapes. Dans la première, des annotations manuelles, conçues pour correspondre aux compétences des cliniciens, sont nécessaires à une première estimation du modèle 3D personnalisé. Un opérateur doit donc localiser le plateau vertébral supérieur de la vertèbre C7, le plateau vertébral inférieur de la vertèbre T12, le plateau sacré, les acetabula et l'odontoïde. A partir de ces premières annotations et de l'ajustement de la ligne spinale proposée, un modèle est construit en utilisant une adaptation des inférences statistiques transversales et longitudinales (Humbert et al. 2009). Dans la deuxième étape, ce modèle est ajusté avec la détection automatique des coins de certaines vertèbres présentées dans la partie 2.1. et par la détection de certains plateaux vertébraux grâce à une transformée de Hough. Cette méthode permet d'obtenir une reconstruction 3D de rachis en moins de 5 minutes (Figure 27). Cependant, la précision de cette méthode, évaluée sur 57 patients, est plus faible que la méthode utilisée en routine clinique (Humbert et al. 2009) avec une erreur moyenne de $2.0 \pm 5.1^\circ$ (écart-type) pour l'angle de Cobb et de $3.3 \pm 6.4^\circ$ pour la rotation vertébrale axiale (RVA).

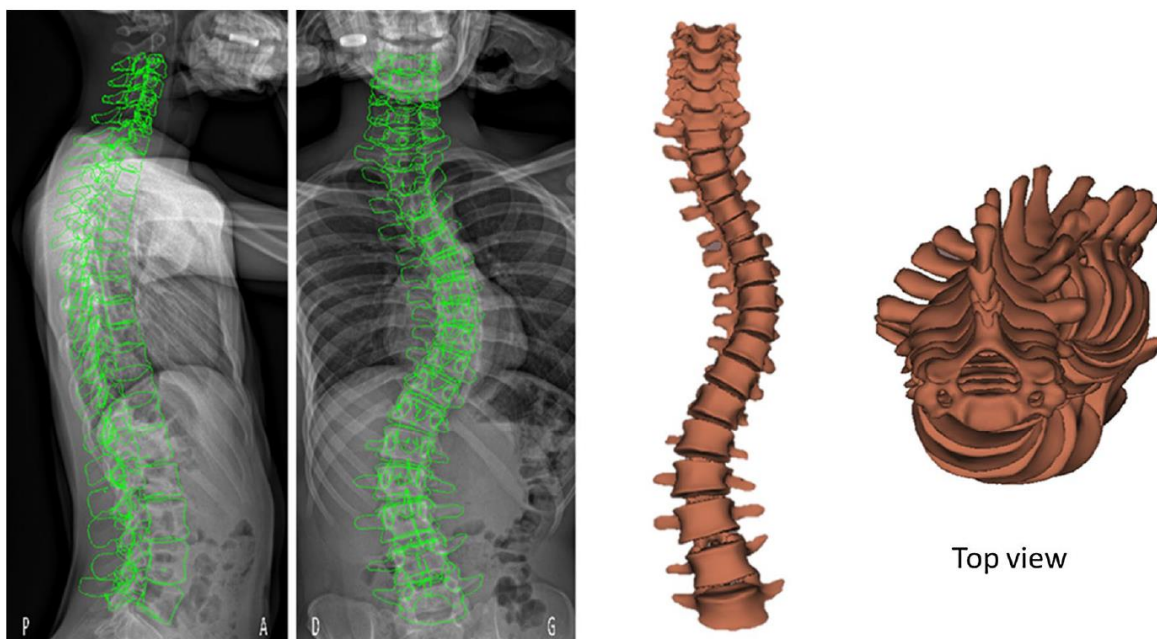


Figure 27 : Illustration des résultats de la méthode de reconstruction 3D du rachis quasi-automatique à partir de radiographies biplanes (Gajny et al. 2019)

La deuxième méthode, quant à elle, regroupe les tâches de reconstruction 3D globale et locale automatiques se basant sur une analyse en composantes principales, effectuée sur les paramètres décrivant les motifs de déformation du rachis, suivie de prédictions d'un réseau de neurones convolutifs (Aubert et al. 2019). Ensuite, les tâches de recalage 2D/3D fin sont réalisées grâce à l'utilisation d'un GAN transformant les images radiographiques en images DRR d'intensité (Aubert et al. 2022). Cette méthode permet d'avoir une reconstruction 3D du rachis totalement automatique (Figure 28) (Benjamin Aubert 2020, chap. 6). Cette méthode, dont les détails ont été présentés dans les parties 2.1. et 2.3. de ce chapitre, a été évaluée sur 60 patients scoliotiques (20 adultes et 40 adolescents). Elle permet d'obtenir une reconstruction, en 1 min 30 de temps de calcul, avec des erreurs moyennes de position globale pour les vertèbres de -0.5 ± 0.9 mm et des erreurs moyennes de rotation globale pour les vertèbres de $0.2 \pm$

3.0° dans les trois orientations. Pour les points d'intérêt particuliers cette méthode permet d'obtenir des erreurs de 1.3 ± 0.7 mm pour les centres vertébraux, de 1.7 ± 0.9 mm pour le centre de pédicules, de 1.4 ± 0.8 mm pour les centres des plateaux vertébraux, de 1.8 ± 0.9 mm pour les coins vertébraux, de 1.7 ± 0.9 mm pour le centre des têtes fémorales et de 1.7 ± 0.9 mm pour l'odontoïde.

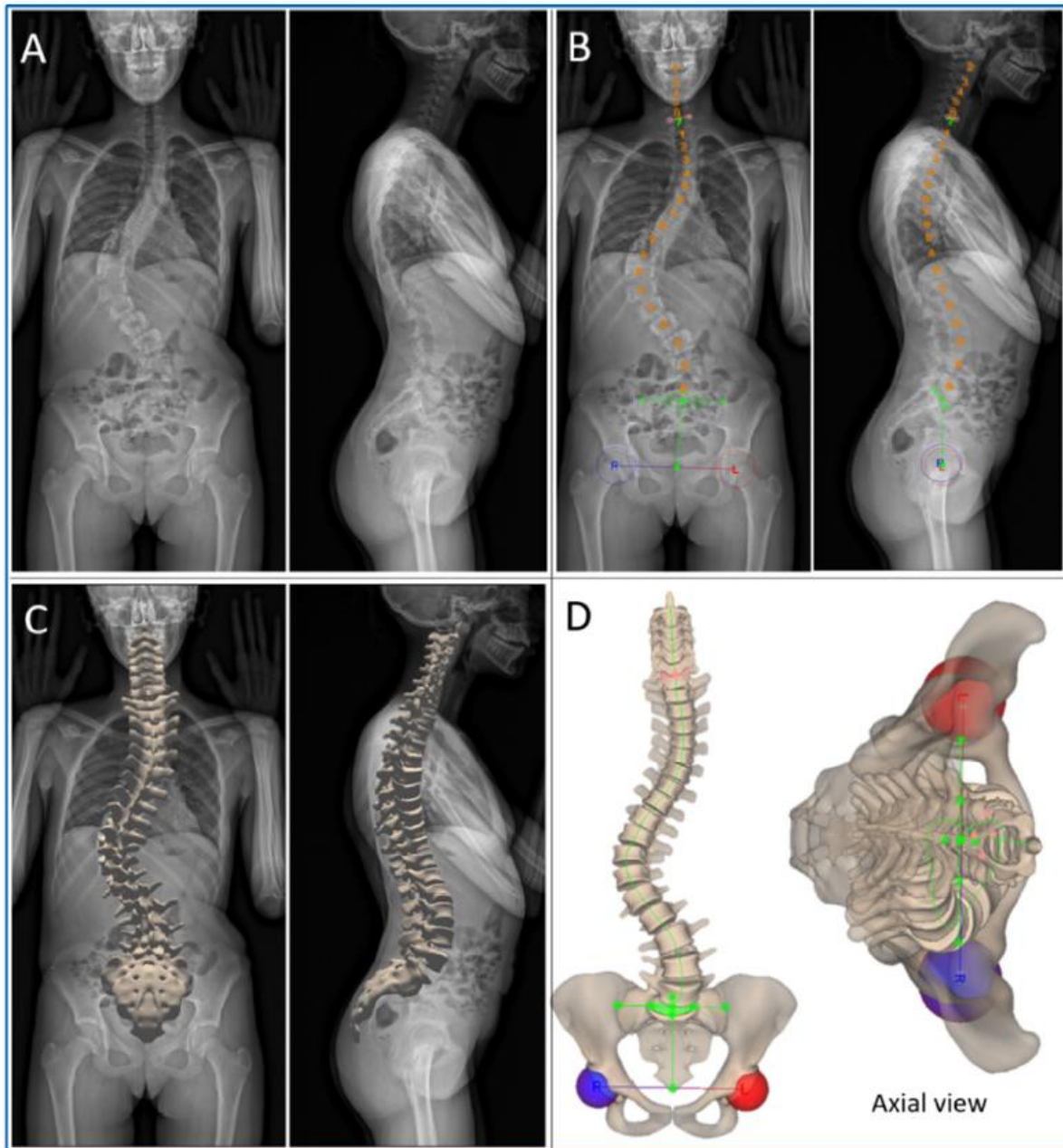


Figure 28 : Illustration de la méthode de reconstruction 3D automatique (A) Exemple d'images radiographiques biplanes PA et LAT ; (B) Première étape de détection ; (C) Etape de raffinement de l'enregistrement 3D/2D qui fournit des modèles 3D précis ; (D) Visualisation 3D (Benjamin Aubert 2020, chap. 6)

4. Conclusion

La grande majorité des méthodes les plus récentes suivent le même fil conducteur : une première étape consiste à identifier des points ou structures sur les radiographies, de façon manuelle ou automatique. Puis une reconstruction 3D personnalisée grossière est obtenue par un modèle statistique ou par déformation élastique d'un modèle générique. Enfin, une dernière étape d'ajustement, manuelle ou automatique, permet d'améliorer la précision des modèles.

La première étape peut être initiée avec des annotations manuelles, en essayant de les réduire le plus possible et que les restantes soient le plus intuitives possibles pour les cliniciens (Gajny et al. 2019; 2022). Elle vise cependant à être complètement automatisée grâce, entre autres, à des algorithmes d'intelligence artificielle (Aubert et al. 2019). L'étape d'ajustement, quant à elle, est la plus fastidieuse pour les cliniciens et n'est presque plus manuelle. Elle est remplacée par des méthodes d'apprentissage automatique (Gajny et al. 2019) et de recalage 2D/3D (Gajny et al. 2022; Aubert et al. 2022). Le Tableau 2 résume des méthodes de reconstructions quasi-automatiques et automatiques.

De nombreuses méthodes d'analyse d'images semblent avoir du potentiel pour aider lors du développement de ces deux étapes. Lors de la période de réflexion sur les méthodes à utiliser durant cette thèse de doctorat, la segmentation par réseau de neurones convolutifs (Yang et al. 2019; Olory Agomma et al. 2022) nous a semblé être la piste la plus prometteuse.

Tableau 2 : Résumé des méthodes de reconstructions quasi-automatiques et automatiques (les structures d'intérêts peuvent être des courbes, des contours et des polygones entres autres)

Etude	Zone reconstruite	Annotation manuelle	Modèle	Méthode d'analyse d'image	Méthode de reconstruction	Ajustement	Precision	Reproductibilité
Zhang et al. 2013	Rachis	Structures d'intérêts	Modèle statistique de rachis	Transformée de Hough généralisée	Inférences statistiques	Automatique	Erreur point-à-surface de 1.2 ± 2.4 mm (RMSSD, 15 sujets scoliotiques)	Erreur d'orientation vertébrale entre 1.0° et 2.3° (RMSSD)
Kumar et al. 2015	Rachis	Aucune	Modèle statistique paramètre de rachis	Segmentation par GVF et transformée de Hough	Comparaison et ajustement des contours	Automatique	Erreur moyenne de 2.7 ± 2.6 mm (plateaux vertébraux, 10 sujets)	Non renseignée
Gajny et al. 2019	Rachis	Structures et points d'intérêts	Modèle statistique paramètre du rachis	Identification de points par forêt aléatoire	Inférences statistiques et krigeage	Automatique	Erreur moyenne de $2.0^\circ \pm 5.1^\circ$ pour l'angle de Cobb et de $0.8 \pm 3.6^\circ$ pour la rotation vertébrale axiale (57 sujets scoliotiques)	Non renseignée
Aubert et al. 2019	Rachis	Aucune	Modèle statistique paramètre de rachis	Identification de points par réseaux de neurones convolutifs	Inférences statistiques par ACP et krigeage	Semi-automatique	Erreur moyenne de $3.2^\circ \pm 4.1^\circ$ pour l'angle de Cobb et de $3.3 \pm 6.4^\circ$ pour la rotation vertébrale axiale (68 sujets scoliotiques)	Erreur moyenne de $0^\circ \pm 4.7^\circ$ pour l'angle de Cobb et de $0 \pm 7^\circ$ pour la rotation vertébrale axiale (68 sujets scoliotiques)
Aubert et al. 2022	Rachis	Aucune	Modèle statistique paramètre de rachis	Transformation de radiographie par GAN et "pix2pix"	MLS	Automatique	Erreurs moyenne sur les vertèbres de -0.5 ± 0.9 mm pour la position et de $0.2 \pm 3.0^\circ$ pour la rotation (60 patients scoliotiques)	Non applicable (méthode automatique non dépendante d'opérateurs)
Girnon et al. 2019 / Gajny et al. 2022	Membres inférieurs	Points d'intérêts	Modèle statistique paramètre des membres inférieurs	Algorithme de recherche de plus court chemin	MLS et krigeage	Automatique	Erreur point-à-surface moyenne: fémur 1.0 ± 1.6 mm, tibia 1.1 ± 0.8 mm et rotule 1.0 ± 0.8 mm (37 sujets)	Erreurs moyenne des paramètres cliniques inférieurs à 3 mm et 5° (37 sujets)
Loisel et al. 2022	Main	Structures et points d'intérêts	Modèle générique de main	Algorithme de recherche de plus court chemin	MLS et krigeage	Semi-automatique	Erreur point-à-surface maximale de 1.55 mm (2RMS, 6 sujets)	Erreurs moyenne 2.16 mm pour les barycentres et 1.32 mm pour les paramètres anatomiques (95%, 6 sujets)
Bousignes et al. 2023	Epaule	Structures et points d'intérêts	Modèle statistique d'épaule	Algorithme de recherche de plus court chemin	MLS et krigeage	Semi-automatique	Erreur point-à-surface de 1.8 ± 1.2 mm (6 scapula cadavériques)	Erreurs moyenne des paramètres cliniques inférieurs à 3 mm et 3° (95%, 12 sujets)

Chapitre 3 : Analyse automatique de radiographies biplanes

Dans ce chapitre, le travail personnel sur la segmentation et l'annotation des points d'intérêt à partir de radiographies biplanes sera présenté. La première étape consiste en l'utilisation d'un algorithme d'apprentissage profond afin de segmenter et classifier les différentes parties du squelette de façon grossière à fine. La deuxième étape consiste en l'analyse des segmentations obtenues et en l'obtention des points et structures d'intérêt grâce à des outils d'analyse d'images comme la morphologie mathématique.

1. Obtention et préparation d'une base de données

1.1. Population et pathologies

L'utilisation d'algorithmes d'apprentissage profond nécessite d'avoir une base de données importante et variée. Cette variété permettra au réseau de neurones entraînés d'être polyvalent en termes de morphologie des sujets et de pathologies. Pour cela, une cohorte rétrospective de radiographies EOS a été collectée. La base de données utilisée dans ces travaux contient 169 sujets dont les radiographies ont été effectuées après approbation du Comité d'éthique (Comité de protection des personnes CPP n° 2010/113 et CPP n° 06036). Pour chaque sujet, deux radiographies biplanes ont été effectuées, une en vue coronale, l'autre en vue sagittale. Parmi ces sujets 65% sont du sexe féminin et 35% sont du sexe masculin. Les âges varient entre 8 ans et 82 ans, les tailles entre 141 cm et 190 cm et le poids entre 41 kg et 105 kg (Figure 29). Parmi ces 169 sujets, 18 présentent une scoliose sévère (angle de Cobb supérieur à 30°), 39 présentent une scoliose modérée (angle de Cobb entre 10° et 30°) et 112 sont considérés comme asymptomatiques. Ces scolioses sont pour la moitié des scolioses dégénératives de l'adulte et pour l'autre moitié des scolioses idiopathiques de l'adolescence.

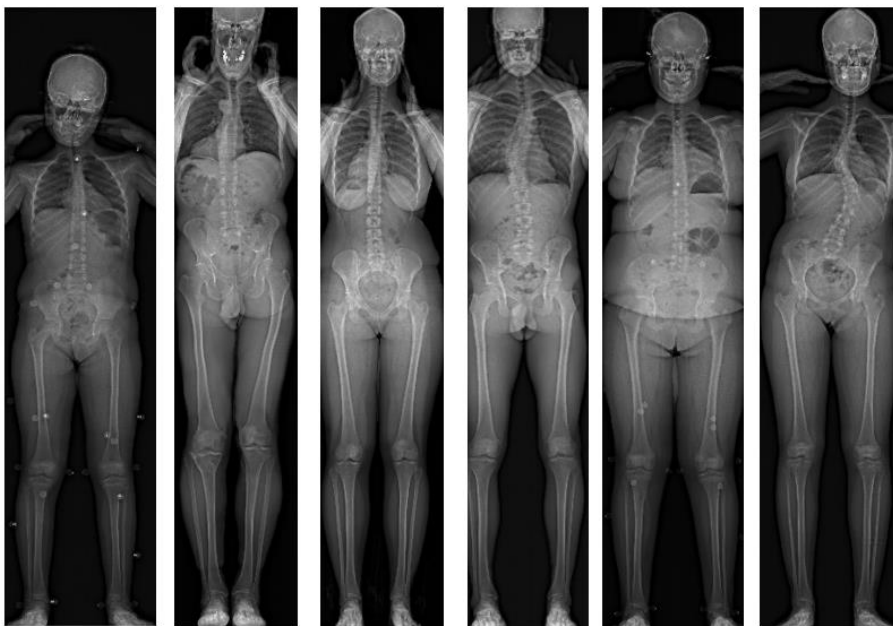


Figure 29 : Illustration des différentes morphologies au sein des données d'entraînement

1.2. Reconstruction 3D de référence

Pour les 169 images de notre base de données, les méthodes de reconstruction de référence ont été utilisées pour reconstruire en 3D le rachis thoraco-lombaire (Humbert et al. 2009) et les membres inférieurs (Chaibi et al. 2012; Quijano et al. 2013). Pour obtenir la reconstruction 3D des vertèbres cervicales, une méthode semi-automatique (Rousseau et al. 2007) a été utilisée pour compléter les reconstructions partielles effectuées avant le début de ces travaux de thèse. Ces reconstructions ont servi pour obtenir les masques de vérités-terrains pour l'entraînement et la validation du réseau (Figure 30).

1.3. Obtention de masques de vérités-terrains

Afin d'entraîner un réseau de neurones pour la segmentation d'une image, il est nécessaire de lui fournir des images de référence qui correspondent au résultat attendu. Ici, ces images de référence, aussi appelées masques de vérités-terrains, sont des projections d'une reconstruction 3D.

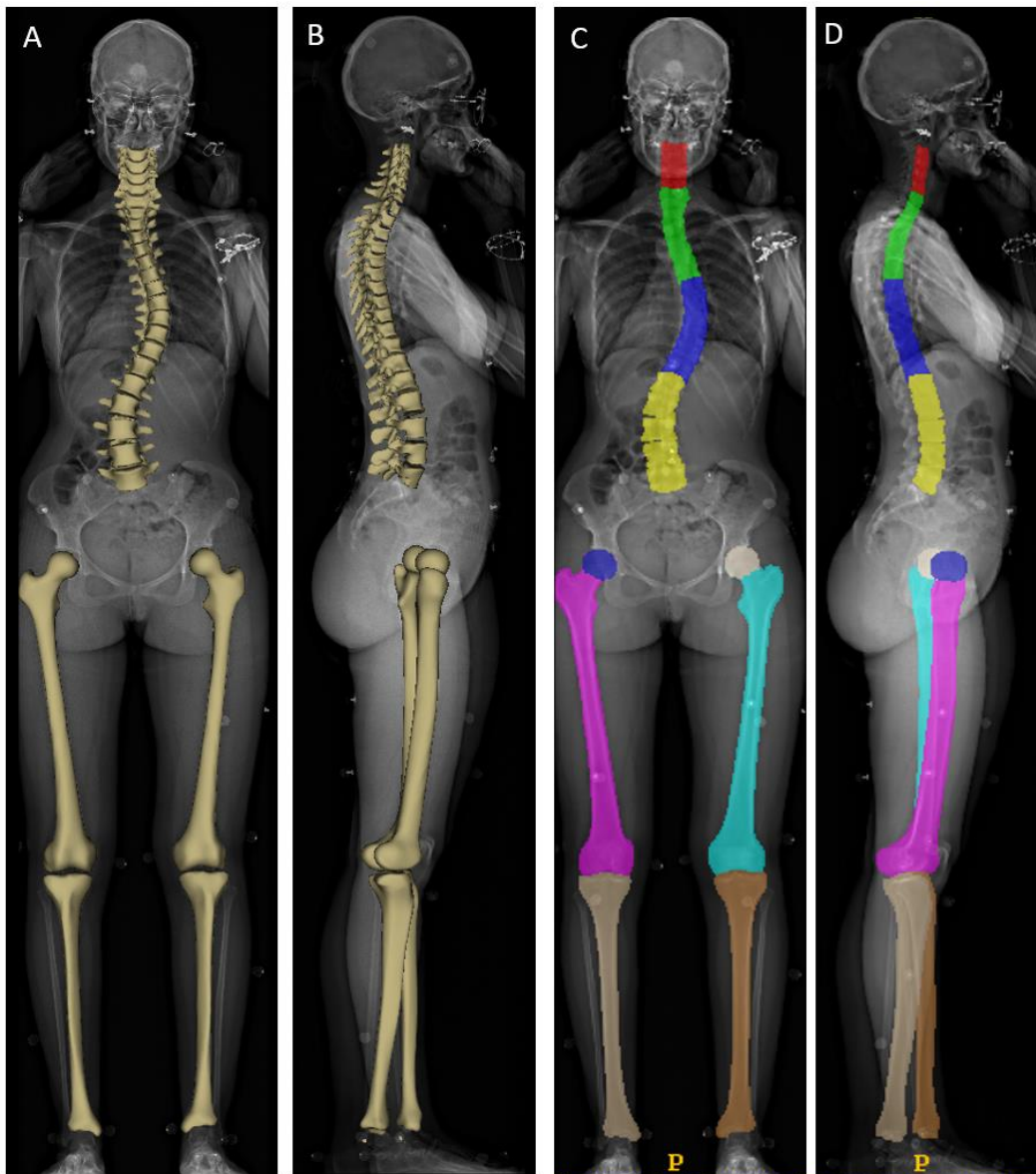


Figure 30 : Illustration des reconstructions 3D de références (A et B) et de leur projection en tant que masques (C et D)

Pour obtenir ces masques de vérités-terrains pour toute la base de données, une méthode automatique a été développée. Les images radiographiques de la base de données n'étant pas toutes capturées par la même machine EOS et chaque patient pouvant avoir une orientation différente, il a donc été nécessaire d'homogénéiser les images radiographiques de la base de données. Cette première étape a été effectuée grâce aux informations liées aux images, pour que toutes les images aient la même orientation en vue sagittale comme en vue coronale. Une fois ajustées, ces images ont été sauvegardées en un format unique (PNG) pour faciliter leur importation ultérieure. Une deuxième étape a consisté en la projection, avec les données de calibration associées à chaque image, des reconstructions des membres inférieurs dans les deux vues (fémur et tibia) ainsi que des reconstructions du rachis (corps vertébraux de C3 à L5 dans les deux vues, pédicules dans la vue coronale). Finalement des points d'intérêt particuliers ont aussi été extraits (sommet de l'odontoïde, plateaux sacrés, centre des têtes fémorales et d'autres points nécessaires à l'évaluation de l'identification de points d'intérêts) afin de pouvoir évaluer la précision de leur détection grâce à la méthode proposée. Ces informations ont été sauvegardées en format texte JSON (JavaScript Object Notation). Cela a donc permis d'obtenir de premiers masques vérités-terrains qui seront utilisés comme base pour la segmentation automatique.

2. Segmentation de structures anatomiques par apprentissage profond

Pour ces travaux de segmentation d'images radiographiques, la méthode nnU-Net a été utilisée. Cette méthode configure automatiquement les hyper-paramètres d'un réseau U-Net (Ronneberger, Fischer, et Brox 2015) pour la segmentation d'images biomédicales (Isensee et al. 2021). Cependant, pour la version utilisée lors de ces travaux de thèse (v.1.6.5), la taille maximum des images 2D acceptée est inférieure à la taille des radiographies EOS issues de la base de données utilisées. Ainsi, une méthode en deux étapes a été élaborée : d'abord, un réseau est entraîné sur les images entières avec une résolution réduite à environ un quart de la taille de l'image initiale pour identifier les zones d'intérêt. Ensuite, d'autres réseaux sont entraînés à segmenter plus précisément chaque partie du squelette à partir des images rognées obtenues grâce à la détection de ces zones d'intérêt.

2.1. Préparation des données pour la segmentation grossière

Pour l'utilisation de nnU-Net, les données d'entrée doivent avoir un format spécifique. Les images d'entraînement et de validation doivent être converties en « fausses » images 3D, c'est-à-dire avec une dimension vide. Les images de vérités-terrains doivent être de la même taille que les images radiologiques correspondantes et doivent avoir une profondeur de couleur de 8 bits (valeur de chaque voxel allant de 0 à 255).

La préparation de ces couples d'images pour l'entraînement du premier réseau s'est faite en plusieurs étapes :

- Redimensionnement des images pour correspondre à la taille maximale acceptée par nnU-Net ;
- Création d'une image des vérités-terrains à la taille correspondante avec 10 valeurs différentes : 4 pour le rachis (rachis cervical, rachis thoracique supérieur, rachis thoracique inférieur et rachis lombaire) ainsi que 3 pour chaque membre inférieur (tête fémorale, fémur et tibia) ;
- Séparation aléatoire des images d'entraînement, de validation et de test ;
- Conversion d'images 2D en « fausses » images 3D.

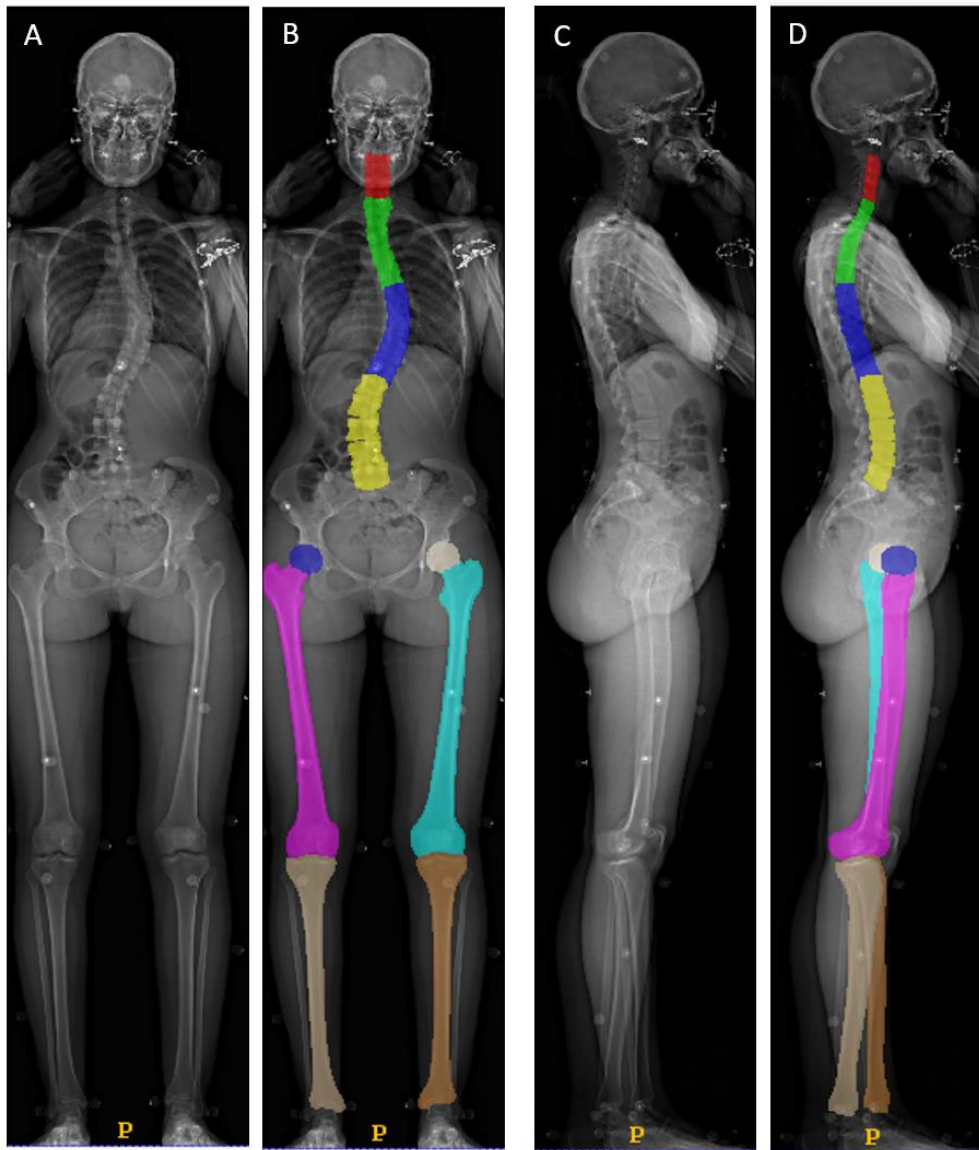
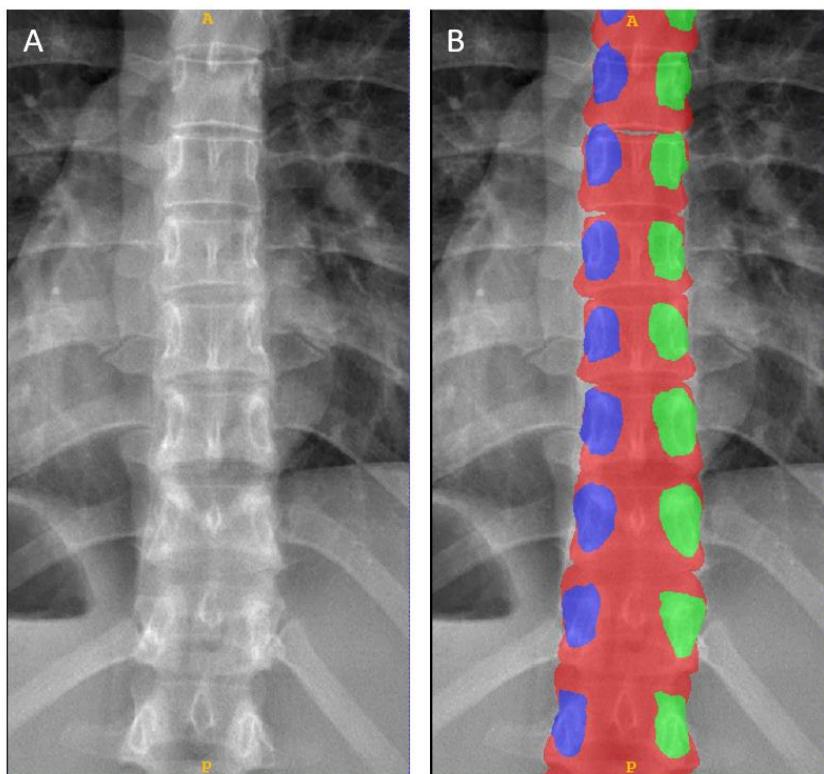


Figure 31 : Illustration de la préparation des données pour l'utilisation de nnU-Net. A et C, images radiographiques redimensionnées ; B et D, masques des vérités terrains correspondant à la recherche grossière des régions d'intérêt

Lors du redimensionnement, les paires d'images sont transformées d'images de tailles hétérogènes, d'en moyenne de 8000 pixels de haut et 2000 pixels de largeur, en des images homogènes de 2048x512 pixels. Pour n'avoir aucune déformation, des bandes noires (valeur pixel de 0 en format « uint8 ») sont ajoutées de part et d'autre de l'image finale en maintenant l'image originale centrée. Ce redimensionnement est appliqué aux vérités-terrains de manière identique et une image est créée pour chaque vue avec les 11 valeurs de pixels différents (de 0 à 10, Figure 31). Ensuite, la base de données est séparée en 2 sous-parties : 80% des sujets sont utilisés pour l'entraînement et la validation, les 20% restants pour l'évaluation de la segmentation. Pour chaque patient, les 4 images 2D sont transformées en images 3D ayant une dimension vide avec la bibliothèque SITK pour avoir le format nii.gz nécessaire à l'entraînement de deux réseaux, un pour les images coronales et un pour les images sagittales.

2.2. Préparation des données pour la segmentation fine

Grace aux résultats obtenus pour la segmentation grossière des différentes sous-parties, il est possible de créer 5 nouvelles images correspondantes à chaque sous-partie. En ce qui concerne le rachis, les rachis cervicaux, thoraciques supérieurs, thoraciques inférieurs et lombaires sont isolés. Pour créer ces nouvelles images, un rognage de l'image originale a été effectuée pour chaque région. Ce rognage s'est fait de sorte que le réseau de neurones puisse avoir des informations de contexte pour chaque structure. Quatre paires d'images par rachis sont donc obtenues, ayant des dimensions différentes en fonction de la taille du patient et de la courbure du rachis. Pour les membres inférieurs, une seule paire d'images est extraite à partir de la segmentation grossière. Toutes ces images sont rognées à partir des images originales et ont donc une résolution maximale. Ensuite, les images des vérités-terrains correspondantes sont créées. Pour le rachis en vue coronale, 3 classes sont identifiées : les corps vertébraux, les pédicules droits et les pédicules gauches (Figure 32). Pour le rachis en vue sagittale, une seule classe est identifiée, correspondant aux corps vertébraux.



*Figure 32 : Illustration des données d'entrée d'un des réseaux de segmentation détaillée ;
A : image radiographique rognée de rachis thoracique inférieur en vue coronale ;
B : vérités-terrains correspondantes*

Pour les corps vertébraux des vertèbres cervicales en vue sagittale, les projections peuvent se superposer. Cela est dû à l'architecture de ce type de vertèbres, ayant des processus unciformes. Le plateau vertébral est donc complètement masqué par ce processus en vue sagittale. Pour que ce dernier puisse être reconnu correctement, le processus unciforme a été exclu de la projection des vertèbres cervicales (Figure 33). Pour les membres inférieurs, l'estimation grossière du premier réseau montre une difficulté de classification lorsque les membres droit et gauche se superposent (Figure 34). Pour contourner le

problème, deux versions d'images de vérités-terrains sont produites, une pour le membre inférieur droit et une pour le membre inférieur gauche.

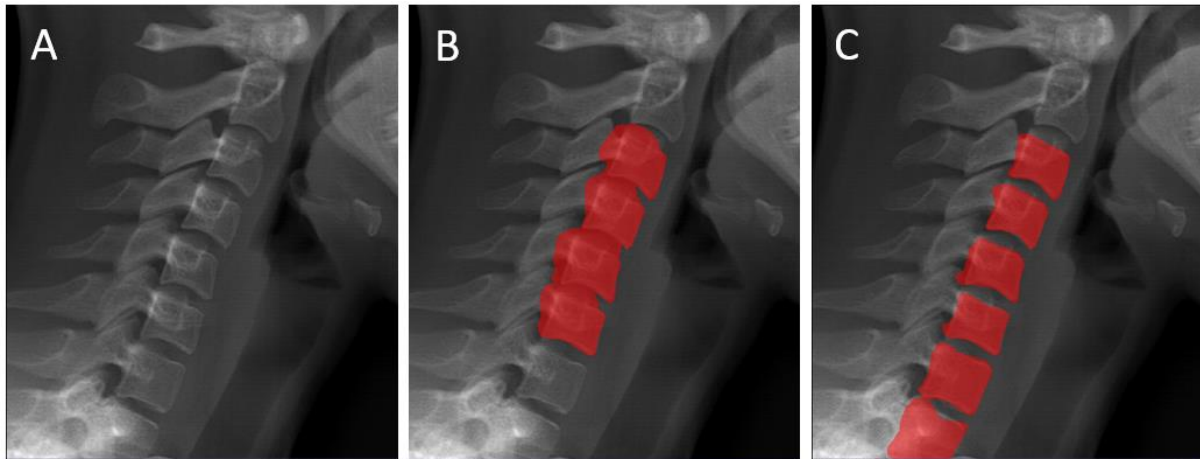


Figure 33 : Illustration du problème lié au processus unciforme dans les vertèbres cervicales en vue coronale ; A : image radiographique rognée de la région cervicale ; B : corps vertébraux cervicaux avec le processus unciforme ; C : corps vertébraux cervicaux (+ T1) utilisés

En résumé, pour chaque vue, un réseau nnU-Net est entraîné pour la segmentation grossière et 5 réseaux nnU-Net sont entraînés pour la segmentation précise des structures d'intérêt. De plus, deux réseaux au lieu d'un ont été nécessaires pour la segmentation précise des membres inférieurs en vue sagittale.

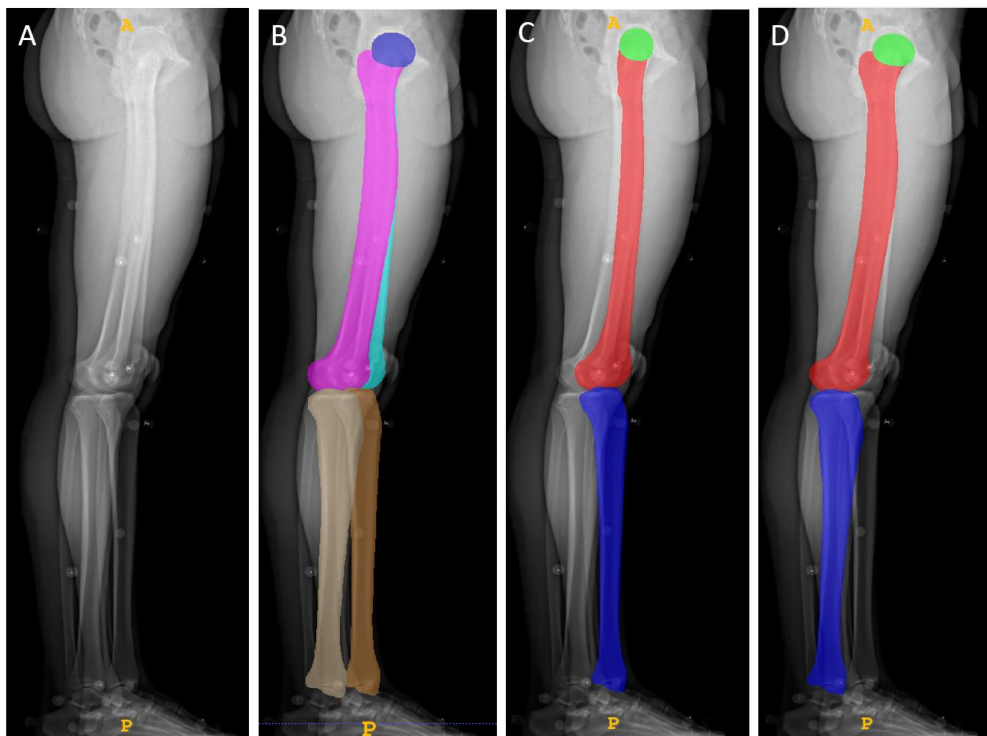


Figure 34 : Illustration de la superposition des vérités-terrains pour la segmentation précise des membres inférieurs ; A : image radiographique sagittale rognée des membres inférieurs ; B : exemple de projection des membres droit et gauche ensemble ; C : membre inférieur gauche seul. D : membre inférieur droit seul

2.3. Entraînement et validation des réseaux de neurones

Pour l'entraînement et la validation des 13 réseaux utilisés, le processus a été identique. Une étape d'analyse des données pour le choix automatique des hyper-paramètres est effectuée. Une fois les couples d'images et de masques analysés, un entraînement en validation croisée sur 5 plis a été effectué. Pour cela, les données d'entraînement ont été divisées aléatoirement en 5 sous-parties. Chaque réseau a ensuite été entraîné 5 fois en prenant une sous-partie différente en tant que base de validation et le reste des données en tant que base d'entraînement pour chaque entraînement. Ce processus permet d'obtenir un entraînement efficace sur une petite base de données sans risquer un surentraînement qui fausserait la validation du réseau (Cawley et Talbot 2010). Chaque entraînement est effectué sur 1000 époques (Figure 35) en utilisant la fonction de coût par défaut de nnU-Net utilisant le score de similarité de Dice (Chapitre 2 :2.2.). Le calcul des poids optimaux pour chaque pli se fait par un algorithme de type descente de gradient stochastique, et le calcul de cette descente de gradient est effectué par un algorithme de rétro-propagation (LeCun, Bengio, et Hinton 2015). Les poids choisis pour la prédiction sont calculés au terme de l'entraînement des 5 plis en faisant une moyenne des poids de chaque pli.

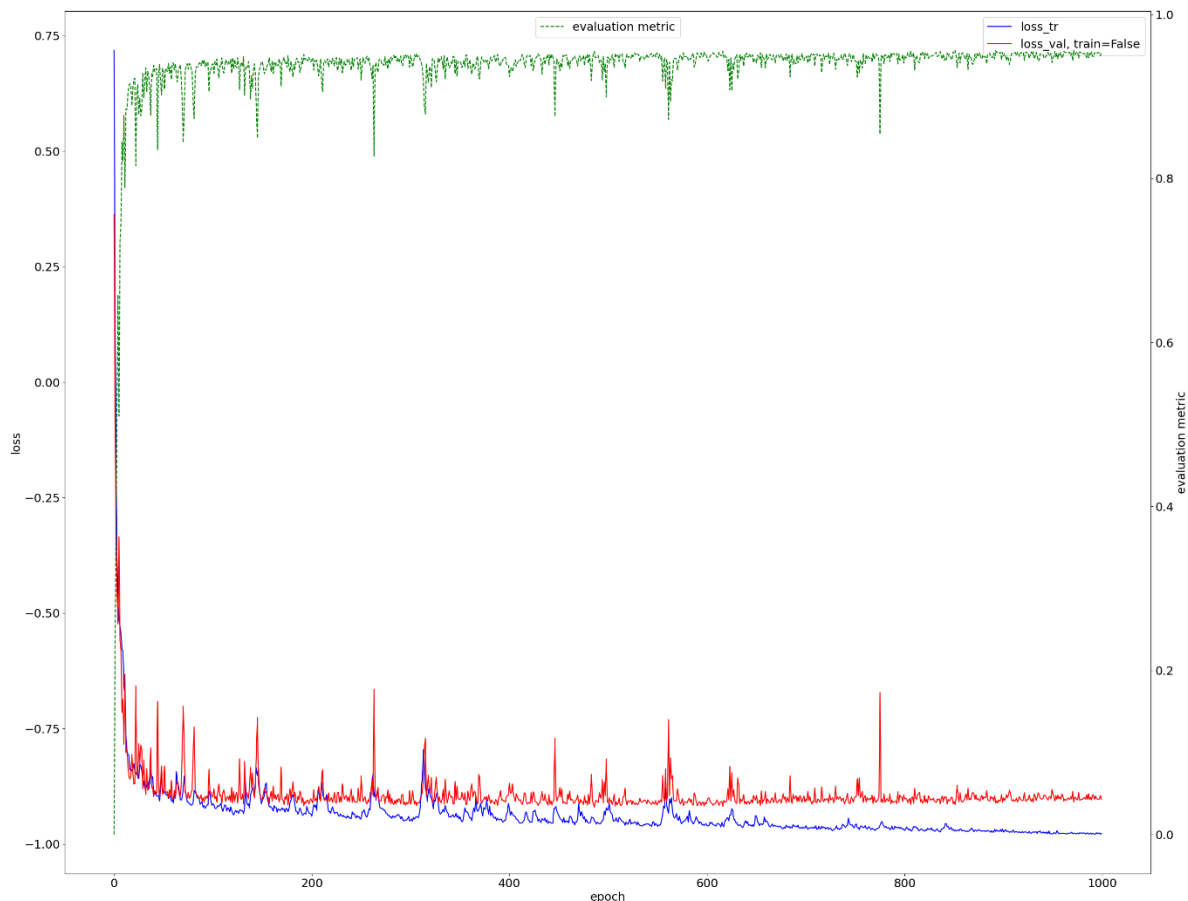


Figure 35 : Exemple du suivi d'un pli d'entraînement du réseau nnU-Net : la courbe verte indique l'optimisation de la métrique d'évaluation ; Les courbes rouges et bleues correspondent à la différence réelle entre la prédiction et les données de validation

Les entraînements sont effectués avec nnU-Net v.1.6.5 fonctionnant sur un Docker Nvidia Pytorch à l'aide d'une machine de calcul interne au laboratoire, ayant un processeur AMD Ryzen 9 3900X, 128 GB de mémoire vive et deux cartes graphiques Nvidia Titan RTX 24Gb parallèles.

2.4. Prédiction et évaluation

Les 20% des données conservées pour l'évaluation de la segmentation sont préparées de façon identique aux données d'entraînement. Une fois les images 3D obtenues, elles passent dans la chaîne de prédiction de réseaux entraînés en utilisant les poids optimaux. A partir des sous-parties segmentées, un masque global de prédiction de même taille que l'image originale est obtenu.

A la fin du processus, une évaluation de la segmentation est effectuée pour chaque étape de prédiction. La métrique utilisée pour cette évaluation est le coefficient de Dice (*Dice Similarity coefficient*, DSC) : présenté dans la partie 2.2 du chapitre 2. Plus ce coefficient est proche de 1, plus la prédiction est semblable à la vérité-terrain correspondante.

Le résultat final de la prédiction est une image de masque pour chaque vue identifiant les vertèbres, les pédicules en vue coronale, les têtes fémorales, les fémurs et les tibias. Ces images simples peuvent ensuite être traitées pour le repérage automatique de points anatomiques d'intérêt à la reconstruction du rachis.

3. Repérage automatique de structures anatomiques

L'extraction des structures présentées ci-après à partir des images segmentées issues des différents réseaux nnU-Net a été faite en langage Python et notamment avec l'utilisation de la bibliothèque Scikit Image.

3.1. Ligne spinale

La ligne spinale est une courbe passant par les centres des corps vertébraux. Pour l'obtenir, les segmentations des 4 sous-parties du rachis sont combinées pour obtenir une image globale de la colonne vertébrale, ceci dans les deux vues. Après avoir isolé la zone d'intérêt dans l'image complète, une fermeture morfo-mathématique avec un disque de 50 pixels de diamètre est appliquée. L'image obtenue subit ensuite une squelettisation avec la méthode de Lee (Lee, Kashyap, et Chu 1994). Cela permet d'obtenir une première estimation de la ligne spinale. Pour approcher la ligne spinale avec une fonction mathématique, il faut d'abord nettoyer davantage cette première estimation en enlevant les éventuelles fourches et en identifiant les points extrêmes du rachis. Enfin, en utilisant deux points annotés manuellement (le sommet de l'odontoïde et le centre du plateau sacré), une spline cubique est utilisée pour approcher la ligne spinale (Figure 36).

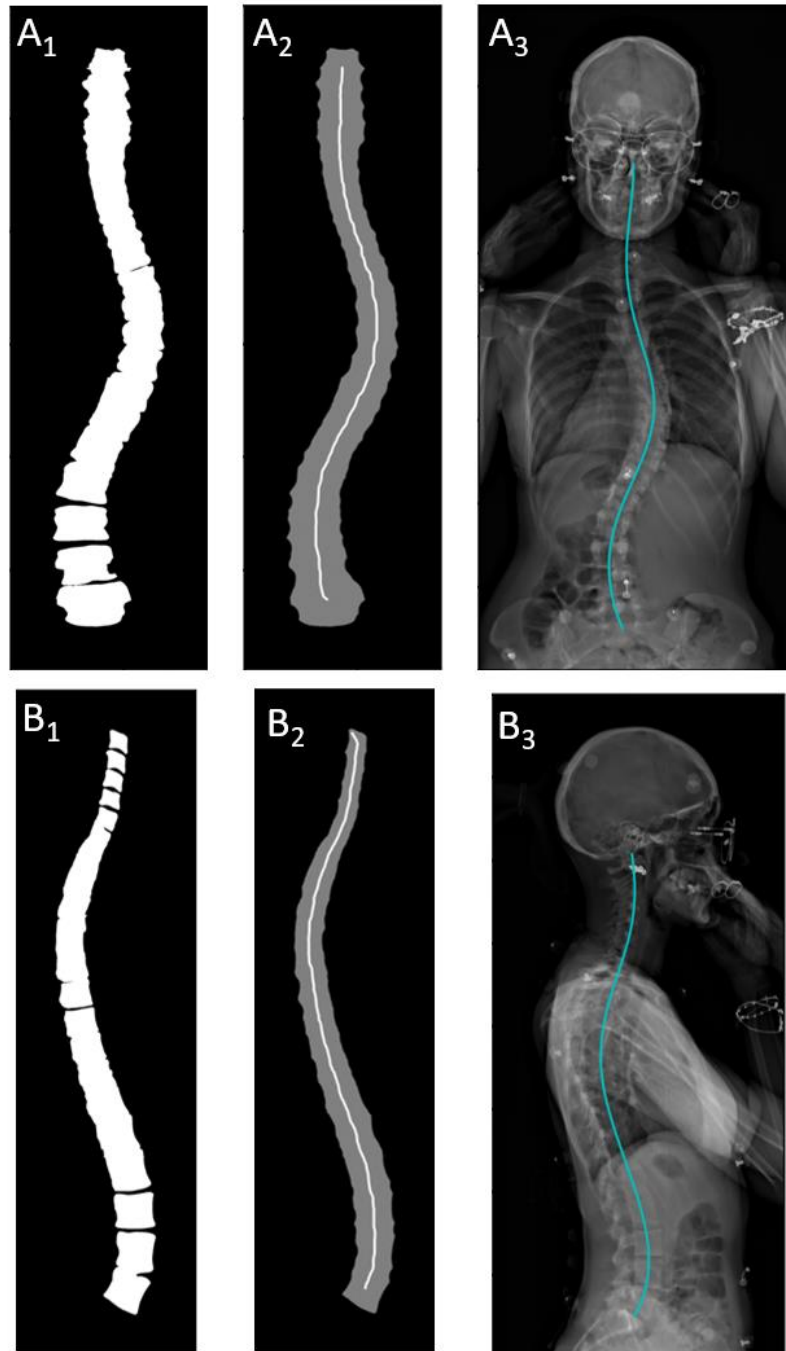


Figure 36 : Illustration des étapes de l'identification de la ligne spinale en vue coronale (A) et en vue sagittale (B) ; A₁ et B₁ : Segmentation issue du réseau ; A₂ et B₂ : Squelettisation de la structure nettoyée ; A₃ et B₃ : Approximation de la ligne spinale automatique

3.2. Plateau supérieur de la vertèbre cervicale C3

L'image sagittale du rachis cervical segmenté est d'abord extraite. Un nettoyage de la segmentation est ensuite effectué grâce à la suppression de toutes les composantes connexes touchant un côté de l'image. Ensuite, une recherche de ligne dans l'image est appliquée en utilisant une transformée de Hough (Ballard 1981). La ligne correspondant au plateau de la vertèbre C3 est considérée comme étant la ligne horizontale la plus proche de la tête dans l'image de segmentation (Figure 37).

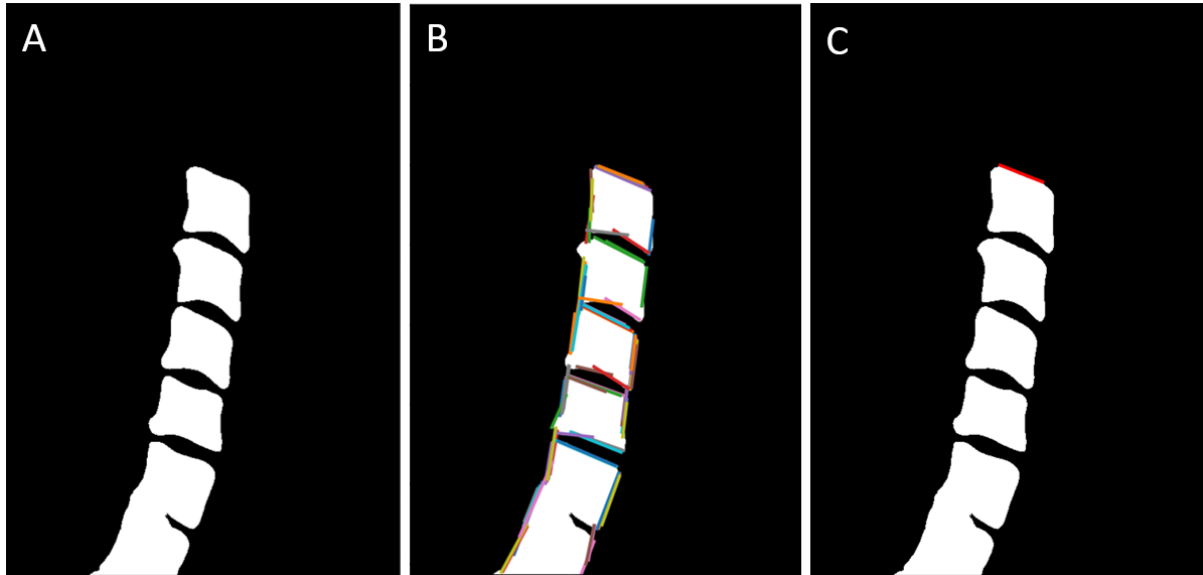


Figure 37 : Illustration des étapes de l'identification du plateau de la vertèbre C3 en vue sagittale ; A : Segmentation issue du réseau ; B : Différentes lignes droites obtenues par la transformée de Hough ; C : Identification du plateau de la vertèbre C3

3.3. Centre des têtes fémorales

La position du centre des têtes fémorales est utilisée dans la méthode de reconstruction 3D du rachis utilisée en clinique (Humbert et al. 2009) pour obtenir l'initiation du modèle 3D. Dans le modèle proposé, l'extraction de ces points d'intérêt est effectuée à partir de la segmentation du membre inférieur. Comme expliqué précédemment, deux classes distinctes sont utilisées pour la segmentation du fémur, une pour la tête fémorale et l'autre pour le reste de l'os. En vue sagittale, l'extraction du centre de ces têtes fémorales est faite sur deux segmentations différentes pour éviter la superposition des masques. Une étape de nettoyage de la segmentation est d'abord effectuée grâce à une fermeture morpho-mathématique avec un disque de 10 pixels de diamètre et grâce à la détection de la plus grande composante connexe pour chaque tête fémorale. Contrairement à la vue sagittale, le centre de masse de la segmentation en vue coronale ne correspond pas au centre de la tête fémorale recherchée. Ainsi, une estimation plus correcte est obtenue en cherchant le centre du cercle englobant minimal pour chaque tête fémorale. La segmentation des têtes fémorales en vue coronale étant de meilleure qualité, la coordonnée en z de chaque point 3D a été fixée sur cette vue (Figure 38).

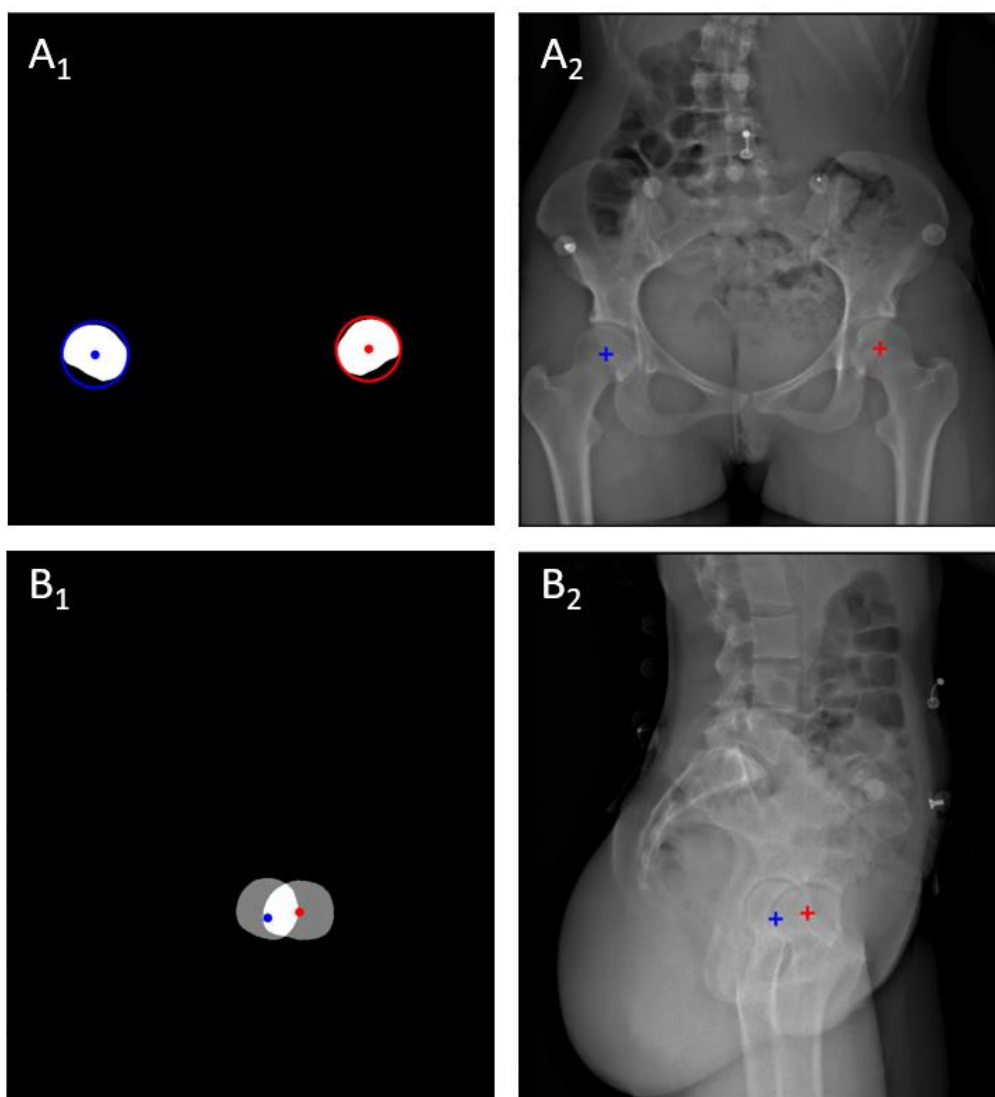
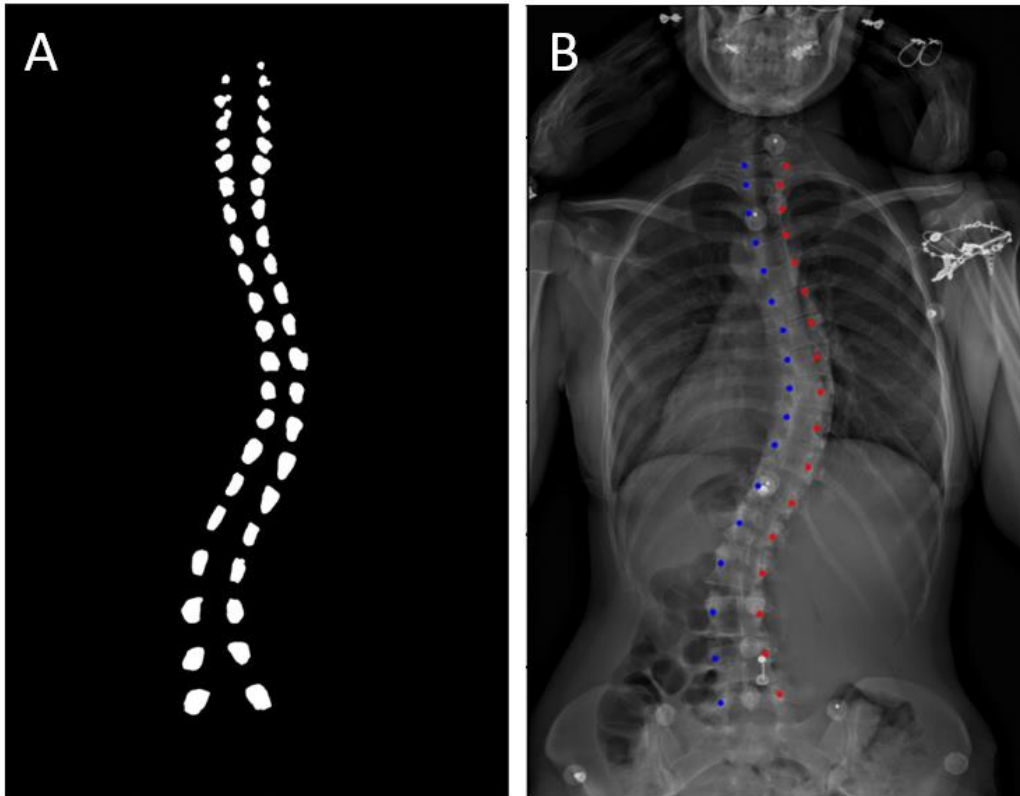


Figure 38 : Illustration des étapes de l'identification des centres des têtes fémorales en vue coronale (A) et en vue sagittale (B) ; A₁ et B₁ : analyse automatique des segmentations issues du réseau ; A₂ et B₂ : identification des centres de chaque tête fémorale

3.4. Pédicules en vue coronale

Les pédicules vertébraux sont des structures relativement visibles dans les radiographies biplanes coronales et sont en général utilisées pour orienter les vertèbres lors de l'ajustement manuel de la reconstruction 3D du rachis. Pour extraire le centre de ces pédicules, les 4 images de segmentation obtenues grâce aux réseaux sont combinées et seules les classes correspondant aux pédicules sont gardées. Un nettoyage grâce à une ouverture morpho-mathématique avec un disque de 10 pixels de diamètre est effectué. Cela a pour but de filtrer les faux-positifs et de séparer les pédicules ayant pu être unis lors de la segmentation. Chaque composante connexe de l'image résultante est labellisée et, en se basant sur l'excentricité de chacune, tous les éléments s'éloignant trop de la forme d'une ellipse sont considérés comme des mauvaises segmentations et sont donc ignorés. L'isobarycentre de chaque composante connexe est ensuite extrait et est considéré comme le centre du pédicule (Figure 39).

La classification des pédicules en droite ou gauche est vérifiée en comparant leurs positions relatives à la spline extraite au préalable. Le but de cette méthode est d'obtenir le moins de faux positifs possibles pour que la confiance dans les points trouvés soit maximale, quitte à réduire la proportion de pédicules identifiés.



*Figure 39 : Illustration de l'identification du centre des pédicules en vue coronale ;
A : Pédicules dans la segmentation issue du réseau ; B : identification des centres de chaque
pédicule*

3.5. Coins des corps vertébraux en vue sagittale

Dans la méthode de segmentation, les vertèbres n'ont été classifiées que par régions et non par niveau. Ainsi, les vertèbres de chaque région doivent être identifiées comme étant correctement segmentées pour pouvoir être analysées. Cela implique une étape importante de nettoyage du résultat de segmentation pour extraire les points caractéristiques de chaque corps vertébral. Par soucis de simplicité dans l'analyse des segmentations, chaque sous-partie est traitée indépendamment des autres. Les vertèbres présentes plusieurs fois sont retirées à la fin de l'extraction. Pour chacune de ces sous-parties, un premier nettoyage de l'image est effectué en enlevant toutes les composantes connexes touchant les bords de l'image. A partir d'un choix empirique, les potentielles erreurs importantes de segmentation sont supprimées en enlevant toutes les composantes connexes trop grandes, qui sont considérées comme la segmentation de plusieurs corps vertébraux combinés. De même, les composantes connexes trop petites, considérées comme des corps vertébraux partiellement segmentés, sont également supprimées. Après ce premier filtrage, une deuxième analyse des composantes connexes restantes est effectuée pour retirer la segmentation des corps vertébraux non séparés. Pour cela, la taille de chaque composante connexe est comparée à la moyenne de l'image. La taille des corps vertébraux de chaque sous-partie du

rachis ne variant pas du simple au double, chaque composante connexe plus grande qu'un ratio empirique de 1.7 est écartée.

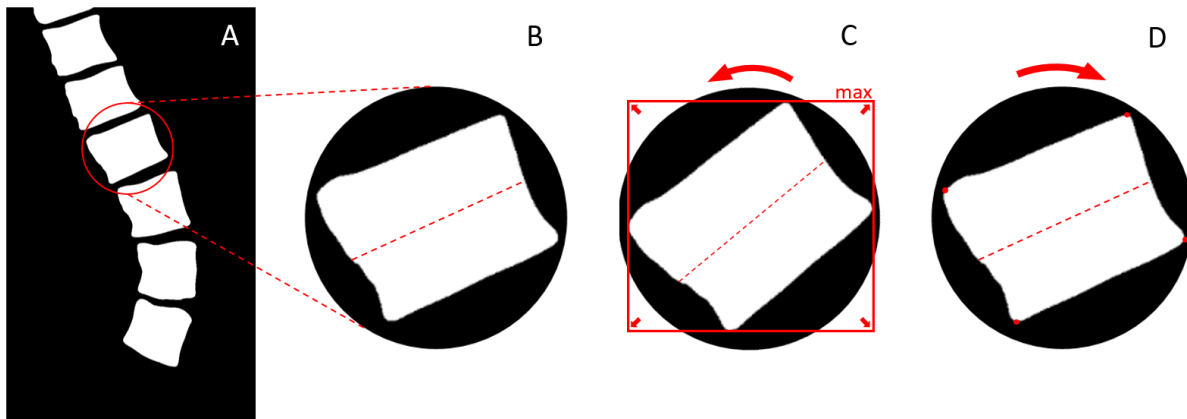
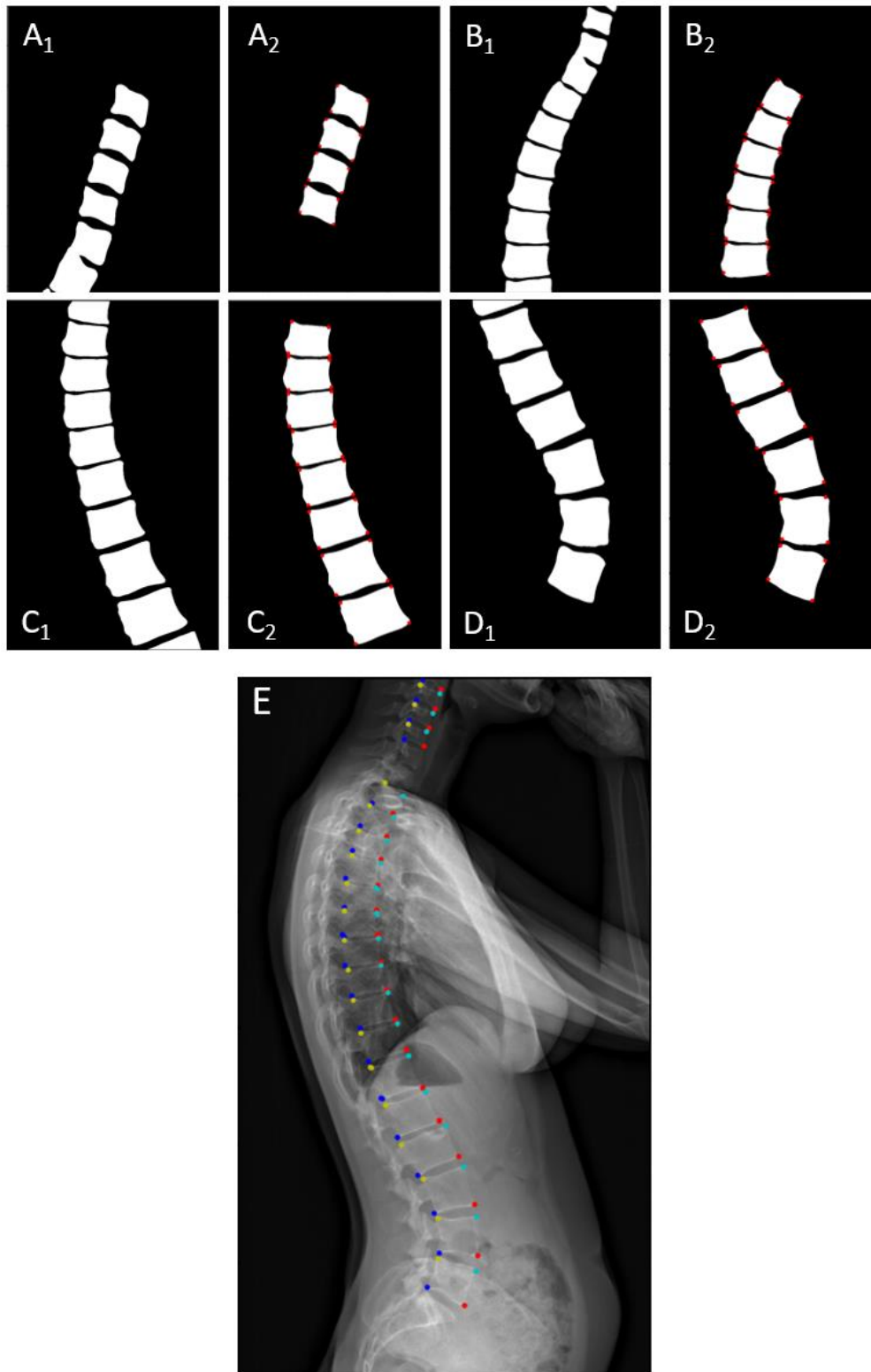


Figure 40 : Illustration de la méthode d'identification des coins vertébraux ; Chaque corps vertébral (B) est isolé à partir de la segmentation du rachis (A) ; L'aire du rectangle englobant ce corps vertébral est maximisée par rotation (C) ; Les intersections entre le rectangle englobant et le corps vertébral sont considérées comme les coins de cette dernière (D) (La ligne pointillée sert à visualiser la rotation du corps vertébral)

Après ce nettoyage visant à réduire le plus possible les faux-positifs, chaque vertèbre identifiée est isolée. Grâce à une rotation de la composante connexe visant à maximiser la diagonale du plus petit rectangle englobant le corps vertébral correspondant, les 4 intersections entre le masque du corps vertébral et le rectangle englobant sont considérées comme les 4 coins de chaque corps vertébral (Figure 40). Après une rotation inverse et un passage dans le repère de l'image entière, chaque coin est comparé à la ligne spinale détectée automatiquement. Ceci permet de classifier chaque coin comme étant antérieur ou postérieur. Ensuite, une comparaison des coins de chaque corps vertébral entre eux permet de classifier les points comme appartenant au plateau supérieur ou inférieur (Figure 41).



*Figure 41 : Illustration des étapes de l'identification des coins en vue sagittale ;
 A₁ : Segmentation issue du réseau ; A₂ : Identification des coins des corps vertébraux visibles sur la
 segmentation nettoyée pour le rachis cervical (A), thoracique supérieur (B), thoracique inférieur
 (C) et lombaire (D) ; E : Identification et classification des coins des corps vertébraux sur le rachis
 complet*

4. Résultats

L'évaluation de la segmentation a été effectuée sur 34 patients de la base de données de test initial. Ces images n'ont pas été utilisées pour l'entraînement ni pour la validation des réseaux et le résultat de leur segmentation n'a pas été utilisé pour développer les algorithmes d'identification des structures particulières.

4.1. Segmentation

La première étape de la segmentation est le repérage grossier des différentes structures osseuses d'intérêt.

En vue coronale un DSC moyen global de 0.96 ± 0.01 est obtenu. Les résultats de DSC moyens suivants sont obtenus dans les différentes sous-parties (Figure 42) : rachis cervical 0.91 ± 0.04 , rachis thoracique supérieur 0.93 ± 0.04 , rachis thoracique inférieur 0.93 ± 0.06 , rachis lombaire 0.94 ± 0.06 , tête fémorale gauche 0.95 ± 0.02 , tête fémorale droite 0.95 ± 0.02 , fémur gauche 0.98 ± 0.01 , fémur droit 0.98 ± 0.01 , tibia gauche 0.98 ± 0.01 , tibia droit 0.98 ± 0.01 .

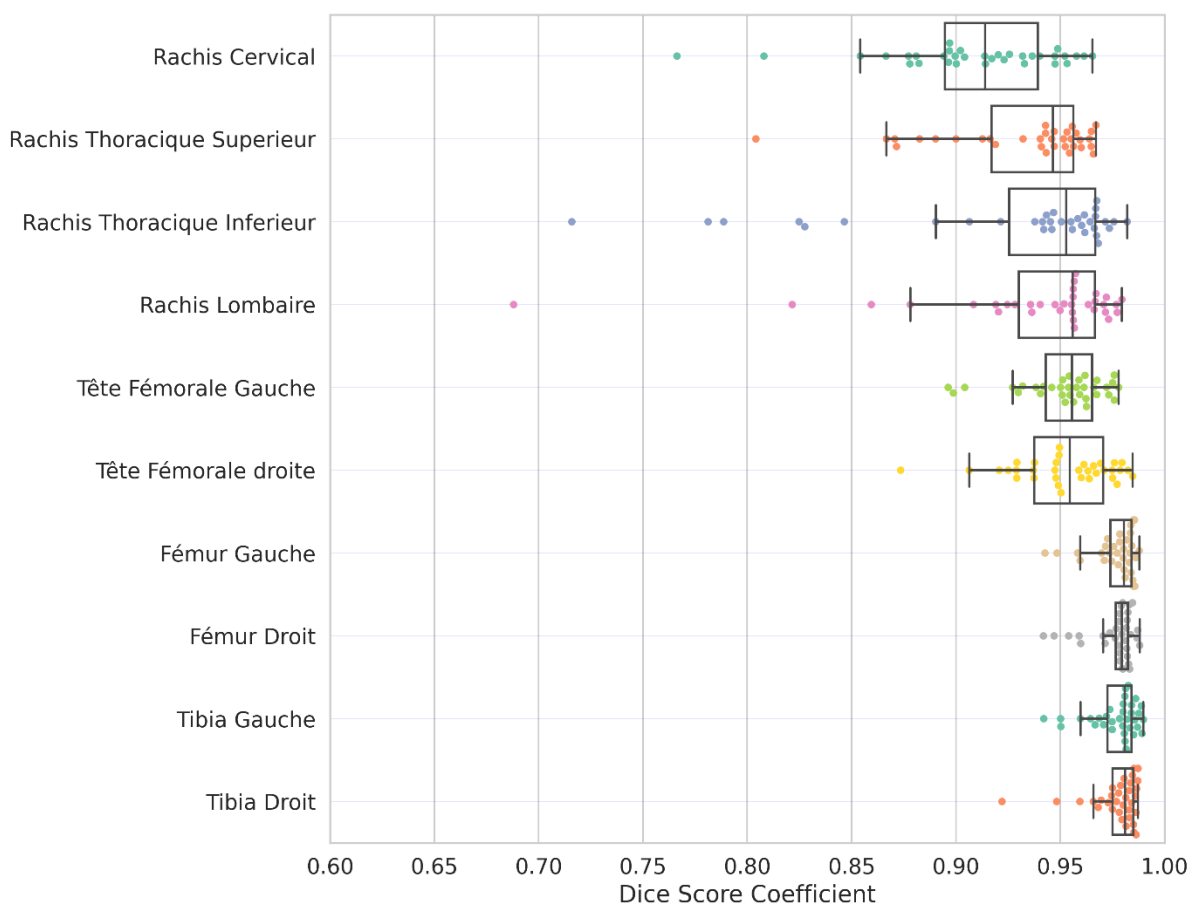


Figure 42 : Illustration des résultats de la segmentation grossière à partir d'images radiographiques en vue coronale à ¼ de résolution

En vue sagittale un DSC moyen global de 0.93 ± 0.06 est obtenu. Les résultats de DSC moyens suivants sont obtenus dans les différentes sous-parties (Figure 43) : rachis cervical 0.91 ± 0.03 , rachis thoracique supérieur 0.91 ± 0.04 , rachis thoracique inférieur 0.92 ± 0.05 , rachis lombaire 0.95 ± 0.04 , tête fémorale

gauche 0.61 ± 0.28 , tête fémorale droite 0.92 ± 0.04 , fémur gauche 0.88 ± 0.11 , fémur droit 0.96 ± 0.03 , tibia gauche 0.92 ± 0.16 , tibia droit 0.93 ± 0.16 .

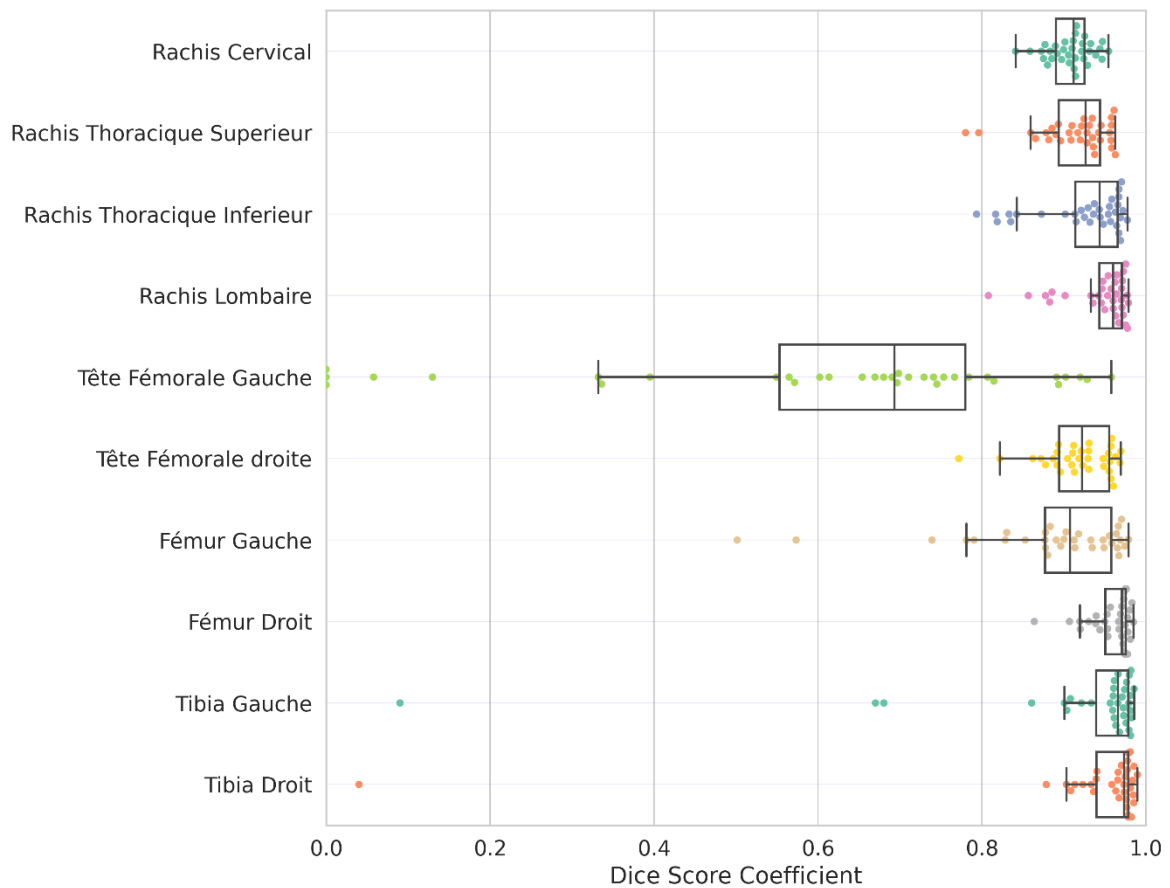


Figure 43 : Illustration des résultats de la segmentation grossière à partir d'images radiographiques en vue sagittale à 1/4 de résolution

Les régions d'intérêt ont été repérées avec 100 % de succès et les images ont pu être rognées correctement pour la prédiction précise des autres réseaux. Pour les membres inférieurs d'abord, en vue coronale, un DSC moyen global de 0.94 ± 0.05 est obtenu. Les résultats de DSC moyens suivants sont obtenus dans les différentes sous-parties (Figure 44 et Figure 45) : tête fémorale gauche 0.93 ± 0.16 , tête fémorale droite 0.92 ± 0.16 , fémur gauche 0.95 ± 0.12 , fémur droit 0.95 ± 0.17 , tibia gauche 0.96 ± 0.10 , tibia droit 0.95 ± 0.17 .

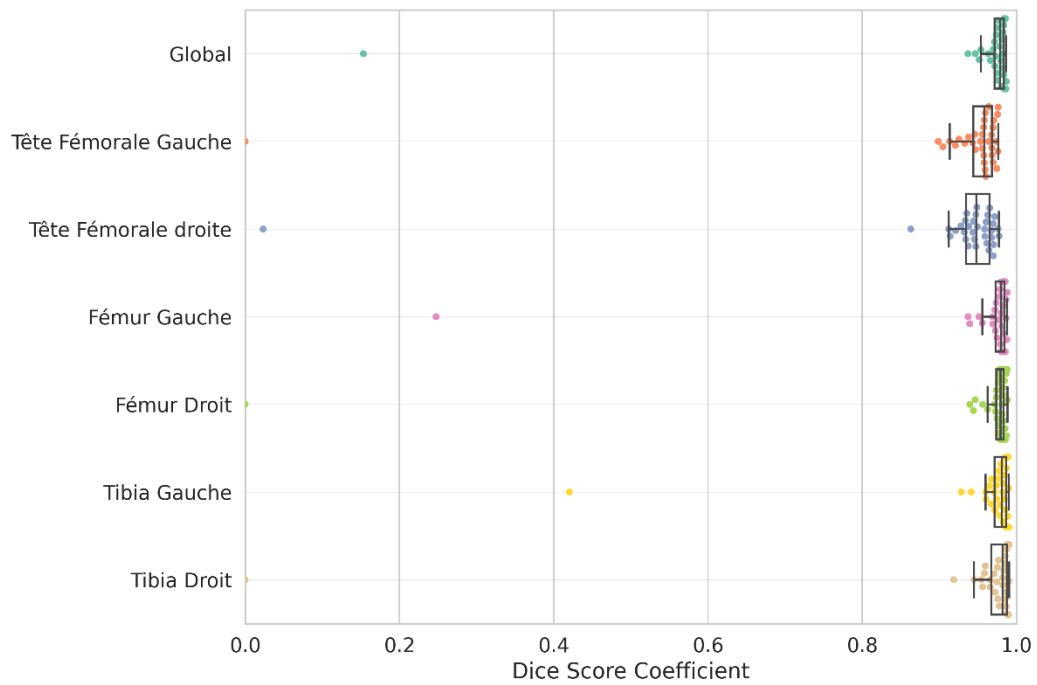


Figure 44 : Illustration des résultats de la segmentation précise des membres inférieurs en vue coronale

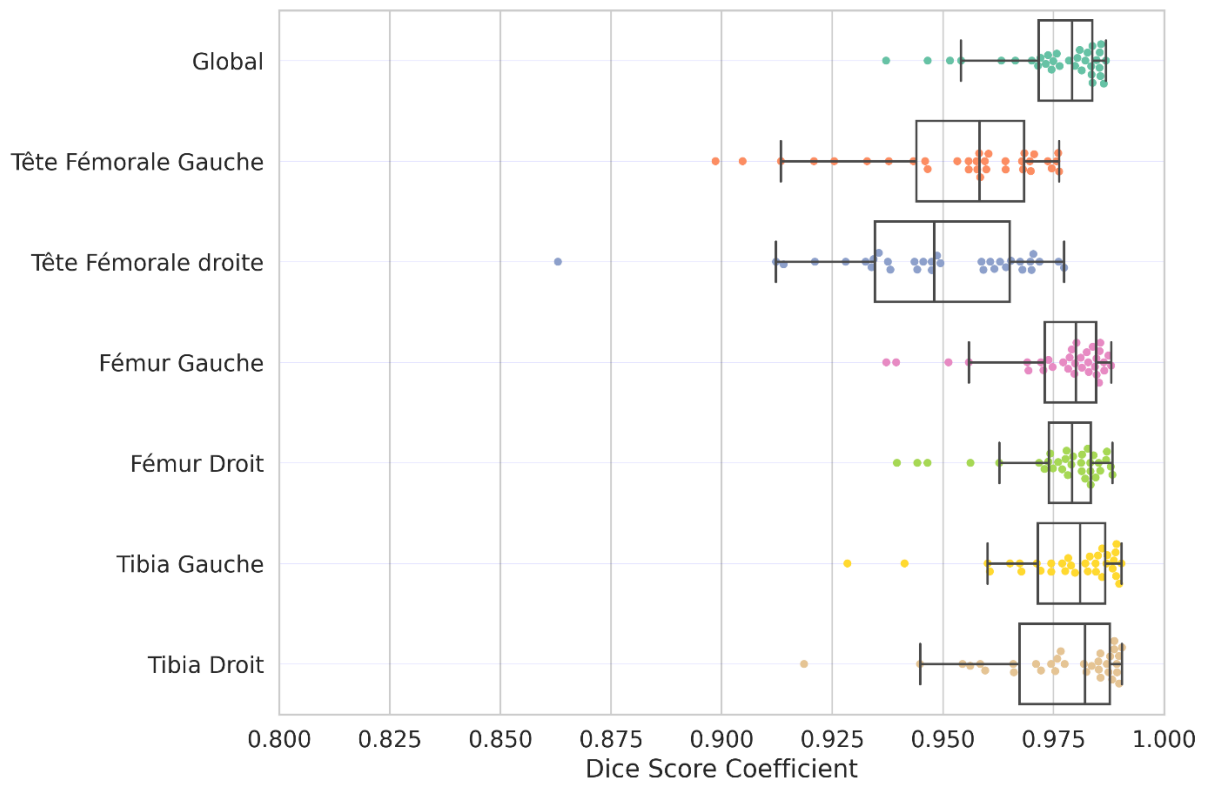


Figure 45 : Détail de l'illustration des résultats de la segmentation précise des membres inférieurs en vue coronale

Pour les membres inférieurs en vue sagittale, un DSC moyen global de 0.94 ± 0.05 est obtenu. Les résultats de DSC moyens suivant sont obtenus dans les différentes sous-parties (Figure 46) : tête fémorale gauche 0.88 ± 0.10 , tête fémorale droite 0.89 ± 0.10 , fémur gauche 0.94 ± 0.08 , fémur droit 0.94 ± 0.07 , tibia gauche 0.96 ± 0.05 et tibia droit 0.95 ± 0.06 .

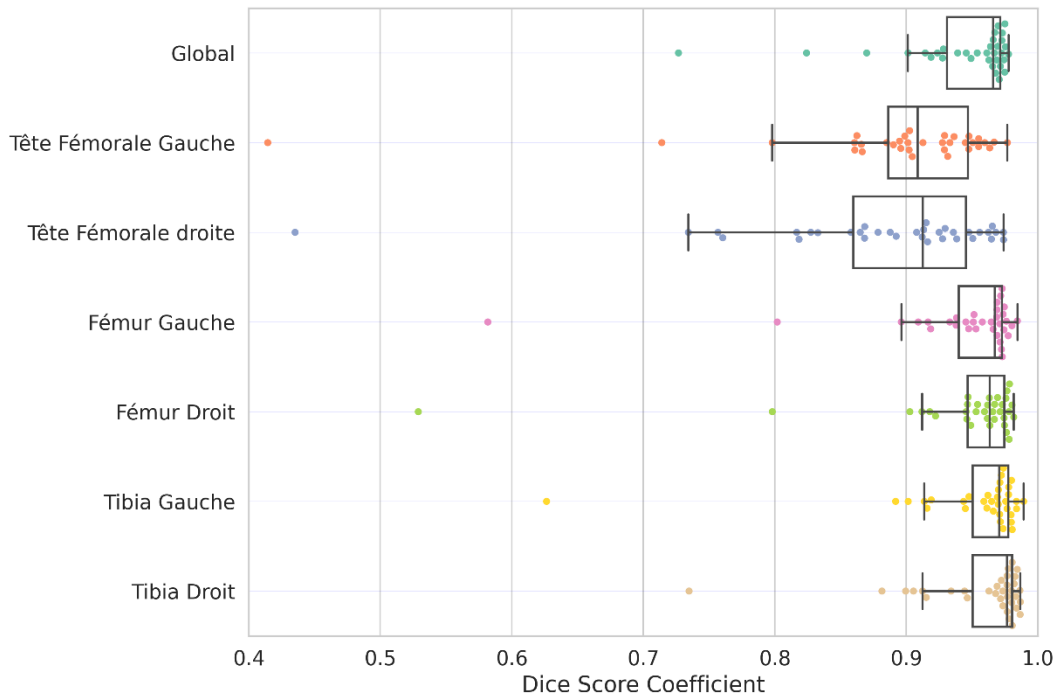


Figure 46 : Illustration des résultats de la segmentation précise des membres inférieurs en vue sagittale

Pour les différentes sous-parties du rachis en vue sagittale, les résultats de DSC moyens suivant sont obtenus (Figure 47) : rachis cervical 0.92 ± 0.02 , rachis thoracique supérieur 0.92 ± 0.02 , rachis thoracique inférieur 0.94 ± 0.02 , rachis lombaire 0.95 ± 0.02 .

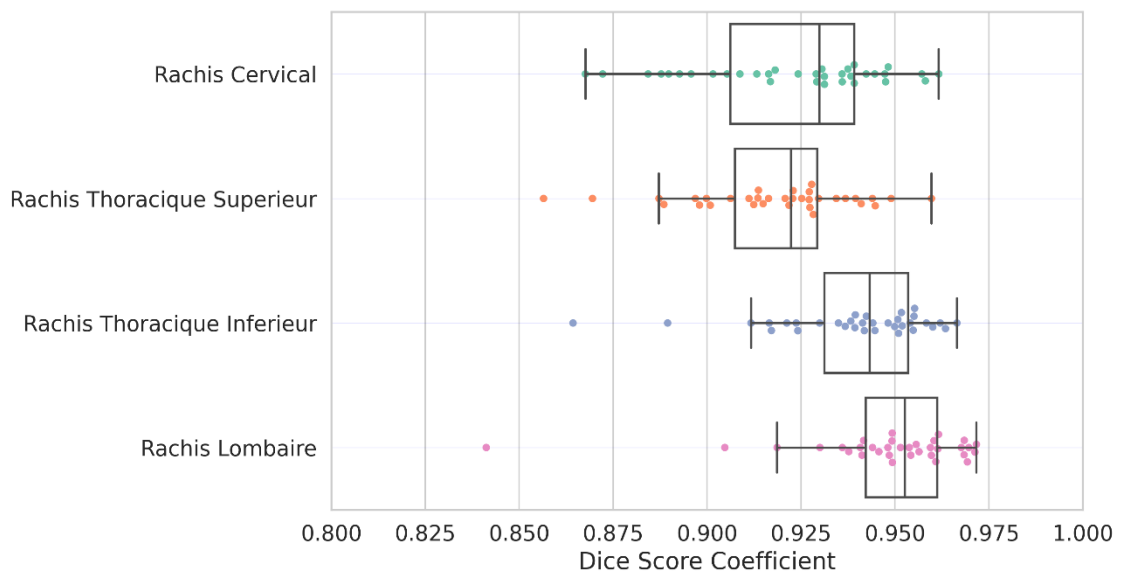


Figure 47 : Illustration des résultats de la segmentation précise des sous-parties du rachis en vue sagittale

4.2. Repérage automatique

A partir de ces segmentations, les algorithmes d'identification de structures d'intérêt ont pu être évalués.

4.2.1. Evaluation de l'identification de ligne spinale

La ligne spinale identifiée a été évaluée sur les deux vues en mesurant la distance entre le centre de chaque corps vertébral de la vérité-terrain et la courbe identifiée. La distance moyenne mesurée globale en vue coronale est de 1.0 ± 1.1 mm. En particulier, pour chaque sous-partie du rachis, la distance obtenue est la suivante (Figure 48) : rachis cervical 1.0 ± 1.2 mm, rachis thoracique supérieur 1.0 ± 1.1 mm, rachis thoracique inférieur 0.9 ± 1.0 mm, rachis lombaire 1.0 ± 1.2 mm. La distance moyenne mesurée globale en vue sagittale est de 1.4 ± 1.1 mm. En particulier, pour chaque sous-partie du rachis, la distance obtenue est la suivante (Figure 49) : rachis cervical 1.2 ± 1.0 mm, rachis thoracique supérieur 1.2 ± 1.1 mm, rachis thoracique inférieur 1.9 ± 1.2 mm, rachis lombaire 1.6 ± 1.1 mm.

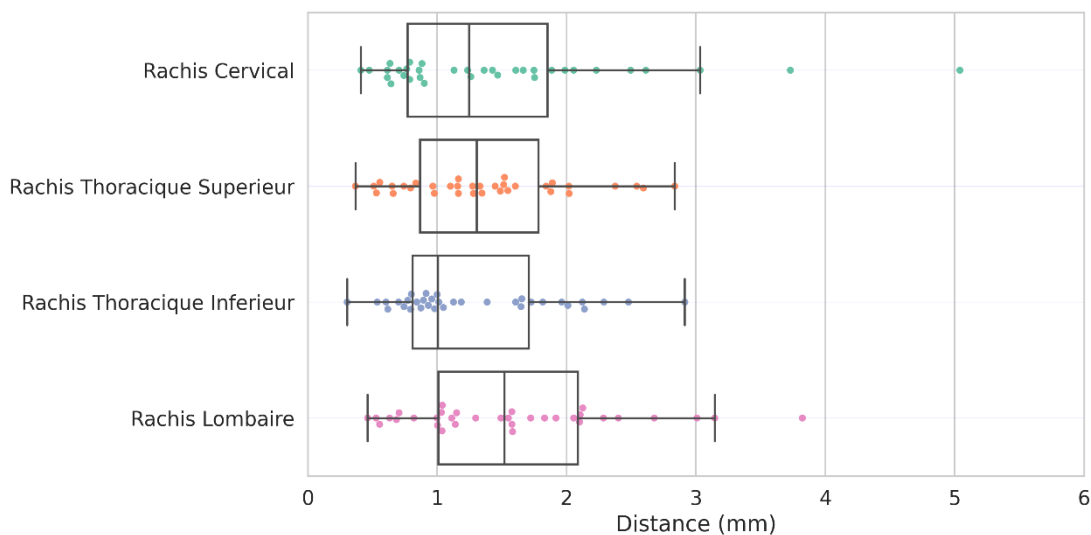


Figure 48 : Illustration des résultats de l'identification de la ligne spinale en vue coronale

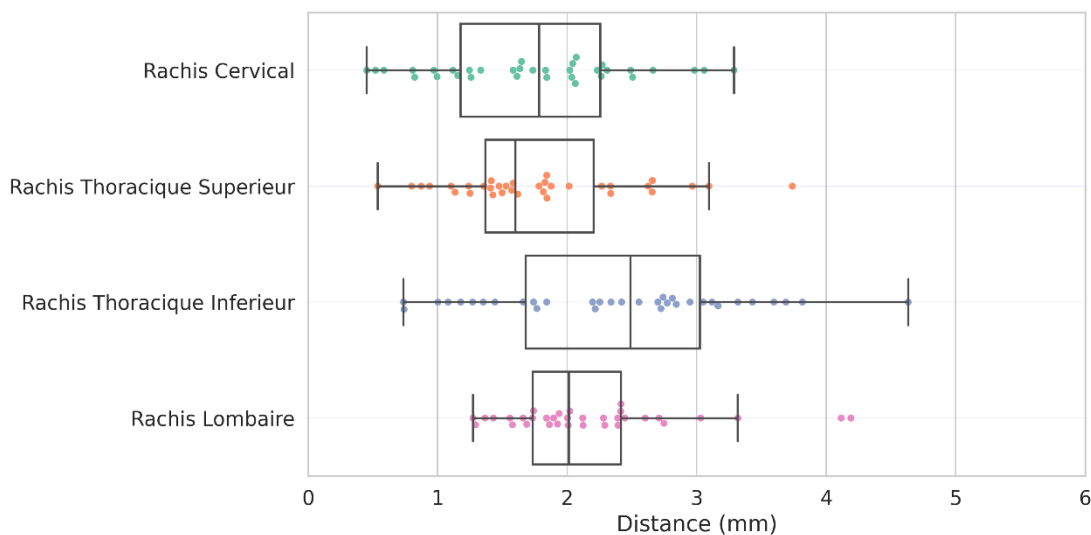


Figure 49 : Illustration des résultats de l'identification de la ligne spinale en vue sagittale

4.2.2. Evaluation de l'identification des centres des têtes fémorales

L'identification des centres des têtes fémorales est évaluée en mesurant la distance de ces derniers avec les centres des têtes fémorales reconstruites avec la méthode de référence projetée sur l'image radiographique. Pour chaque tête fémorale, les distances suivantes sont obtenues : en vue coronale (Figure 50), 1.1 ± 0.7 mm pour la tête fémorale gauche et 1.1 ± 1.0 mm pour la tête fémorale droite. En vue sagittale (Figure 51), 2.1 ± 1.7 mm pour la tête fémorale gauche et 1.9 ± 1.7 mm pour la tête fémorale droite.

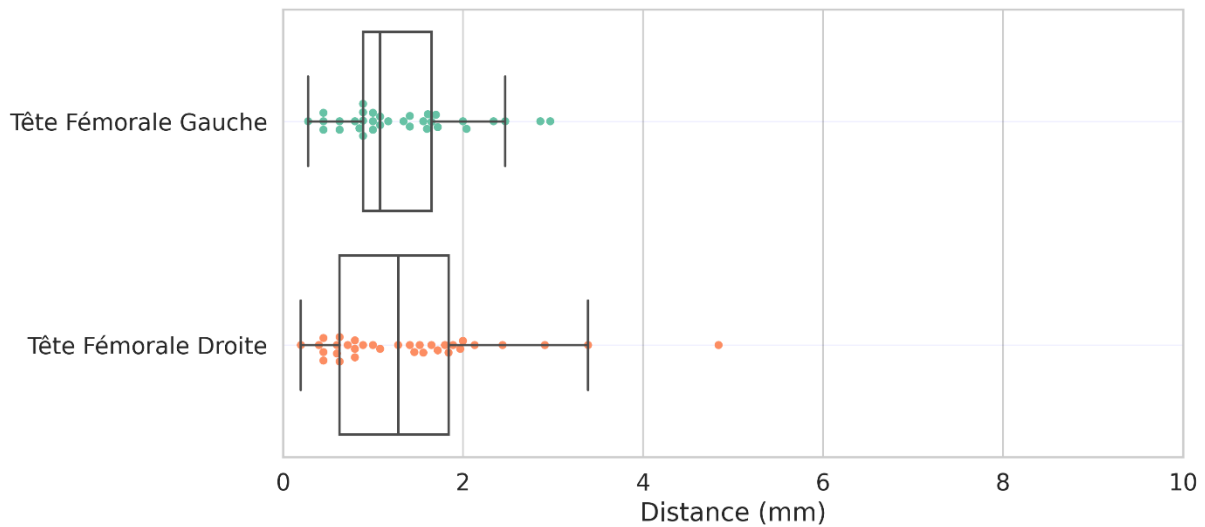


Figure 50 : Illustration des résultats de l'identification des centres des têtes fémorales en vue coronale

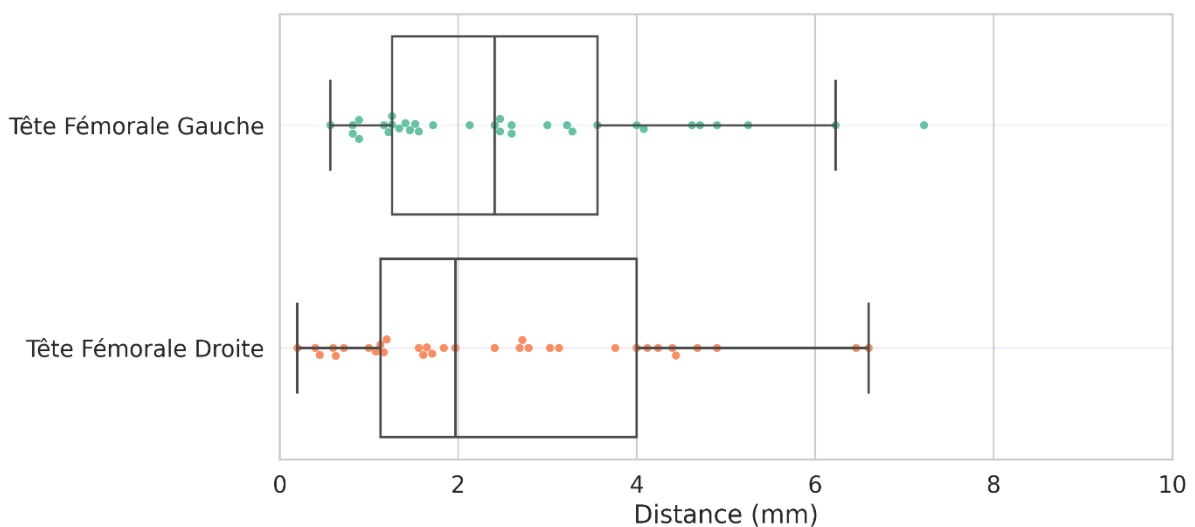


Figure 51 : Illustration des résultats de l'identification des centres des têtes fémorales en vue sagittale

4.2.3. Evaluation de l'identification des centres des pédicules

L'identification des centres des pédicules en vue coronale est évaluée en mesurant la distance de ces derniers avec les centres des pédicules reconstruits avec la méthode de référence projetée sur l'image radiographique. La distance moyenne mesurée pour chaque sous-partie du rachis est la suivante (Figure 52) : rachis thoracique supérieur 1.9 ± 0.8 mm, rachis thoracique inférieur 1.7 ± 0.9 mm, rachis lombaire 1.3 ± 0.9 mm.

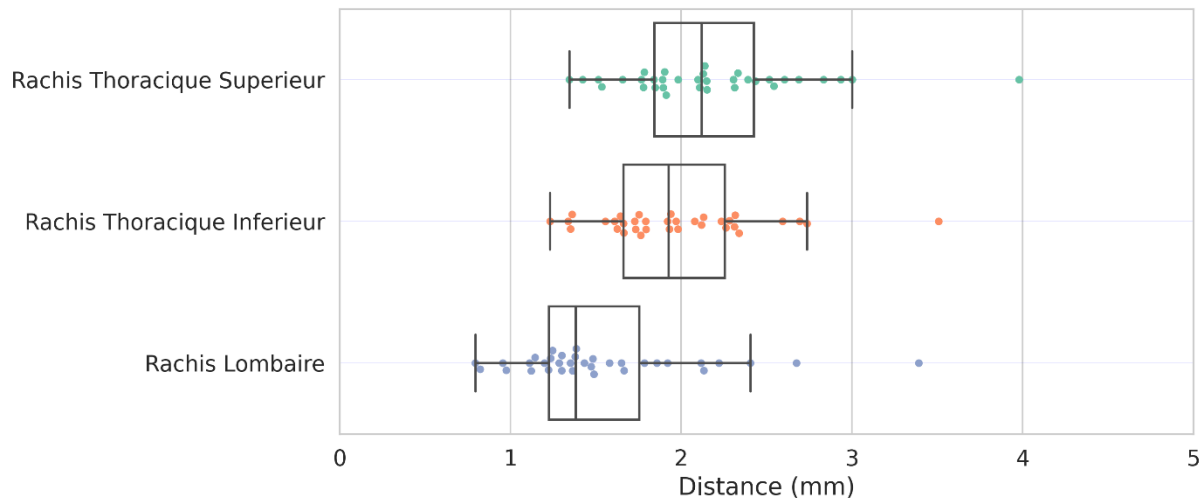


Figure 52 : Illustration des résultats de l'identification des centres des pédicules vertébraux en vue coronale

4.2.4. Evaluation de l'identification des coins des corps vertébraux

L'identification des coins des corps vertébraux en vue coronale est évaluée en mesurant la distance de ces derniers avec les coins des corps vertébraux reconstruits avec la méthode de référence projetée sur l'image radiographique. De plus, le centre de chaque plateau qui en est issu est aussi évalué de la même manière. La distance moyenne mesurée pour les coins des corps vertébraux pour chaque sous-partie du rachis est la suivante (Figure 53) : rachis thoracique supérieur 2.4 ± 1.0 mm, rachis thoracique inférieur 2.2 ± 1.1 mm, rachis lombaire 2.2 ± 0.9 mm. La distance moyenne mesurée pour le centre des plateaux vertébraux pour chaque sous-partie du rachis est la suivante (Figure 54) : rachis thoracique supérieur 1.8 ± 0.8 mm, rachis thoracique inférieur 1.7 ± 1.0 mm, rachis lombaire 1.7 ± 0.7 mm.

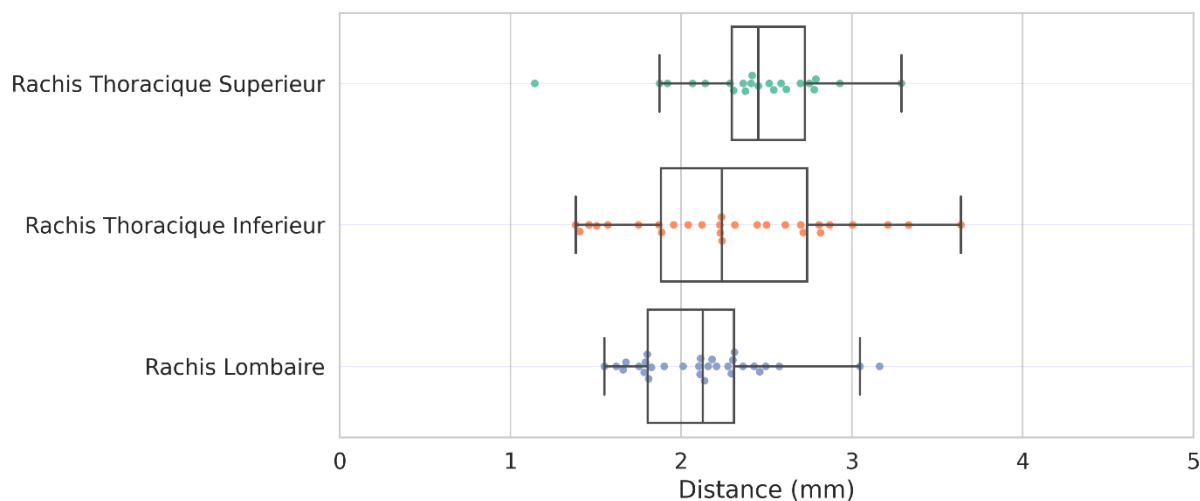


Figure 53 : Illustration des résultats de l'identification des coins des corps vertébraux en vue sagittale

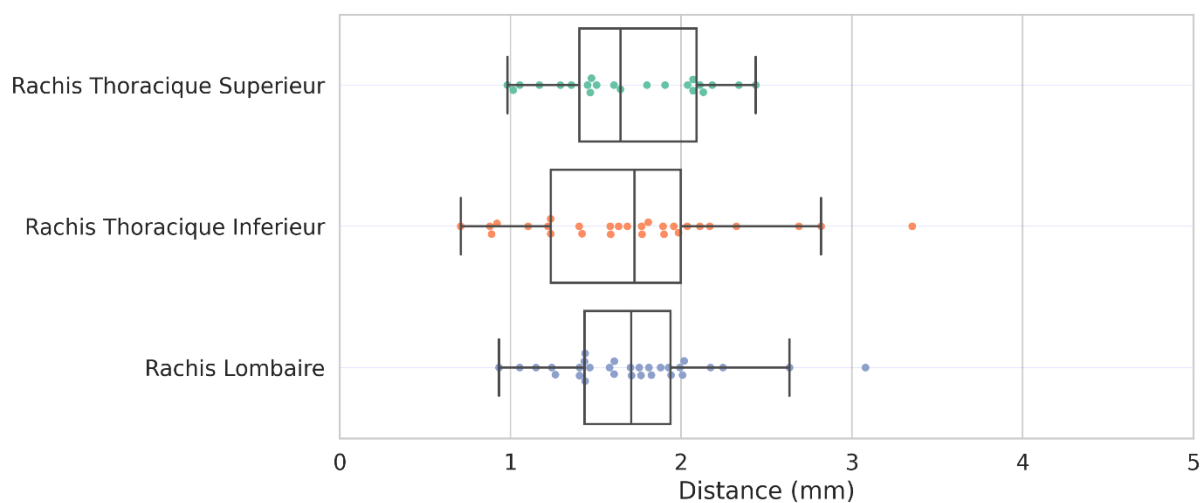


Figure 54 : Illustration des résultats de l'identification des centres des plateaux vertébraux en vue sagittale

5. Discussion

Pour l'automatisation des méthodes de reconstruction 3D de rachis à partir de radiographies biplanes, il est nécessaire d'analyser les images radiographiques pour en extraire les structures d'intérêt nécessaires à la reconstruction. Pour cela des méthodes de segmentation automatique par apprentissage profond grâce aux réseaux de neurones convolutifs (CNN) peuvent être utilisées (Agomma et al. 2019; Yang et al. 2019). Il semble donc possible d'utiliser ces travaux comme base pour identifier les structures d'intérêt dans des radiographies biplanes. Cependant l'utilisation de réseaux tels que Mask R-CNN (Yang et al. 2019) peut s'avérer compliquée à cause du manque de maintenance et de compatibilité avec les nouveaux outils de calcul avancé utilisés pour l'entraînement de ces réseaux.

Le choix concernant le réseau de neurones à utiliser s'est basé sur plusieurs critères : l'efficacité du réseau à segmenter des structures osseuses, la facilité d'adaptation du réseau à nos données, la difficulté à optimiser ce réseau et l'entretien du réseau par ses créateurs (notre but étant de créer un outil utilisable sur le long terme). Notre choix s'est porté sur l'utilisation de nnU-Net, une méthode qui configure automatiquement les hyper-paramètres d'un réseau U-Net (Ronneberger, Fischer, et Brox 2015) pour la segmentation d'images biomédicales (Isensee et al. 2021). Le réglage de ces hyper-paramètres, qui sont les valeurs utilisées pour contrôler le processus d'apprentissage, dans un réseau de neurones conventionnel nécessite une grande d'expérience et une maîtrise pointue du sujet. Or, ce réglage, qui se fait la plupart du temps de manière empirique, a souvent plus d'impact sur la performance d'un réseau de neurones convolutifs que sur les tentatives d'améliorations architecturales de ce dernier (Isensee et al. 2021). De plus, l'ajustement de ces paramètres pour l'optimisation du réseau se fait souvent à tâtons et est donc une perte importante de temps et de ressources polluantes (les entraînements répétés pouvant chacun durer plusieurs jours, consommant de l'énergie électrique carbonée et produisant de la chaleur devant être régulées, en particulier en été). Les hyper-paramètres de nnU-Net sont réglés de trois manières. Certains paramètres sont fixes. Ces derniers sont optimisés pour le réseau U-Net utilisé. D'autres paramètres sont fixés en fonction de la machine de calculs utilisée, comme la puissance de la carte graphique. Finalement, la majorité des hyper-paramètres sont optimisés en regardant les données d'entrée d'entraînement et de validation. Cette optimisation offre une possibilité de segmenter des images rapidement et efficacement. De plus, sans aucune configuration manuelle, cette approche a surpassé la grande majorité de ses concurrents dans plusieurs compétitions et est aujourd'hui reconnue comme l'approche de référence pour la segmentation d'imageries biomédicales. Elle est disponible librement sur internet (<https://github.com/MIC-DKFZ/nnUNet>) et, avec plus de 1305 mises à jour et adaptations depuis la mise en public de cette méthode, nnU-Net est un réseau extrêmement bien entretenu. Grâce à l'utilisation de nnU-Net (Isensee et al. 2021) il est donc possible de segmenter avec précision des radiographies biplanes. Ensuite, grâce à des algorithmes d'analyse d'images simplifiés, il est possible d'obtenir l'identification de structures d'intérêt avec une précision de quelques millimètres à partir de ces segmentations.

Tout d'abord, pour la segmentation grossière des parties d'intérêt du squelette, une classification est obtenue avec 100 % de précision. Cependant, il est parfois observé une segmentation médiocre des zones d'intérêts difficilement discernables sur des radiographies biplanes, en fonction de la qualité d'image, comme pour le rachis cervical et le rachis thoracique supérieur en vue coronale. De plus, les éléments qui se superposent dans l'image, comme les membres inférieurs en vue sagittale, peuvent être complètement éclipsés. Ainsi, lors de la réalisation des images utilisées pour la segmentation précise, la segmentation des membres inférieurs droits et gauches en vue sagittale a été effectuée par deux réseaux distincts. Grâce à l'analyse plus ciblée de chaque sous-partie d'intérêt, il est donc possible d'obtenir des segmentations fiables avec un DSC moyen global de 0.94 ± 0.05 pour les membres inférieurs dans les deux vues. Ce résultat est comparable aux travaux de (Agomma et al. 2019; Olory Agomma et al. 2022) avec des DSC moyen globaux de 0.94 ± 0.12 et 0.95 ± 0.09 respectivement. De plus, ces résultats de nos travaux n'incluent pas l'arrière-plan dans le DSC moyen et reflètent donc mieux la qualité de la segmentation.

La base de données d'évaluation présente cependant une valeur aberrante, pour laquelle la segmentation est excellente mais la classification est inversée pour le membre inférieur droit et gauche. Ce problème de classification est facilement ajustable lors de l'analyse des données car l'information de l'orientation du patient est disponible. Dans les deux vues, les têtes fémorales sont les zones d'intérêt moins bien segmentées. Cela peut être expliqué par une région difficilement exploitable même par l'œil d'un expert entraîné. En ce qui concerne le rachis, la segmentation des corps vertébraux en vue sagittale est celle qui a le plus d'intérêt car c'est à partir de cette dernière que les plateaux vertébraux vont pouvoir être extraits. Les sous-parties les moins bien segmentées sont le rachis cervical et le rachis thoracique supérieur. Cela peut être expliqué par une présence sur les deux images des vertèbres T1 et T2 qui sont souvent cachées par la scapula et les membres supérieurs. Cependant, avec un DSC moyen global de 0.93 ± 0.02 , la qualité de la segmentation est comparable à celle des membres inférieurs. La segmentation précise à partir des différentes sous-parties semble donc être d'une qualité suffisante pour l'extraction des données. Cependant une étape de nettoyage des résultats de segmentation est souvent nécessaire pour extraire sans fautes les structures.

A partir des segmentations précises, une estimation de la ligne spinale est extraite avec une précision de 1.0 ± 1.1 mm en vue coronale et 1.4 ± 1.1 mm en vue sagittale. Ce résultat est comparable à celui présent dans la littérature (Yang et al. 2019) : 1.11 ± 0.67 mm en vue coronale et 1.92 ± 1.38 mm en vue sagittale. Les lignes spinales en vues coronales et sagittales semblent être précises même pour les cas de scolioses sévères (figure 27). Ces lignes spinales extraites serviront dans une première estimation du modèle 3D et servent dans les prochaines étapes d'extraction pour classer les différents pédicules et coins de corps vertébraux. Les têtes fémorales, en particulier leur centre, sont nécessaires à l'obtention du repère lié au sujet, qui sert de base pour calculer les différents paramètres cliniques. Obtenue avec une précision de moyenne de 1.1 ± 0.8 mm en vue coronale et de 2.0 ± 1.7 mm en vue sagittale, la détection des centres des têtes fémorales semble être assez précise pour leur utilisation dans l'obtention du repère lié au sujet. En vue sagittale, les erreurs sont dues à la difficulté d'analyse de la région résultant des segmentations moins qualitatives et moins facilement analysables. La détection du plateau de la vertèbre C3 en vue sagittale semble correspondre qualitativement à la projection de la reconstruction 3D de celle-ci. Cependant, la qualité de cette détection n'a pas pu être évaluée numériquement faute de temps et de ressources mais sera évaluée lors de la reconstruction 3D. De même, l'évaluation des coins vertébraux en vue sagittale et des pédicules en vue frontale pour les vertèbres cervicales n'a pas pu être effectuée faute de ressources (les vertèbres cervicales ayant des paramètres développés différemment des autres vertèbres).

Les coins des vertèbres sur la vue sagittale et les centres de pédicules sur la vue coronale peuvent jouer un rôle déterminant pour l'ajustement précis du modèle 3D. Pour les pédicules, l'algorithme d'analyse des segmentations permet d'extraire les centres avec une précision moyenne de 1.6 ± 0.9 mm, ce qui est comparable à des méthodes d'apprentissage machine (Ebrahimi, Gajny, Vergari, et al. 2019) avec une précision de 1.2 ± 1.2 mm. L'utilisation de ces résultats pour ajuster la rotation des vertèbres semble possible. Cependant certains pédicules ne sont pas extraits à cause de la fusion de certaines segmentations. En moyenne, 0.4 ± 1.4 % des pédicules ne sont pas extraits. Cela permet de réduire le nombre de faux positifs. En ce qui concerne les coins des corps vertébraux en vue sagittale, il est important d'en extraire le maximum sans aucun faux positif pour éviter de mal ajuster le modèle 3D.

Pour évaluer la précision de l'identification, les coins des corps vertébraux sont comparés entre eux après avoir été classifiés pour chaque vertèbre. Ces derniers sont identifiés avec une précision globale moyenne de 2.3 ± 1.0 mm. De plus, le centre des plateaux vertébraux, déduit de ces coins, est obtenu avec une précision globale moyenne de 1.7 ± 0.8 mm, ce qui est comparable à l'extraction de ces points avec des méthodes d'apprentissage machine (Ebrahimi, Gajny, Skalli, et al. 2019a). De plus cette détection est possible sur l'intégralité du rachis. Cependant, uniquement 64.5 % des vertèbres ont pu être analysées. Cela est expliqué par la segmentation des vertèbres fusionnées, en particulier dans les images de basse qualité, dans les régions difficilement analysables comme le rachis thoracique supérieur, et pour les patients présentant des scoliozes sévères. La segmentation du rachis en vue sagittale ne classifiant pas chaque vertèbre, ces dernières, même si visibles dans l'ensemble, sont difficilement discernables les unes des autres lorsqu'elles ont une inclinaison importante dans le plan coronal. De plus, l'algorithme de rotation des vertèbres, pour identifier les coins vertébraux, est sujet à des erreurs lorsque les segmentations ne présentent pas des formes rectangulaires pour les corps vertébraux.

En conclusion, la segmentation semble très précise pour les régions d'intérêt. Le nettoyage et l'analyse des segmentations pour l'identification des structures d'intérêt a permis d'obtenir des points d'intérêt particuliers dont les écarts avec les points du modèle 3D projetés sur chaque image ont été quantifiés. L'impact sur la reconstruction du rachis sera évalué au chapitre suivant. L'analyse complète de la segmentation des membres inférieurs n'a pas pu être effectuée dans le cadre de cette thèse mais la bonne précision des segmentations a permis leur utilisation à l'IBHGC dans le cadre du stage de master de Théo Pauvel. Utilisées dans une adaptation automatique de la méthode de reconstruction 3D des membres inférieurs (Gajny et al. 2022), ces segmentations ont permis d'obtenir une reconstruction des membres inférieurs avec une erreur moyenne similaire à la méthode semi-automatique.

La prochaine étape, suivant directement cette méthode, consiste donc à utiliser ces informations pour adapter la méthode de reconstruction 3D du rachis existante afin de la rendre plus automatique et plus précise.

Chapitre 4 : Amélioration d'une méthode de reconstruction 3D du rachis à partir de radiographies biplanes

Dans ce chapitre, les travaux effectués pour obtenir une reconstruction 3D du rachis à partir de radiographies biplanes seront présentés. L'objectif est d'obtenir une méthode fiable le plus automatiquement possible. Pour cela, la méthode d'annotation automatique issue des segmentations obtenues par apprentissage profond, présentée au chapitre précédent sera utilisée pour remplacer au maximum les annotations et ajustements manuels dans la méthode de reconstruction (Gajny et al. 2019). L'organisation globale de la méthode développée est basée sur l'obtention d'un modèle initial suivi d'un ajustement précis (Figure 55).

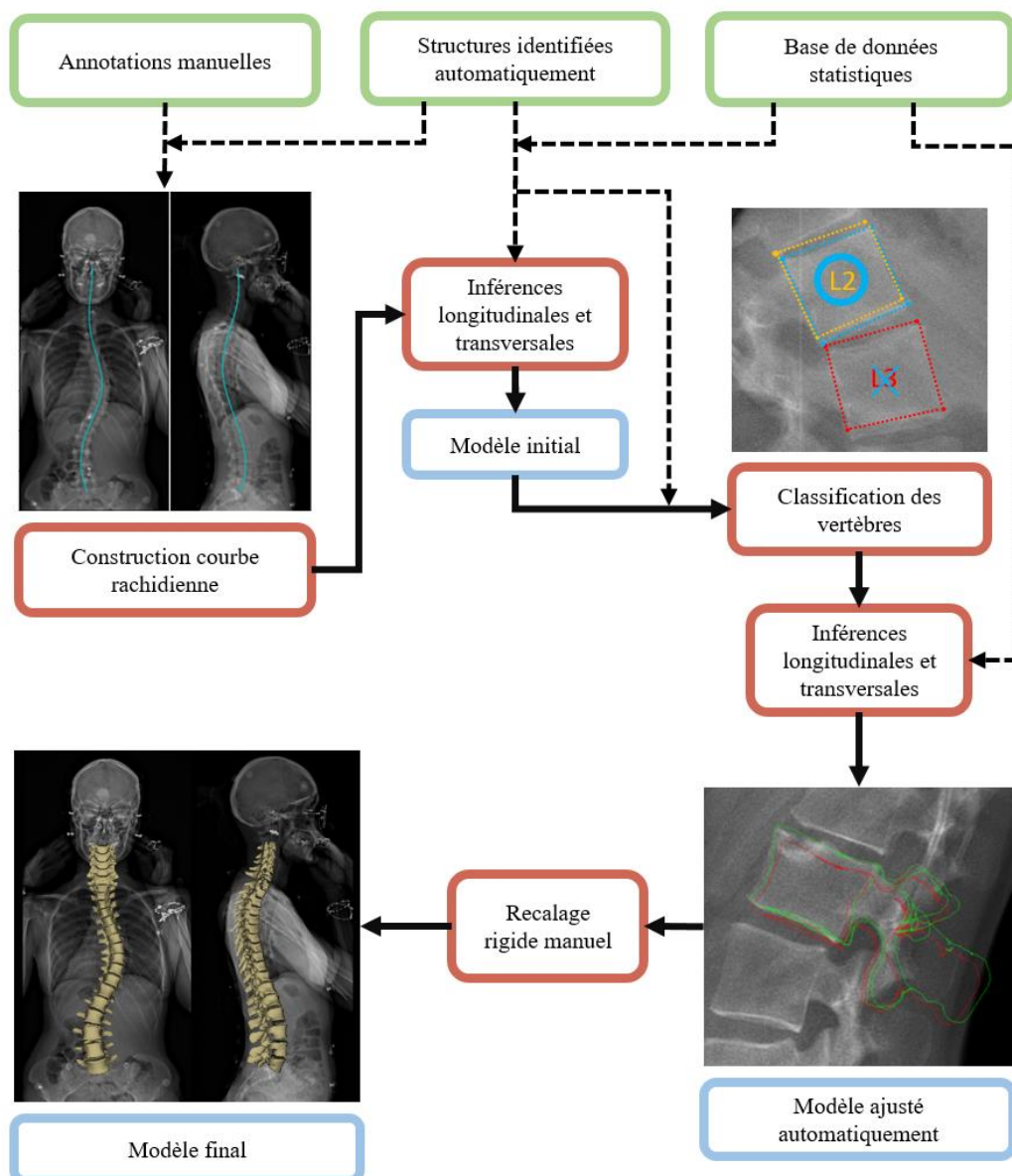


Figure 55 : Schéma de l'organisation globale de la méthode proposée de reconstruction 3D du rachis

1. Obtention d'une solution initiale personnalisée

1.1. Ajustement des lignes spinales et création de la ligne spinale 3D

La première étape pour l'obtention d'un modèle 3D personnalisé de rachis dans la méthode présentée est d'obtenir la ligne spinale en 3D. Pour cela, les courbes identifiées sur les segmentations de rachis sont étendues jusqu'au sommet de l'odontoïde d'un côté, et jusqu'au centre du plateau sacré de l'autre à partir de deux annotations manuelles. Ensuite, en utilisant les plateaux extraits de la segmentation, les centres des corps vertébraux des vertèbres identifiées en vue sagittale sont calculés. La ligne spinale réelle passant théoriquement par ces centres vertébraux, un ajustement de la ligne spinale sagittale est effectué appliquant une déformation par krigeage (Trochu 1993) à la ligne spinale extraite des segmentations pour qu'elle passe par les centres des corps vertébraux (Figure 56). La ligne spinale en vue sagittale, ajustée automatiquement, et la ligne spinale en vue frontale, ajustée manuellement, si nécessaire, à partir de la première estimation, sont ensuite discrétisées sur 1000 points. Chaque point est reconstruit en 3D grâce aux informations de calibration du système EOS afin d'obtenir la ligne spinale en 3D. Cette ligne spinale 3D sert de base pour placer les différentes vertèbres lors de l'obtention du modèle initial.

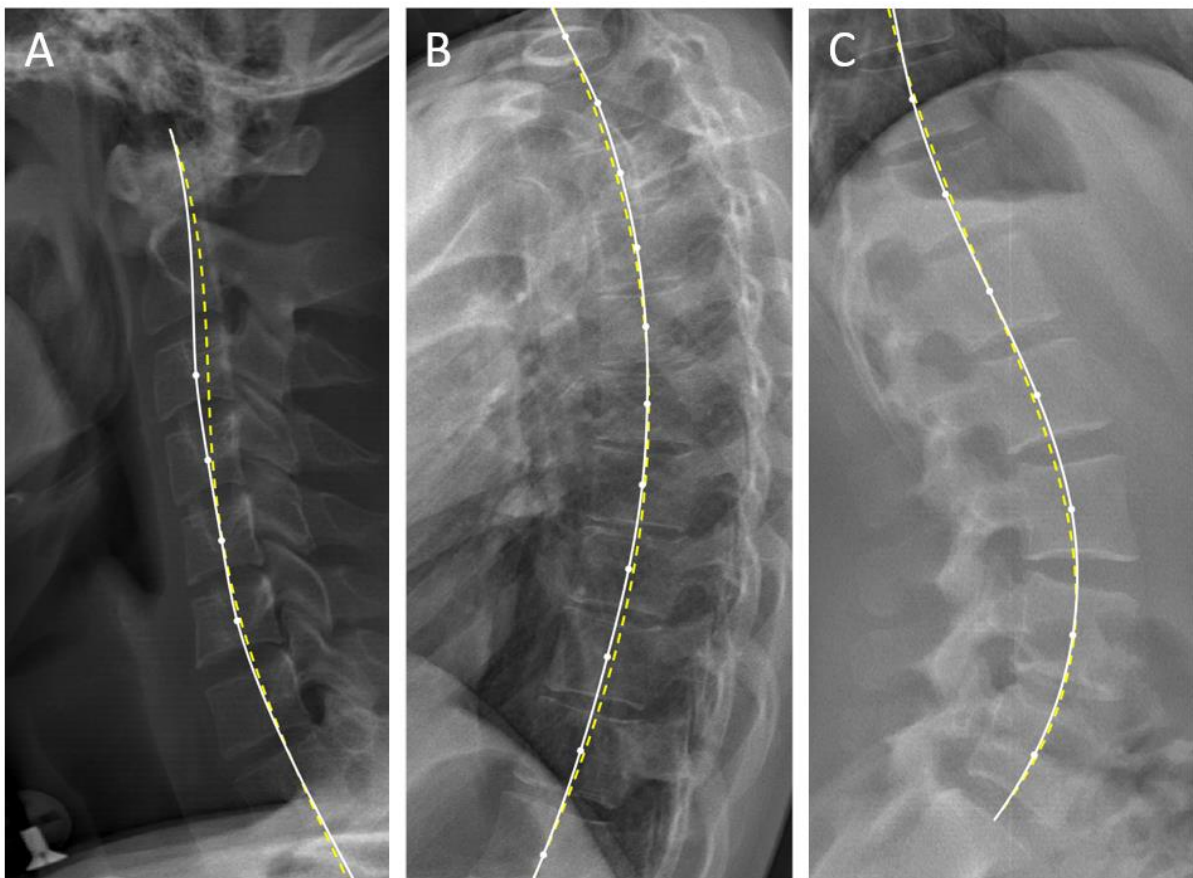


Figure 56 : Exemple d'ajustement automatique de la ligne spinale en vue sagittale au niveau du rachis cervical (A), thoracique (B) et lombaire (C) ; En pointillés jaunes : la ligne spinale identifiée automatiquement ; En blanc : l'ajustement de cette ligne spinale grâce aux centres des corps vertébraux

1.2. Création de la solution initiale personnalisée

Le principe général de reconstruction de la méthode présentée repose sur l'utilisation d'inférences statistiques longitudinales et transversales. Les deux types d'inférences se basent sur un modèle statistique de rachis présent dans la méthode de reconstruction utilisée en routine clinique (Humbert et al. 2009). Les inférences statistiques longitudinales se basent sur un certain nombre de régresseurs pour estimer la position des vertèbres le long de la ligne spinale de façon à correspondre au mieux au modèle statistique. Ces régresseurs correspondent à la longueur développée de la ligne spinale ainsi que les régresseurs liés aux plateaux des différentes vertèbres. Pour chaque plateau, les informations servant de régresseurs sont :

- La position du plateau le long de la ligne spinale. Celle-ci est exprimée en utilisant l'abscisse curviligne.
- L'angle entre le plateau et la normale de la ligne spinale.
- La profondeur du plateau vertébral.

Pour l'obtention de la première estimation de la position des vertèbres le long de la ligne spinale 3D, la longueur de la ligne spinale est calculée à partir de la ligne spinale 3D obtenue au préalable. La distance entre les deux têtes fémorales est calculée en transformant les deux points de chaque vue extraits des segmentations en deux points 3D. Finalement, les deux derniers régresseurs sont obtenus grâce à l'extraction du plateau supérieur de la vertèbre C3 à partir de la segmentation des vertèbres cervicales. A partir de cette structure, l'abscisse curviligne et l'angle relatif au plateau supérieur de la vertèbre C3 sont obtenus.

Ces quatre régresseurs sont donc utilisés dans une première inférence longitudinale, et la position de toutes les vertèbres du rachis (de C3 à L5), ainsi que les dimensions de ces plateaux et la hauteur du corps vertébral, sont inférées. A partir de ces informations, chaque vertèbre se voit attribuer un repère relatif à la tangente avec la ligne spinale par la méthode suivante : le barycentre des deux centres des plateaux est considéré comme l'origine du repère, l'axe Z est le vecteur reliant le plateau inférieur au plateau supérieur, un axe Y temporaire est pris comme étant l'axe reliant les deux cotyles, un axe X est calculé comme le produit vectoriel de l'axe Z et de l'axe Y, un axe Y final est calculé comme le produit vectoriel de l'axe Z et de l'axe X. La rotation vertébrale axiale (RVA) de chaque vertèbre est ensuite calculée par une formule de régression fonction de la courbure de la ligne spinale. Cette RVA est ensuite appliquée au repère vertèbre préalablement décrit.

Les 8 paramètres par vertèbre issus de l'inférence longitudinale, qui sont les 8 dimensions du corps vertébral, permettent la prédiction de la forme de chaque vertèbre grâce à une inférence transversale. Ainsi, 85 paramètres par vertèbre sont obtenus : 8 dimensions englobantes du corps vertébral (largeurs des plateaux supérieurs et inférieurs, profondeurs des plateaux supérieur et inférieur, hauteurs antérieure, postérieures, gauche et droite), 4 ellipses pour les facettes articulaires (décrites chacune par les paramètres suivants : 3 coordonnées du centroïde, 2 demi-diamètres, 2 angles pour orienter la normale du plan, un angle pour le déphasage), 4 points pour chaque pédicule, 7 points additionnels (pour les cervicales : l'unciforme gauche et droit, le bord postérieur du canal, les extrémités des apophyses transverses gauche et droite, les extrémités gauche et droite de l'apophyse épineuse, pour les thoraco-

lombaires : le bord postérieur du canal, l'extrémité de l'apophyse épineuse, les extrémités des apophyses transverses gauche et droite, les murs gauche, droite et antérieur du corps vertébral).

A partir d'un modèle générique des différentes vertèbres et des points caractéristiques obtenus par les inférences transversales, un maillage complet est obtenu pour chaque vertèbre par krigeage (Trochu 1993). Ainsi, une première estimation du rachis est obtenue. Un schéma explicatif est présenté ci-dessous (Figure 57).

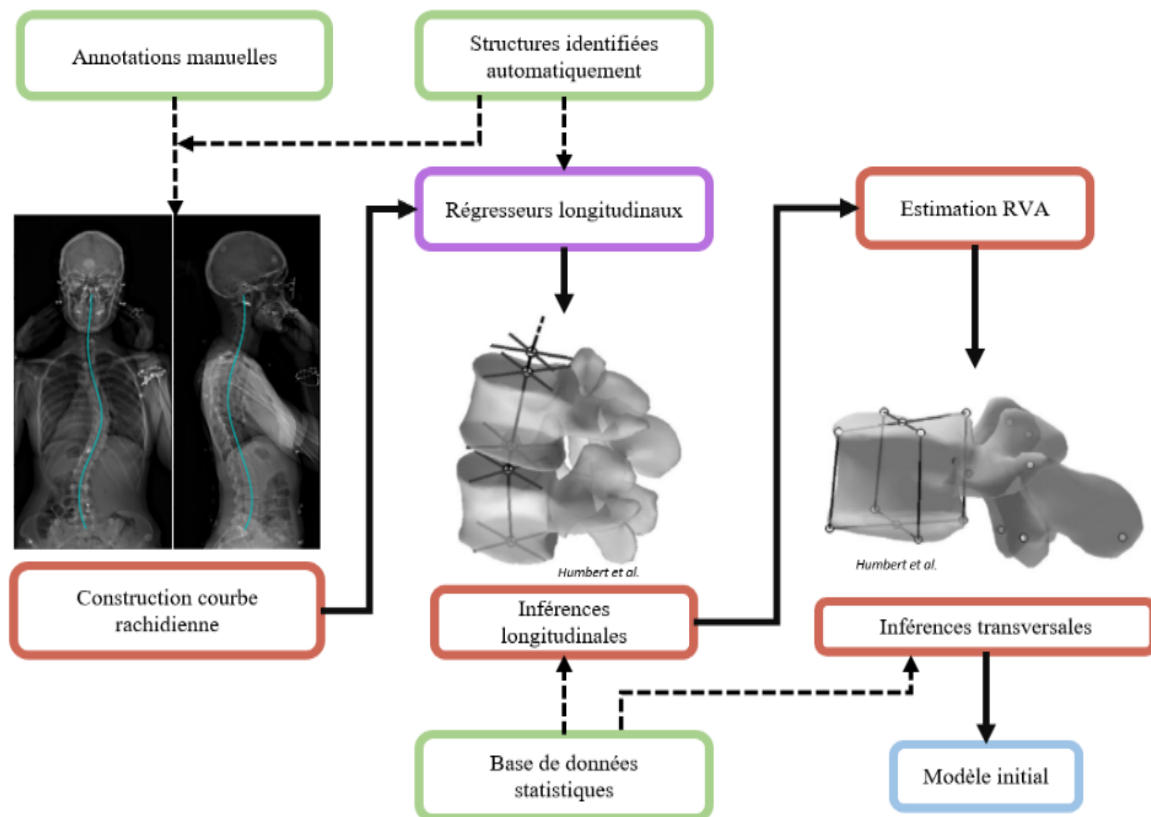


Figure 57 : Schéma de l'obtention du modèle personnalisé initial de la méthode proposée de reconstruction 3D du rachis

2. Ajustement du modèle

Pour ajuster ce modèle, les points correspondant aux coins des corps vertébraux en vue sagittale identifiés au préalable peuvent être utilisés. Cependant, même si ces coins sont regroupés par vertèbre, aucune identification globale le long du rachis n'a été effectuée. Une étape de classification est donc nécessaire pour identifier précisément à quelle vertèbre appartient les points identifiés.

2.1. Classification des vertèbres et ajustement automatique du modèle

Pour chaque vertèbre, les coins du corps vertébral obtenus lors de l'analyse de la segmentation sont comparés à ceux de l'ensemble des vertèbres projetées en vue sagittale du modèle initial (Figure 58). Si les 4 coins identifiés sont assez proches de quatre coins du corps vertébral du modèle initial, alors ce corps vertébral est associé à la vertèbre correspondante.

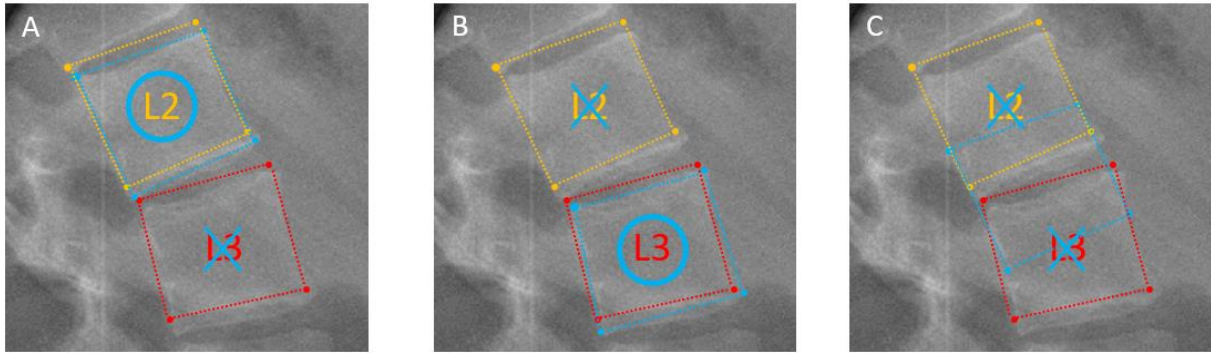


Figure 58 : Illustration de la classification des vertèbres par rapport au modèle initial : Les coins de la vertèbre non classifiée (en bleu) sont comparés aux coins des vertèbres du modèle initial (L2 en orange et L3 en rouge) ; Si les coins de la vertèbre non classifiée sont assez proches des coins d'une des vertèbres du modèle initial, cette dernière est classifiée de manière correspondante (L2 pour (A) et L3 pour (B)) ; Si aucune des vertèbres du modèle initial est assez proche, la vertèbre n'est pas classifiée et n'est donc pas utilisée pour l'ajustement du modèle (C)

Cependant, le modèle initial peut manquer de précision sur les vertèbres éloignées des premiers régresseurs. Ainsi, les vertèbres dont les positions sont les plus fiables sont les vertèbres C3, car son plateau supérieur est utilisé pour obtenir le modèle initial, et L5, par sa proximité avec le plateau sacré, ajusté manuellement. Des imprécisions au niveau du rachis thoracique, peuvent donc fausser la classification des vertèbres identifiées. Afin d'éviter de mauvaises classifications, la méthode proposée procède à une mise à jour du modèle auquel se compare les identifications automatiques toutes les quatre vertèbres. Pour la première étape de classification, les 4 vertèbres actives seront donc C3, C4, L4 et L5 (Figure 59). Une fois les vertèbres classées, les régresseurs relatifs aux plateaux de ces vertèbres sont ajoutés aux précédents. Des inférences longitudinales et transversales permettent d'obtenir un modèle mis à jour qui est donc davantage ajusté, cette approche est proche des techniques d'auto-ajustement du modèle décrites dans (Humbert et al. 2009) en rajoutant des régresseurs au fur et à mesure de leur estimation robuste.

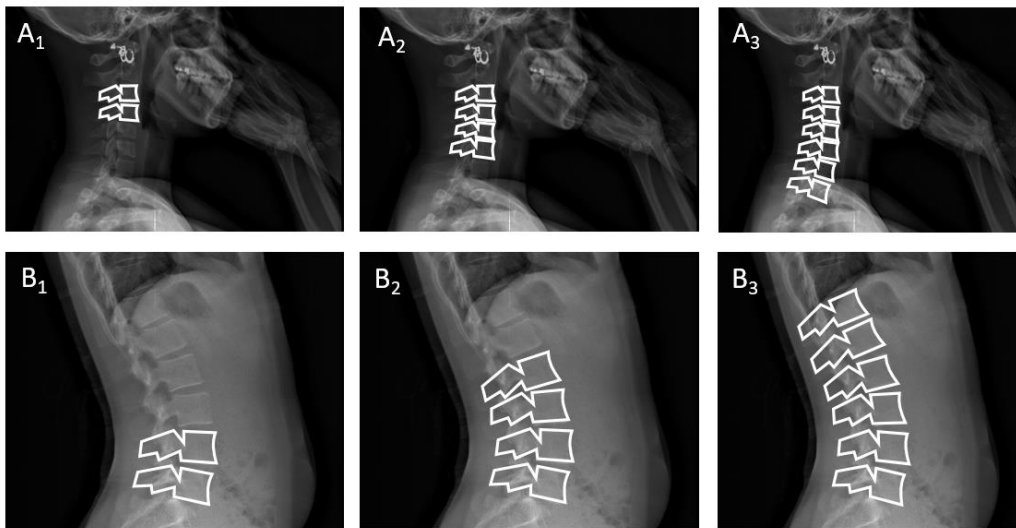


Figure 59 : Illustration des premières étapes de classification et d'ajustement du modèle 3D du rachis : Les premières vertèbres évaluées sont C3, C4, L4 et L5 (A₁ et B₁) suivi d'une mise à jour du modèle. Ensuite les vertèbres C5, C6, L2 et L3 (A₂ et B₂) sont évaluées grâce au nouveau modèle ; Cette boucle continue (A₃ et B₃) jusqu'à l'ajustement total du rachis

Une suite de classification et de mise à jour du modèle est ainsi effectuée pour obtenir un modèle ajusté automatiquement sur la totalité du rachis (Figure 60). Au total, six boucles sont nécessaires pour prendre en compte toutes les vertèbres du rachis.

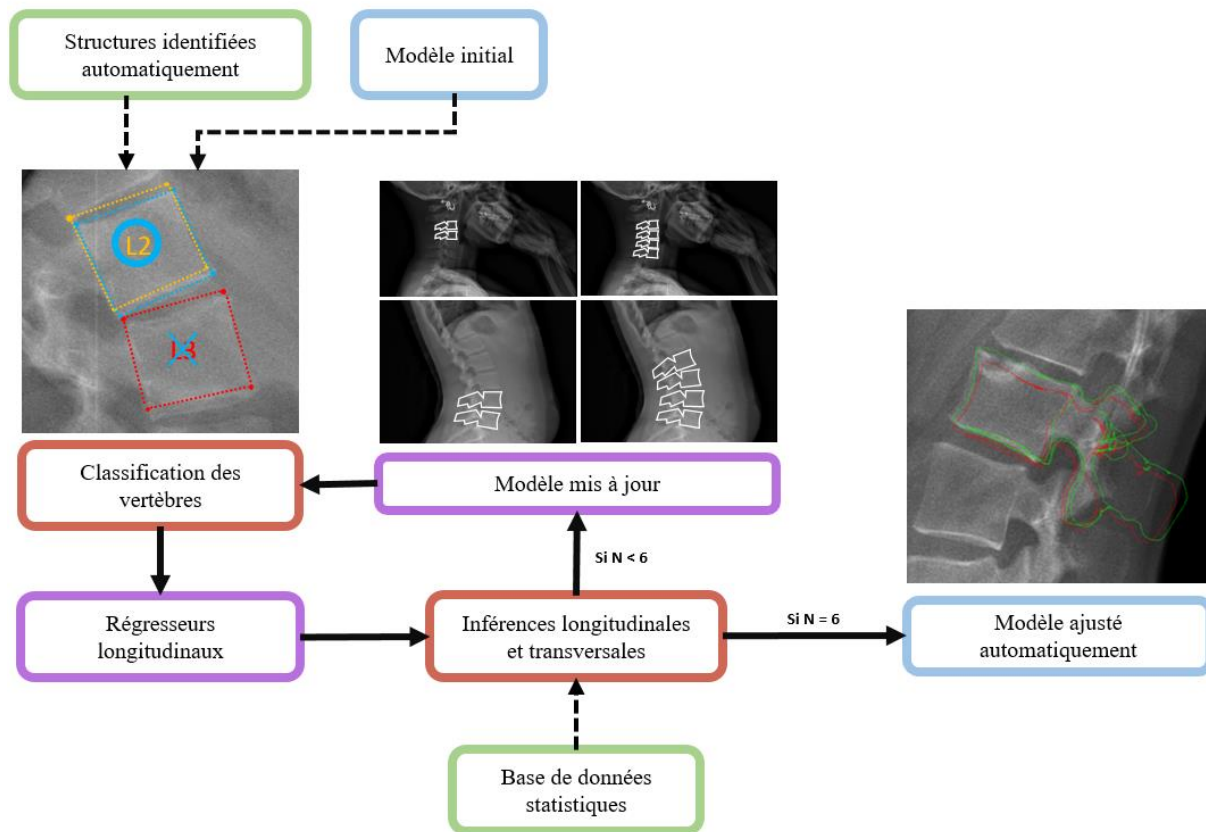


Figure 60 : Schéma de l'obtention du modèle personnalisé ajusté automatiquement de la méthode proposée de reconstruction 3D du rachis (le modèle est mis à jour 4 vertèbres à la fois, il y a donc $N=6$ boucles de mises-à-jour avant l'obtention du modèle ajusté automatiquement complet)

Ce processus requiert cependant de fixer un seuil unique lors de la classification des vertèbres. Si ce seuil est trop grand et que le modèle initial n'est pas assez précis, une mauvaise classification peut avoir lieu. Cela peut causer un décalage tout le long du rachis et rendre l'ajustement faux. De même, si ce seuil est trop petit et que le modèle initial n'est pas assez précis, des coins identifiés correctement pourraient être écartés à tort et ne pas être utilisés lors de l'ajustement automatique. De plus, si cette non-classification a lieu au début du processus d'ajustement, un effet cascade peut avoir lieu, menant à un ajustement presque nul du modèle. Pour évaluer le seuil idéal, une pré-étude a été réalisée sur la base de données d'entraînement de la méthode. Pour cela la méthode de reconstruction est appliquée sur les 153 sujets et les centres de chaque corps vertébral sont comparés avec les reconstructions originales. Les résultats de cette pré-étude (Tableau 3) semblent montrer qu'un seuil fixé à 10 mm pourrait être le plus adapté pour extraire le maximum d'information en risquant le moins de fausses classifications de vertèbres.

Tableau 3 : Evaluation de la distance entre les centres des corps vertébraux pour les différents seuils d'identification sur la base de données d'entraînement

	Seuil de classification						
	1 mm	5 mm	8 mm	10 mm	12 mm	15 mm	20 mm
Erreur (mm) moyenne \pm SD	4.0 \pm 2.2	2.8 \pm 1.7	2.6 \pm 1.5	2.6 \pm 1.4	3.0 \pm 2.6	3.2 \pm 3.0	4.8 \pm 3.9

En appliquant ce seuil de 10 mm lors de la classification de vertèbre 4 par 4, un modèle ajusté final est obtenu (Figure 61). Aucun ajustement automatique ultérieur n'a été appliqué au modèle.

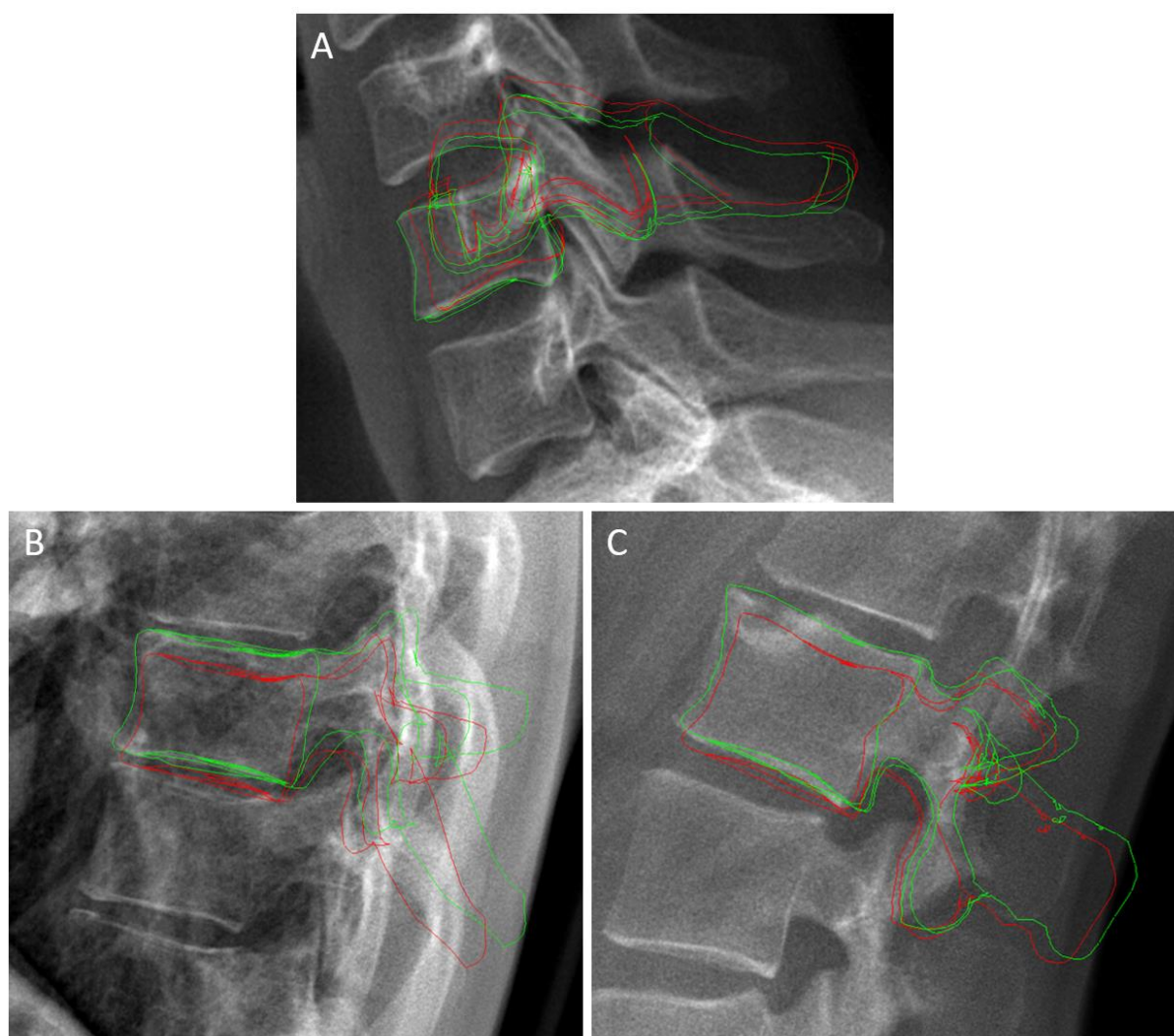


Figure 61 : Exemples de l'ajustement automatique de la reconstruction 3D. Projection en vue sagittale pour les vertèbres C6 (A), T9 (B) et L2 (C) de la reconstruction initiale (en rouge) et de la solution ajustée (en vert)

2.2. Ajustement manuel du modèle

Une fois l'ajustement automatique effectué, il est possible d'exporter le modèle pour le visualiser dans un logiciel sur lequel sont effectuées les reconstructions. Cela permet de vérifier la qualité de la solution

et de potentiellement l'ajuster. Pour cela, un opérateur peut agir sur les points de contrôle de façon sommaire pour ajuster de mauvais ajustement. Pour la base de données de test, un opérateur formé ajuste de façon sommaire les reconstructions. L'opérateur a pour but de corriger les erreurs de positionnement des corps vertébraux et de rotations axiales ainsi que les aberrations d'orientations, souvent sagittales. Le but est de montrer l'intérêt que peut avoir une vérification humaine brève pour éviter les erreurs grossières.

2.3. Evaluation

Pour évaluer cette méthode, une comparaison directe avec la méthode utilisée en routine clinique (Humbert et al. 2009) est effectuée. Les métriques comparées sont la position dans les trois dimensions du centre des corps vertébraux, les rotations des corps vertébraux dans les trois dimensions et quatre paramètres cliniques particuliers : la cyphose T1-T12 et la lordose L1-S1 pour tous les sujets, et l'angle de Cobb 3D et la rotation vertébrale axiale à l'apex pour les sujets scoliotiques. L'évaluation consistera donc en une adéquation entre la méthode proposée et celle utilisée en routine clinique. Cette dernière est évaluée sur 34 sujets, ayant entre 10 et 71 ans, pesant entre 45 et 85 kg, mesurant entre 147 et 181 cm et dont 10 sujets ayant un angle de Cobb supérieur ou égal à 10° .

3. Résultats

L'ajustement manuel sur les reconstructions des 34 sujets (dont 10 scoliotiques) a été effectué par un opérateur qualifié à la méthode de reconstruction (Humbert et al. 2009). Le temps d'ajustement médian a été de 3 min 10 secondes (2 min 15 sec minimum – 6 min 30 sec maximum).

3.1. Position et rotation des vertèbres

Les résultats de l'évaluation de la position du centre des corps vertébraux et de la rotation des vertèbres de la méthode de reconstruction proposée sont résumés dans les tableaux 2 et 3. Les résultats sont présentés pour chaque sous-partie du rachis ; pour les sujets asymptomatiques ($\text{Cobb} \leq 10^\circ$, $N = 24$), pour les sujets symptomatiques ($\text{Cobb} > 10^\circ$, $N = 10$) et pour la totalité des 34 sujets de la base de données d'évaluation.

Pour l'ajustement automatique (Tableau 4), l'erreur signée moyenne pour la position du centre vertébral est quasi-nulle sur les axes médio-latéral et longitudinale sauf pour les sujets scoliotiques en zone thoracique inférieure et lombaire. Selon l'axe antéro-postérieur, un biais moyen de 1 mm vers l'avant du sujet, en particulier dans les régions thoraciques inférieures et lombaires peut être observé. Pour la rotation vertébrale, l'erreur signée est centrée sauf pour les régions cervicales et thoraciques inférieures en rotation sagittale.

Pour l'ajustement manuel (Tableau 5), l'erreur signée moyenne pour la position des centres vertébraux est réduite, tout comme les écarts-types. De même, pour la rotation vertébrale, les biais sont nettement réduits sauf pour les rotations latérales et sagittales des sujets scoliotiques.

Afin de visualiser qualitativement la plus-value de l'ajustement, des illustrations sont présentées dans les Figure 62 à Figure 67.

Tableau 4 : Évaluation de la méthode d'ajustement automatique de reconstruction 3D avec les différences signées (moyenne \pm SD) pour la position (X antéropostérieure, Y latérale, Z verticale) et l'orientation (L latérale, S sagittale, A axiale)

		Position et Orientation - Ajustement Automatique					
Région Rachis		X (mm)	Y (mm)	Z (mm)	L (°)	S (°)	A (°)
Cobb $\leq 10^\circ$	Cervicale	1.1 \pm 1.0	0.1 \pm 0.2	0.5 \pm 1.5	-0.5 \pm 5.4	-3.6 \pm 4.4	0.2 \pm 2.4
	Thoracique Supérieure	1.3 \pm 1.7	-0.0 \pm 0.3	-0.1 \pm 1.1	-1.1 \pm 3.5	0.5 \pm 4.1	1.1 \pm 3.9
	Thoracique Inférieure	1.0 \pm 1.2	0.0 \pm 0.2	0.2 \pm 0.7	0.5 \pm 2.8	-0.8 \pm 2.0	-0.1 \pm 3.9
	Lombaire	1.7 \pm 0.8	0.1 \pm 0.3	0.5 \pm 1.0	0.6 \pm 4.3	0.8 \pm 2.4	0.2 \pm 4.4
Cobb $> 10^\circ$	Cervicale	1.1 \pm 1.1	0.1 \pm 0.2	0.1 \pm 1.2	0.3 \pm 2.0	-2.0 \pm 4.6	-0.3 \pm 2.4
	Thoracique Supérieure	1.1 \pm 1.9	-0.1 \pm 0.9	-0.9 \pm 2.8	-0.4 \pm 3.9	0.6 \pm 4.7	-0.2 \pm 7.4
	Thoracique Inférieure	1.8 \pm 2.1	0.0 \pm 0.8	-2.0 \pm 4.7	1.3 \pm 3.0	-1.9 \pm 3.3	-4.6 \pm 11.1
	Lombaire	2.1 \pm 1.6	0.3 \pm 1.3	-1.5 \pm 4.2	-0.4 \pm 5.7	0.2 \pm 3.2	-3.2 \pm 9.2
Tout	Cervicale	1.1 \pm 1.0	0.1 \pm 0.2	0.3 \pm 1.4	-0.3 \pm 4.6	-3.1 \pm 4.5	0.0 \pm 2.4
	Thoracique Supérieure	1.3 \pm 1.8	-0.0 \pm 0.6	-0.4 \pm 1.9	-0.9 \pm 3.6	0.6 \pm 4.3	0.7 \pm 5.4
	Thoracique Inférieure	1.3 \pm 1.6	0.0 \pm 0.5	-0.5 \pm 2.9	0.7 \pm 2.9	-1.2 \pm 2.5	-1.6 \pm 7.4
	Lombaire	1.8 \pm 1.2	0.1 \pm 0.8	-0.2 \pm 2.8	0.3 \pm 4.8	0.6 \pm 2.7	-0.9 \pm 6.6

Tableau 5 : Évaluation de la méthode d'ajustement manuelle après l'ajustement automatique de reconstruction 3D avec les différences signées (moyenne ± SD) pour la position (X antéropostérieure, Y latérale, Z verticale) et l'orientation (L latérale, S sagittale, A axiale)

		Position et Orientation - Ajustement manuel après ajustement automatique					
	Région Rachis	X (mm)	Y (mm)	Z (mm)	L (°)	S (°)	A (°)
Cobb ≤ 10°	Cervicale	0.1 ± 0.7	0.1 ± 0.3	0.2 ± 0.4	-0.5 ± 5.3	-0.1 ± 4.1	0.2 ± 2.3
	Thoracique Supérieure	0.6 ± 1.6	-0.0 ± 0.4	0.2 ± 1.1	-0.9 ± 3.3	0.7 ± 4.0	0.0 ± 3.5
	Thoracique Inférieure	0.6 ± 1.4	0.2 ± 0.7	0.3 ± 0.6	0.4 ± 2.3	-0.7 ± 1.9	0.2 ± 3.8
	Lombaire	1.2 ± 1.0	0.0 ± 0.6	0.3 ± 0.8	0.5 ± 3.3	0.6 ± 2.3	-0.5 ± 2.9
Cobb > 10°	Cervicale	0.4 ± 1.3	0.1 ± 0.2	0.2 ± 0.9	0.1 ± 2.1	0.3 ± 4.3	-0.3 ± 2.5
	Thoracique Supérieure	0.7 ± 1.3	-0.2 ± 0.8	0.2 ± 1.8	-0.4 ± 4.0	0.6 ± 4.3	-0.6 ± 5.4
	Thoracique Inférieure	0.9 ± 1.4	0.1 ± 1.3	0.1 ± 1.1	1.2 ± 3.0	-1.8 ± 3.2	-0.5 ± 6.9
	Lombaire	0.5 ± 1.3	0.5 ± 1.5	-0.1 ± 1.3	-0.2 ± 5.4	-0.2 ± 3.0	-0.2 ± 3.5
Tout	Cervicale	0.2 ± 1.0	0.1 ± 0.2	0.2 ± 1.4	-0.3 ± 4.5	0.0 ± 4.2	0.0 ± 2.4
	Thoracique Supérieure	0.7 ± 1.5	-0.1 ± 0.6	0.2 ± 1.3	-0.7 ± 3.5	0.7 ± 4.1	-0.2 ± 4.2
	Thoracique Inférieure	0.7 ± 1.4	0.2 ± 0.9	0.2 ± 0.8	0.7 ± 2.6	-1.1 ± 2.4	-0.0 ± 5.1
	Lombaire	1.0 ± 1.1	0.2 ± 1.0	0.2 ± 1.0	0.2 ± 4.1	0.3 ± 2.6	-0.4 ± 3.1

Des graphiques moyennant les erreurs par sujets sont présentés en Annexe 1.

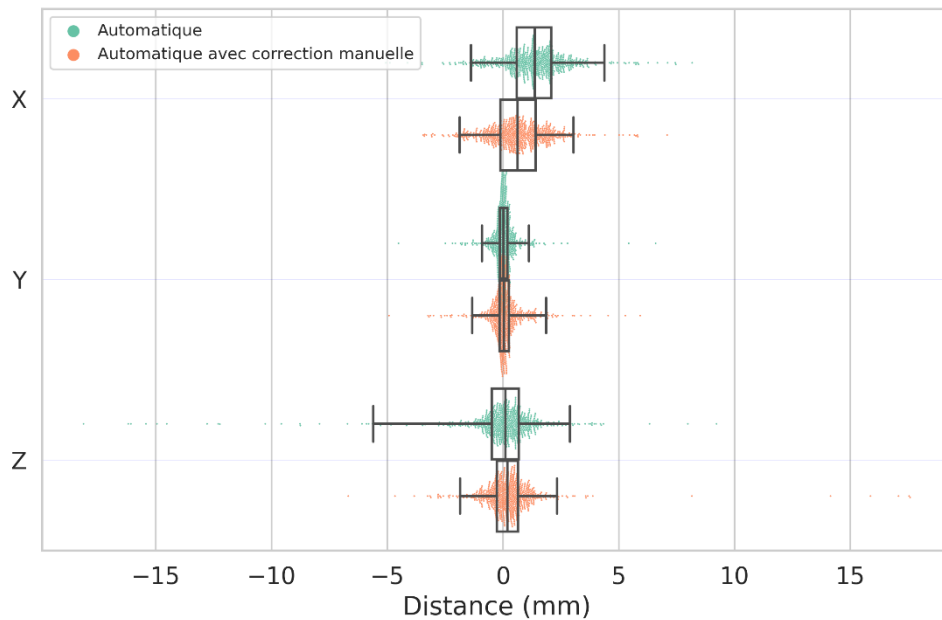


Figure 62 : Comparaison des résultats de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour tous les sujets

En différenciant les sujets symptomatiques (Figure 63) et asymptomatiques (Figure 64), nous constatons que les larges erreurs verticales sont issues des sujets symptomatiques. Ces erreurs sont cependant réduites avec un court ajustement manuel. Les erreurs antéropostérieures semblent indépendantes du type de sujets reconstruits, avec l'intervalle de confiance à 95% similaire entre les deux cohortes.

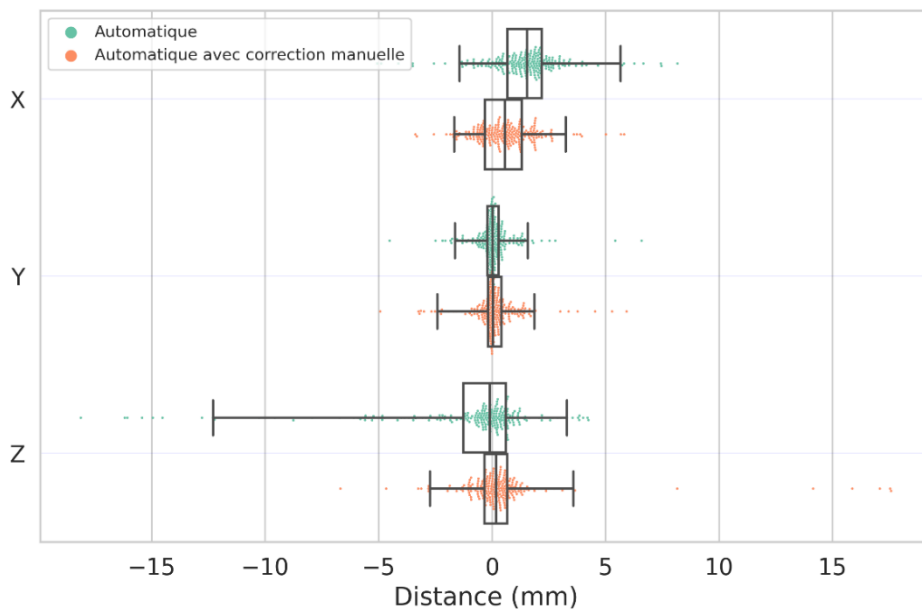


Figure 63 : Comparaison des résultats de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour les sujets symptomatiques

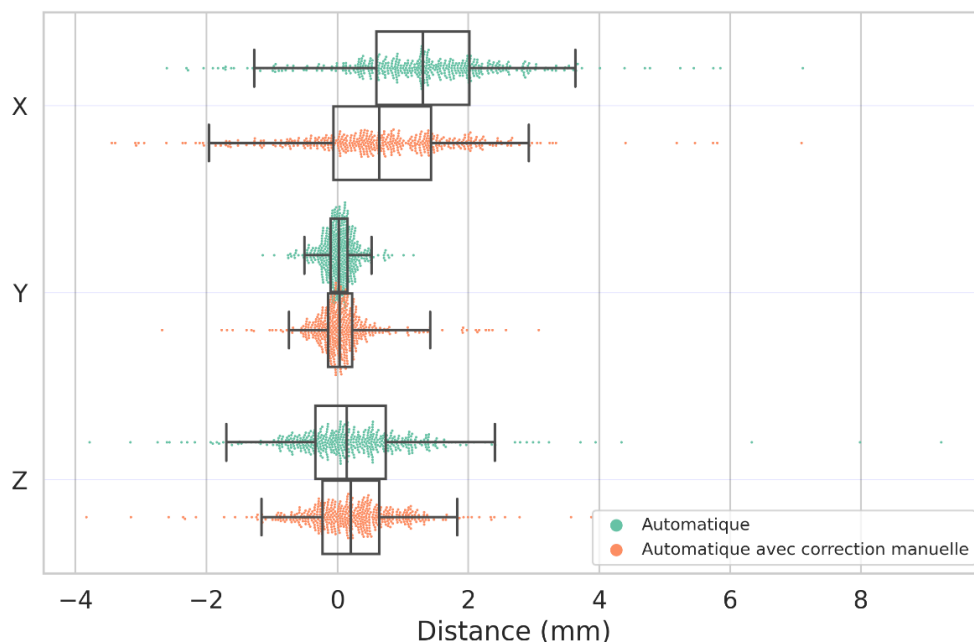


Figure 64 : Comparaison des résultats de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour les sujets asymptomatiques

La comparaison des résultats de rotation des vertèbres du rachis, de la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique et de l'ajustement manuel (Figure 65), démontre que l'ajustement manuel rapide permet de corriger significativement certaines larges erreurs de rotation axiale mais agit de façon marginale sur les rotations latérales et sagittales.

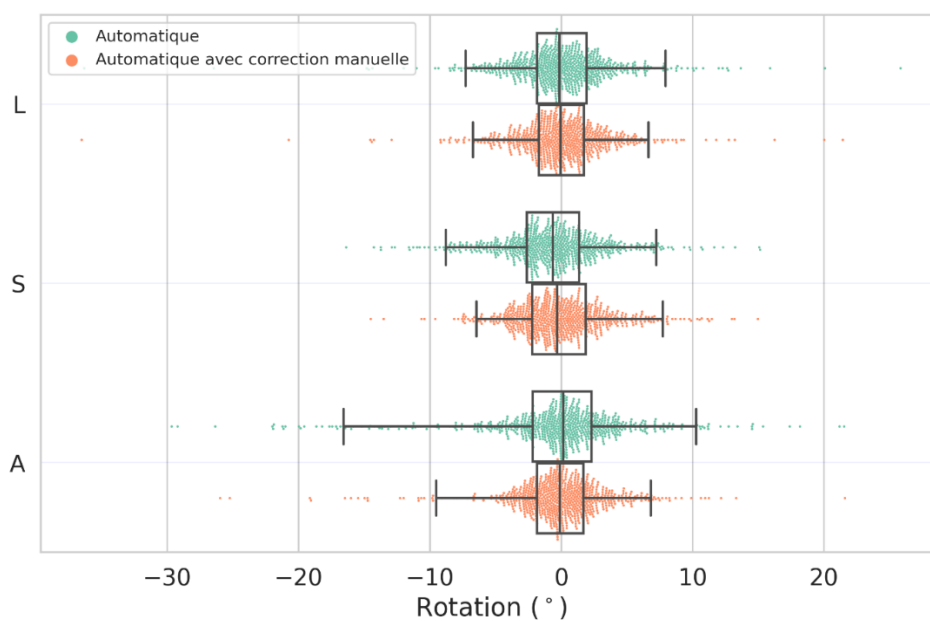


Figure 65 : Comparaison des résultats des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour tous les sujets

En différenciant les sujets symptomatiques (Figure 66) et asymptomatiques (Figure 67), nous constatons que la majorité des erreurs de rotations axiales dans la solution automatique sont issues des sujets symptomatiques. Ces erreurs sont cependant légèrement réduites avec le court ajustement manuel. L'intervalle de confiance à 95% semble réduit lors de l'ajustement manuel pour les sujets symptomatiques.

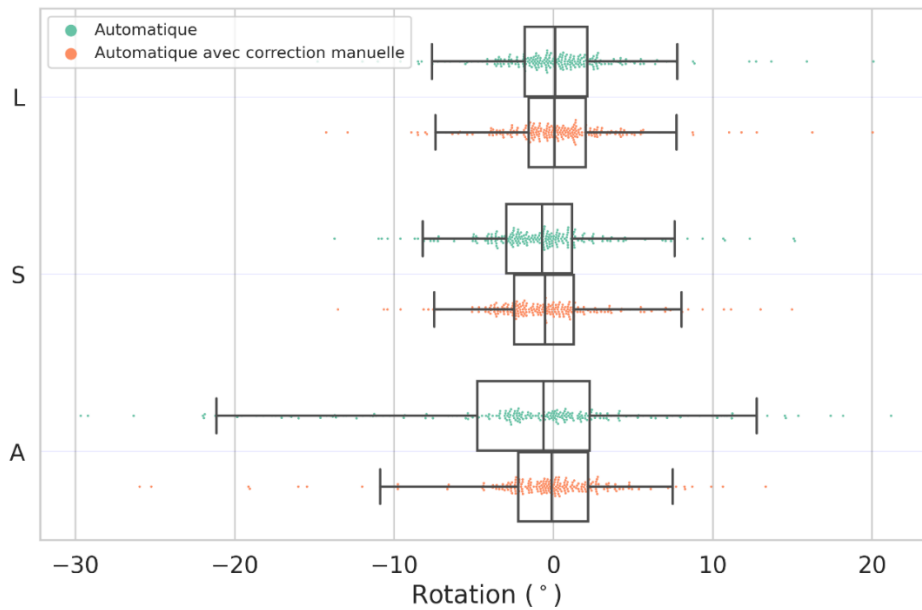


Figure 66 : Comparaison des résultats des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour les sujets symptomatiques

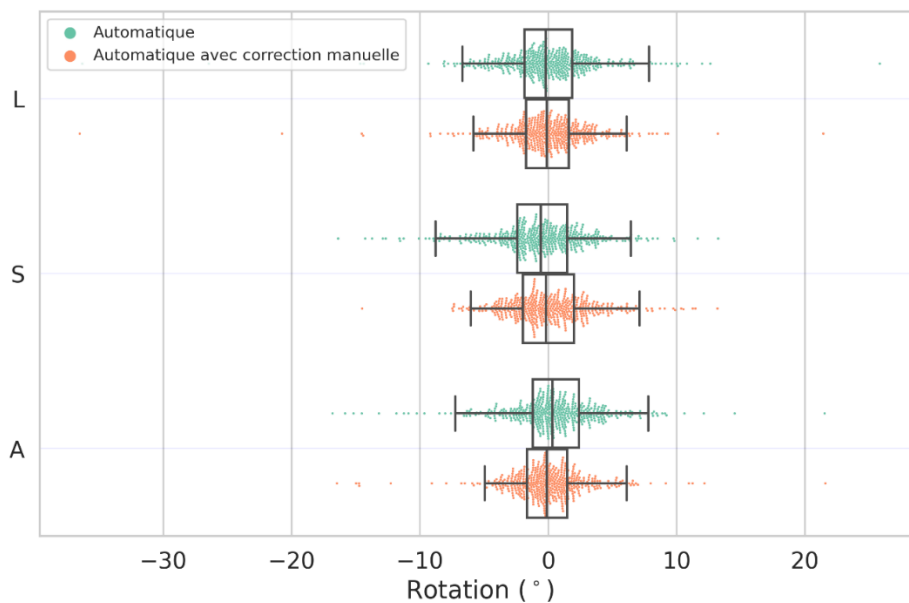


Figure 67 : Comparaison des résultats des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour les sujets asymptomatiques

3.2. Paramètres cliniques

Pour l'évaluation de la méthode, quatre paramètres cliniques couramment utilisés sont choisis : l'angle de Cobb, la rotation vertébrale axiale à l'apex, la cyphose T1-T12 et la lordose L1-S1. Les angles sont extraits de la reconstruction du rachis et sont comparés à ceux obtenus lors de la reconstruction avec la méthode utilisée en routine clinique (Humbert et al. 2009). Pour tous les paramètres cliniques, un écart-type important est observé pour l'ajustement automatique (Tableau 6). Pour l'angle de Cobb et la RVA notamment, l'écart-type dépasse systématiquement 9°. Pour les sujets asymptomatiques, la cyphose et la lordose sont mesurées avec plus de précision.

Tableau 6 : Évaluation de la méthode d'ajustement automatique de reconstruction 3D avec les différences signées (moyenne \pm SD) pour les paramètres cliniques rachidiens.

	Paramètres Cliniques - Ajustement Automatique			
	Cobb (°)	RVA apex (°)	C-T1T12 (°)	L-L1S1 (°)
Cobb \leq 10°	NA	NA	1.1 \pm 3.5	1.5 \pm 2.0
Cobb > 10°	-4.4 \pm 15.6	-9.1 \pm 9.4	3.8 \pm 6.6	2.9 \pm 3.8
Tout	-4.4 \pm 15.6	-9.1 \pm 9.4	2.0 \pm 4.8	1.9 \pm 2.8

Pour l'ajustement manuel (Tableau 7), les biais et écarts-types sont plus faibles que pour l'ajustement automatique, en particulier pour les sujets symptomatiques. L'angle de Cobb est le paramètre clinique le plus impacté, avec une erreur moyenne de $-2.0 \pm 9.3^\circ$. Afin de visualiser plus précisément la qualité de l'ajustement, des illustrations comparant l'intérêt de l'ajustement manuel sont présentées de la Figure 68 à la Figure 71.

Tableau 7 : Évaluation de la méthode d'ajustement manuelle de reconstruction 3D avec les différences signées (moyenne \pm SD) pour les paramètres cliniques rachidiens

	Paramètres Cliniques - Ajustement Manuel			
	Cobb (°)	RVA apex (°)	C-T1T12 (°)	L-L1S1 (°)
Cobb \leq 10°	NA	NA	1.2 \pm 3.7	1.1 \pm 2.2
Cobb > 10°	-2.0 \pm 9.3	-8.2 \pm 9.0	3.0 \pm 5.2	3.1 \pm 4.1
Tout	-2.0 \pm 9.3	-8.2 \pm 9.0	1.8 \pm 4.3	1.8 \pm 3.1

Afin d'éclairer plus finement ces résultats, des graphiques de type Bland-Altman ont été générés. Pour cela, la valeur de référence a été mise en abscisses et l'écart absolu entre cette référence et la valeur extraite à partir de la reconstruction 3D de la méthode proposée ajustée manuellement a été mise en ordonnées. Afin de visualiser plus facilement une possible corrélation, les erreurs mesurées pour les paramètres cliniques sont en valeur absolue, contrairement aux tableaux précédent. Pour l'angle de Cobb (Figure 68), la valeur aberrante semble être issue d'un sujet ayant un angle de Cobb supérieur à 45°.

Cependant, aucune tendance de l'augmentation de l'erreur avec l'augmentation de l'angle de Cobb ne peut être observée.

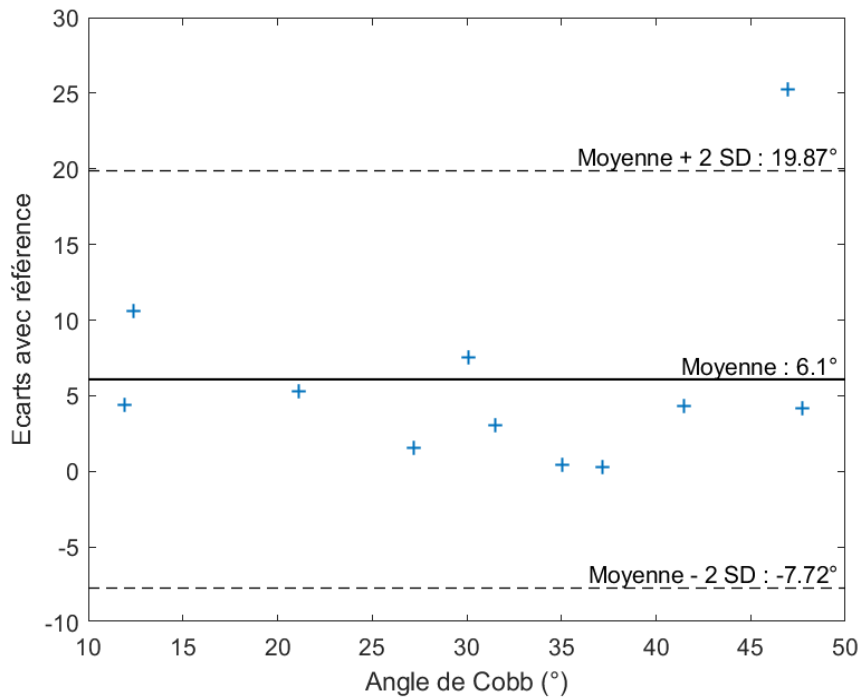


Figure 68 : Evaluation de l'angle de Cobb

Pour la rotation vertébrale axiale à l'apex (Figure 69), la valeur aberrante semble être à nouveau dans les rotations les plus importantes avec 19.5°. En analysant cette valeur aberrante, il ressort qu'elle appartient au même sujet que celle de l'angle de Cobb, avec un sujet ayant une forte scoliose dégénérative de l'adulte.

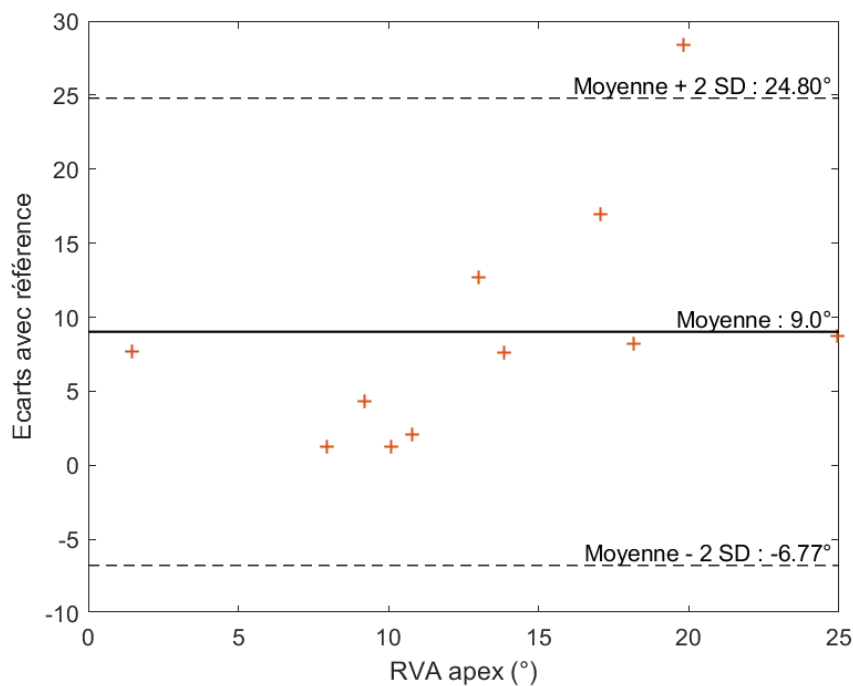


Figure 69 : Evaluation de la rotation vertébrale axiale à l'apex

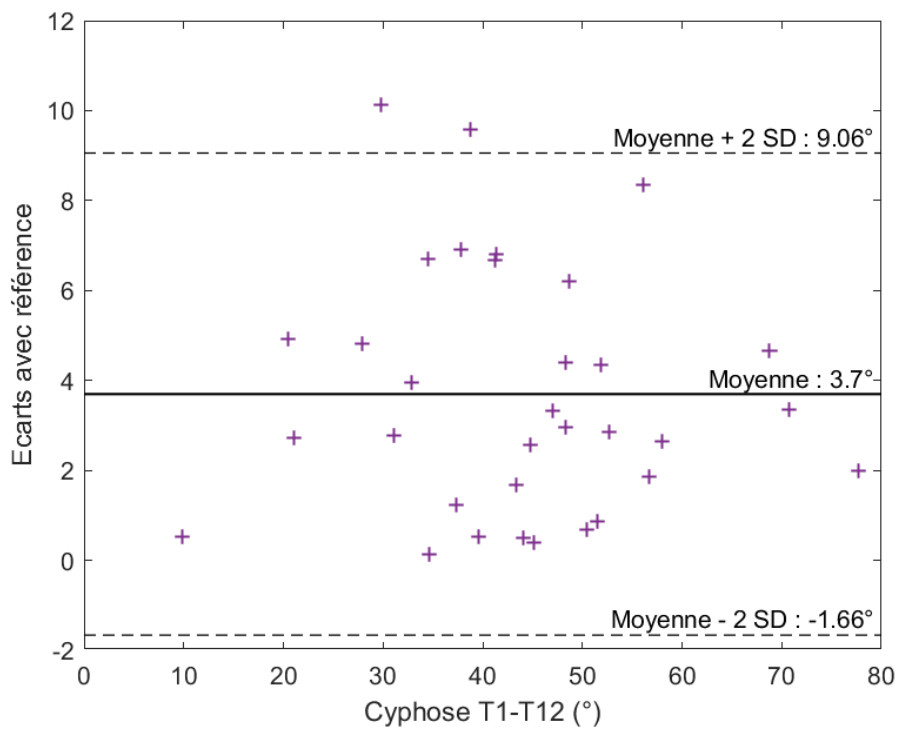


Figure 70 : Evaluation de la cyphose T1-T12

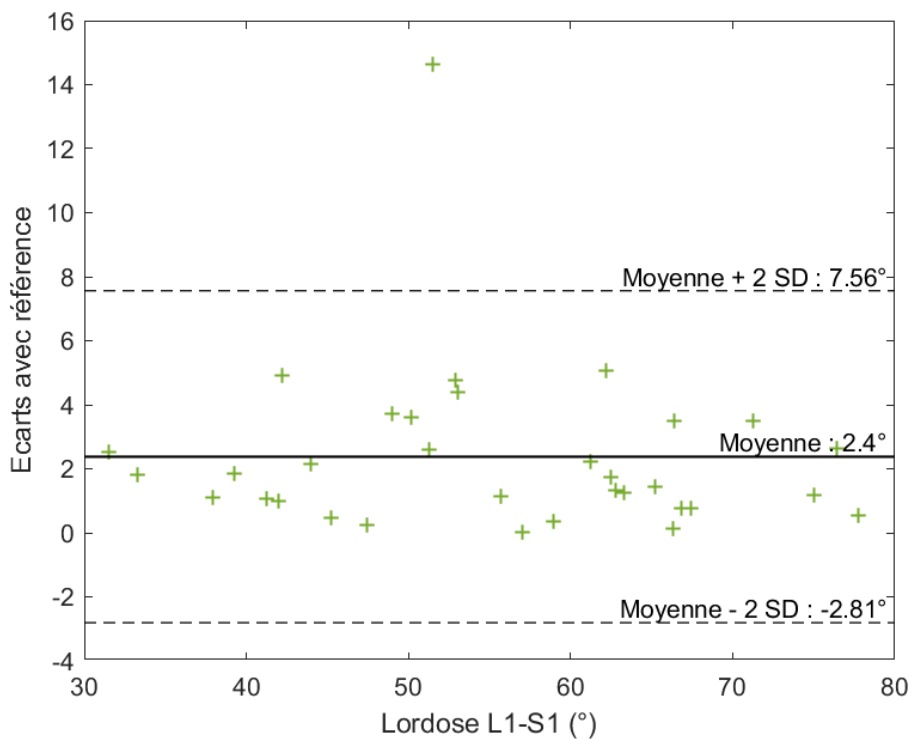


Figure 71 : Evaluation de la lordose L1-S1

4. Discussion

Certaines méthodes de reconstruction du rachis à partir de radiographies biplanes sont développées pour être de plus en plus automatiques (Gajny et al. 2019; Aubert et al. 2019; 2022). Pour cette automatisation, l'utilisation de segmentations automatiques par apprentissage profond grâce aux réseaux de neurones convolutifs semble être adaptée (Agomma et al. 2019; Yang et al. 2019). Grâce au réseau nnU-Net (Isensee et al. 2021) et en traitant les segmentations par des algorithmes d'analyse d'images simplifiées, il est possible d'obtenir l'identification de structures d'intérêt avec une précision de l'ordre de quelques millimètres. Ces structures d'intérêt peuvent être utilisées pour remplacer l'annotation manuelle nécessaire à l'obtention d'une première estimation du modèle 3D du rachis et peuvent être aussi utilisées pour ajuster le modèle.

Ainsi, la méthode de reconstruction 3D du rachis ici proposée repose sur deux structures annotées manuellement (le sommet de l'odontoïde et le plateau sacré) ainsi que certaines des structures identifiées automatiquement : les lignes spinales, le centre des têtes fémorales et les plateaux de la vertèbre C3. Une première reconstruction, dite initiale, permet une estimation de la position du centre des corps vertébraux avec une erreur de 4.0 ± 1.9 mm. Ce premier niveau de modélisation permet de classifier correctement les coins et plateaux des vertèbres extrémales du rachis (C3, C4, L4, L5) extraits automatiquement par la méthode décrite dans le chapitre 3.

Un ajustement automatique consistant à une labellisation itérative des vertèbres et une mise à jour des inférences statistiques permet d'affiner la précision du modèle. Ainsi, cet ajustement automatique peut se montrer efficace sur la position du centre du corps vertébral, avec des erreurs signées de 1.3 ± 1.4 mm en antéro-postérieur, de 0.1 ± 0.6 mm en latéral et de -0.3 ± 2.1 mm en vertical. Celles-ci sont légèrement supérieures mais comparables aux 0.5 ± 1.0 mm, 0.1 ± 1.4 mm et -0.0 ± 1.1 mm respectifs des travaux de (Gajny et al. 2019). De plus, ces résultats se montrent compétitifs avec ceux de (Aubert et al. 2019) avec 2 ± 1.4 mm d'erreur globale absolue. Cependant ces résultats restent globalement moins précis que ceux présentés dans (Benjamin Aubert 2020) avec -0.1 ± 0.8 mm, 0.1 ± 0.9 mm et -0.3 ± 0.5 mm respectivement. Le modèle proposé devient plus compétitif lorsqu'un léger ajustement manuel est appliqué (temps médian estimé d'environ 3 min) avec des erreurs signées de 0.7 ± 1.2 mm, 0.1 ± 0.7 mm et -0.2 ± 1.1 mm respectives. Ceci peut être expliqué entre autres par une identification parfois partielle des plateaux vertébraux. En effet, la non-classification des vertèbres lors de la segmentation empêche de différencier les vertèbres qui se superposent en vue sagittale comme cela est souvent le cas lors d'une scoliose. Ainsi, l'ajustement automatique semble très bien fonctionner pour les vertèbres identifiées mais ces vertèbres sont trop rares pour un ajustement global automatique précis. Pour la rotation des vertèbres, les ajustements automatiques se montrent moins précis avec $-0.1 \pm 3.9^\circ$ pour les rotations latérales, $-1.3 \pm 3.5^\circ$ pour les rotations sagittales et $-1.2 \pm 5.5^\circ$ pour les rotations axiales. Cependant, les ajustements manuels améliorent les résultats avec $-0.1 \pm 3.7^\circ$, $-0.1 \pm 3.3^\circ$ et $-0.2 \pm 3.7^\circ$ respectivement, ce qui permet à la méthode proposée de se montrer compétitive avec les $-0.0 \pm 3.5^\circ$, $0.3 \pm 3.7^\circ$ et $0.2 \pm 3.7^\circ$ respectifs de (Gajny et al. 2019). Cependant, la méthode (Benjamin Aubert 2020) reste supérieure pour les rotations latérales et sagittales avec $0.0 \pm 2.0^\circ$, $-0.2 \pm 2.1^\circ$ et $0.5 \pm 4.0^\circ$ respectivement. Ces résultats peuvent être expliqués tout d'abord par une absence d'ajustement systématique de l'orientation dans la méthode automatique. Une tentative d'ajustement en utilisant les pédicules détectés au chapitre 3 et la méthode de Stokes (Stokes, Bigalow, et Moreland 1986) pour

l'estimation des rotations axiales ne s'est pas montrée concluante. Cette méthode manque de précision et de robustesse face à de légères erreurs de positionnement des pédicules. Ensuite, les ajustements manuels de vérification ne sont voués qu'à ajuster brièvement les potentielles erreurs et n'ajuste que les rotations axiales. Ainsi elles ne suffisent donc pas à l'ajustement parfait du modèle 3D.

En ce qui concerne les paramètres cliniques, la précision n'est pas encore suffisante pour une application clinique avec une précision de $-4.4 \pm 15.6^\circ$ pour l'angle de Cobb, de $-9.1 \pm 9.4^\circ$ pour la RVA à l'apex, de $2.0 \pm 4.8^\circ$ pour la cyphose T1-T12 et de $1.9 \pm 2.8^\circ$ pour la lordose L1-S1. L'ajustement manuel améliore les résultats en obtenant respectivement $-2.0 \pm 9.3^\circ$, $-8.2 \pm 9.0^\circ$, $1.8 \pm 4.3^\circ$ et $1.8 \pm 3.1^\circ$. En comparaison, pour les mêmes paramètres cliniques, les méthodes (Gajny et al. 2019), (Aubert et al. 2019) et (Benjamin Aubert 2020) sont globalement plus précises. Il semble que les incertitudes pour l'angle de Cobb et la RVA à l'apex soient trop grandes pour être comparées aux méthodes de la littérature. Pour les courbures rachidiennes, la différence est moins importante. La précision de la cyphose T1-T12 lors de l'ajustement manuel semble similaire aux travaux de (Gajny et al. 2019) et de (Aubert et al. 2019). De même, la précision de la lordose L1-S1 lors de l'ajustement manuel semble compétitive avec ces deux méthodes et celle proposée dans (Benjamin Aubert 2020). La faible performance de ce modèle pour les paramètres cliniques pourrait être expliquée de plusieurs manières. Tout d'abord, quelques valeurs aberrantes, sur une cohorte de 10 sujets scoliotiques, ont un impact très important sur l'évaluation des paramètres cliniques liés à la scoliose. Ces mêmes valeurs aberrantes pour certains sujets scoliotiques se retrouvent dans l'évaluation de la cyphose et la lordose mais sont moins visibles car mesurées sur la cohorte complète d'évaluation (34 sujets). De façon plus globale, le manque d'ajustement pour les rotations des vertèbres explique facilement les défauts pour la rotation vertébrale axiale à l'apex. De plus, l'angle de Cobb 3D est calculé en analysant les plateaux vertébraux des vertèbres jonctionnelles. Or, dans la méthode proposée, les plateaux vertébraux n'ont été ajustés que dans la vue sagittale et uniquement lorsque les vertèbres ne se superposaient pas. Ainsi, pour la plupart des sujets scoliotiques, l'ajustement automatique n'était que peu appliqué. Une identification des plateaux vertébraux en vue coronale pourrait permettre un ajustement plus précis.

En conclusion, cette méthode semble être compétitive avec les autres méthodes présentes dans la littérature pour les sujets sains et pour les scolioses non dégénératives. Pour les sujets ayant une scoliose dégénérative de l'adulte, cette méthode semble être mal adaptée pour l'instant. Des travaux complémentaires devraient être effectués pour améliorer le traitement des images notamment pour obtenir une estimation précise des rotations axiales pour des sujets ayant de fortes pathologies du rachis telles que les scolioses dégénératives de l'adulte. Cependant, elle nécessite une légère annotation manuelle pour obtenir la reconstruction initiale et une vérification manuelle des résultats pour obtenir une précision suffisante. Cela montre que l'utilisation d'apprentissage automatique peut être utile dans l'obtention d'une reconstruction 3D de rachis à partir d'images biplanes. Cette utilisation a l'avantage d'être rapide et relativement facile à appliquer. Cependant cette méthode n'est pas complètement achevée et n'explore pas le plein potentiel des réseaux de neurones comme nnU-Net. Ainsi, il serait possible de combler les lacunes de cette méthode avec des segmentations différentes et l'identification automatique des quelques points annotés manuellement. Cela permettrait d'avoir une méthode précise et automatique sans nécessiter des travaux importants.

Conclusions générales et perspectives

L'objectif général de cette thèse est de contribuer à la reconstruction automatique du squelette de la tête aux pieds à partir de radiographies biplanes à faible dose, afin de faciliter le diagnostic de certaines pathologies comme la scoliose et d'accélérer les études cliniques.

Dans un premier chapitre, des rappels anatomiques ont été présentés. Le contexte clinique dans lequel se porte cette thèse a aussi été abordé afin de montrer l'utilité des radiographies biplanes. Les reconstructions 3D des différentes parties du squelette, qu'il est possible de retirer de ce type d'imagerie, ont enfin été abordées.

Dans un deuxième chapitre, un état de l'art des différentes méthodes de reconstruction 3D a été présenté. Pour cela, les méthodes de reconstruction utilisées de nos jours en routine clinique ont d'abord été expliquées ainsi que leur besoin d'automatisation pour faciliter l'accès rapide aux résultats sans le besoin du temps souvent précieux de chirurgiens ou d'opérateurs entraînés. Les pistes d'analyse d'images qui permettent cette automatisation ont donc ensuite été présentées. Allant de l'analyse d'images simples à l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique, l'efficacité des différentes méthodes présentes dans la littérature a été montrée. Finalement, les méthodes visant à l'automatisation maximale de la reconstruction de différentes parties du squelette ont été présentées avec leurs résultats respectifs. Cette étude a expliqué notre choix de nous porter vers l'apprentissage automatique, en particulier l'apprentissage profond grâce aux réseaux de neurones.

Ensuite, dans une troisième partie, des travaux personnels sur l'utilisation du réseau de neurones convolutifs nnU-Net pour la segmentation du rachis et des membres inférieurs ont été présentés. A partir d'une cohorte de 172 patients, ce réseau a donc été entraîné à segmenter dans chaque image deux parties différentes du squelette : le rachis et les membres inférieurs. Grâce à plusieurs niveaux de réseaux, de grossier à fin, une segmentation précise a pu être obtenue avec un coefficient de Dice global moyen de 0.93 ± 0.02 . A partir de cette segmentation, il a pu être possible d'extraire des structures d'intérêt nécessaires à la reconstruction du rachis grâce à plusieurs méthodes d'analyse d'images. Ainsi, la ligne spinale, le plateau supérieur de la vertèbre C3, le centre des têtes fémorales, les pédicules en vue coronales et les coins des corps vertébraux en vue sagittale ont pu être identifiés précisément.

A partir de ces résultats, une méthode de reconstruction quasi-automatique a pu être présentée dans un dernier chapitre. En utilisant une base de la méthode précédente, la plupart des annotations manuelles ont pu être remplacées afin d'obtenir un modèle initial personnalisé. Ce modèle, obtenu entre-autre grâce à des inférences transversales et longitudinales, a permis de classifier les vertèbres identifiées au préalable et de pouvoir ajuster itérativement le modèle de façon automatique. Ceci a permis l'obtention d'une reconstruction de rachis ajustée automatiquement et ayant une précision de position comparable aux méthodes de reconstructions de la littérature publiées avant le début de la thèse. Cependant, pour la rotation des vertèbres, il est nécessaire d'avoir un léger ajustement manuel de quelques minutes pour obtenir des résultats comparables à ceux de la littérature. De même, les résultats des paramètres cliniques ne sont pas encore suffisants pour que cette méthode soit utilisable en recherche clinique. Cette méthode de reconstruction semble pour l'instant plus adaptée à l'utilisation sur des sujets n'ayant pas de scolioses dégénérantes mais se montre prometteuse pour des sujets ayant des pathologies moins sévères.

La variation présente sur la qualité des radiographies biplanes et sur les structures visibles montre un des défauts principaux de l'apprentissage automatique : la manque de flexibilité. Ainsi, alors qu'un opérateur entraîné pourra facilement s'adapter à l'absence de structures particulières ou bien à la présence d'artefacts dans l'image, un algorithme pourra donner des résultats faussement positifs. Pour cela, la piste des méthodes de reconstruction semi-supervisée semble la plus pertinente pour la reconstruction 3D du rachis. De même, pour les sujets avec de fortes pathologies, l'option de la reconstruction manuelle semble pour l'instant être plus adaptée.

Une des grandes difficultés demeure : le passage des images 2D à la reconstruction 3D. Dans les derniers travaux parus (Benjamin Aubert 2020), l'utilisation de radiographies reconstruites numériquement est proposée pour faire ce lien entre les projections et la reconstruction 3D.

Cependant ces travaux de thèse ont permis de montrer une certaine efficacité de l'apprentissage profond dans la reconstruction 3D du rachis à partir de radiographies biplanes. Une segmentation différente des vertèbres et des pédicules vertébraux avec les mêmes outils pourrait être une piste facilement applicable pour améliorer davantage la précision afin de rendre le processus d'ajustement complètement automatique. L'utilisation de réseaux de neurones comme nnU-Net semble pouvoir encore apporter des avancées dans ce type de reconstruction.

Ainsi, pour le sujet difficile de la reconstruction 3D automatisée et précise du rachis, pour lequel aucune solution n'est proposée aujourd'hui en routine clinique, la présente méthode a permis de proposer certaines approches et d'en identifier l'intérêt et les limites. La segmentation des radiographies biplanes par réseaux de neurones semble avoir un grand potentiel avec un faible coût de développement et se transcrit facilement à d'autres parties du squelette. Des travaux ultérieurs permettront d'améliorer cette méthode, en particulier sur l'identification des points d'intérêt et, plus globalement, sur l'utilisation de la segmentation des structures osseuses obtenues afin d'ajuster le modèle de façon plus précise et de n'avoir plus aucune annotation manuelle à effectuer.

Références

- Agomma, Roseline Olory, Carlos Vazquez, Thierry Cresson, et Jacques de Guise. 2019. « Detection And Identification Of Lower-Limb Bones In Biplanar X-RAY Images With Arbitrary Field Of View And Various Patient Orientations ». In *2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019)*, 1174-77. Venice, Italy: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISBI.2019.8759456>.
- Al Arif, S. M. Masudur Rahman, Karen Knapp, et Greg Slabaugh. 2018. « Fully Automatic Cervical Vertebrae Segmentation Framework for X-Ray Images ». *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 157 (avril): 95-111. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.01.006>.
- Aubert, B., T. Cresson, J. A. De Guise, et C. Vazquez. 2022. « X-Ray to DRR Images Translation for Efficient Multiple Objects Similarity Measures in Deformable Model 3D/2D Registration ». *IEEE Transactions on Medical Imaging* PP (novembre). <https://doi.org/10.1109/TMI.2022.3218568>.
- Aubert, B., C. Vazquez, T. Cresson, S. Parent, et J. A. de Guise. 2019. « Toward Automated 3D Spine Reconstruction from Biplanar Radiographs Using CNN for Statistical Spine Model Fitting ». *IEEE Transactions on Medical Imaging* 38 (12): 2796-2806. <https://doi.org/10.1109/TMI.2019.2914400>.
- Aubert, B., C. Vergari, B. Ilharreborde, A. Courvoisier, et W. Skalli. 2016. « 3D Reconstruction of Rib Cage Geometry from Biplanar Radiographs Using a Statistical Parametric Model Approach ». *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization* 4 (5): 281-95. <https://doi.org/10.1080/21681163.2014.913990>.
- Aubert, B., P. A. Vidal, S. Parent, T. Cresson, C. Vazquez, et J. De Guise. 2017. « Convolutional Neural Network and In-Painting Techniques for the Automatic Assessment of Scoliotic Spine Surgery from Biplanar Radiographs ». In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2017*, édité par Maxime Descoteaux, Lena Maier-Hein, Alfred Franz, Pierre Jannin, D. Louis Collins, et Simon Duchesne, 10434:691-99. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66185-8_78.
- Aubert, Benjamin. 2020. « Reconstruction 3D automatique de la colonne vertébrale à partir de radiographies bi-planaires EOS ». PhD thesis, École de technologie supérieure. <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/2716/>.
- Ballard, D. H. 1981. « Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes ». *Pattern Recognition* 13 (2): 111-22. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(81\)90009-1](https://doi.org/10.1016/0031-3203(81)90009-1).
- Bianchi, Stefano. 2020. « Ultrasound and bone: a pictorial review ». *Journal of Ultrasound* 23 (3): 227-57. <https://doi.org/10.1007/s40477-020-00477-4>.
- Bonneau, Dominique. 2017. *Thérapeutique manuelle*. Editions Dunod. <https://doi.org/10.3917/heg.081.0069>.
- Bousigues, S., L. Gajny, S. Abihssira, C. Heidsieck, X. Ohl, N. Hagemester, et W. Skalli. 2023. « 3D Reconstruction of the Scapula from Biplanar X-Rays for Pose Estimation and Morphological Analysis ». *Medical Engineering & Physics* 120 (octobre): 104043. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2023.104043>.
- Buchberger, Barbara, Katharina Scholl, Laura Krabbe, Ljuba Spiller, et Beate Lux. 2022. « Radiation exposure by medical X-ray applications ». *GMS German Medical Science* 20 (mars): Doc06. <https://doi.org/10.3205/000308>.
- Carter, Olivia D, et Suzanne G Haynes. 1987. « Prevalence Rates for Scoliosis in US Adults: Results from the First National Health and Nutrition Examination Survey ». *International Journal of Epidemiology* 16 (4): 537-44. <https://doi.org/10.1093/ije/16.4.537>.
- Cawley, Gavin C, et Nicola L C Talbot. 2010. « On Over-fitting in Model Selection and Subsequent Selection Bias in Performance Evaluation ».
- Chaibi, Y., T. Cresson, B. Aubert, J. Hausselle, P. Neyret, O. Hauger, J. A. de Guise, et W. Skalli. 2012. « Fast 3D Reconstruction of the Lower Limb Using a Parametric Model and Statistical Inferences and Clinical Measurements Calculation from Biplanar X-Rays ». *Computer Methods*

- in *Biomechanics and Biomedical Engineering* 15 (5): 457-66. <https://doi.org/10.1080/10255842.2010.540758>.
- Cina, Andrea, Tito Bassani, Matteo Panico, Andrea Luca, Youssef Masharawi, Marco Brayda-Bruno, et Fabio Galbusera. 2021. « 2-Step Deep Learning Model for Landmarks Localization in Spine Radiographs ». *Scientific Reports* 11 (1): 9482. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-89102-w>.
- Cobb, John R. 1948. « Outline for the Study of Scoliosis ». In *Instructional Course Lectures*, 5:261-75.
- Courvoisier, Aurélien, Xavier Drevelle, Jean Dubousset, et Wafa Skalli. 2013. « Transverse Plane 3D Analysis of Mild Scoliosis ». *European Spine Journal* 22 (11): 2427-32. <https://doi.org/10.1007/s00586-013-2862-x>.
- Cuno, Alvaro, Claudio Esperanca, Antonio Oliveira, et Paulo Roma Cavalcanti. 2007. « 3D As-Rigid-As-Possible Deformations Using MLS », janvier.
- Dalal, N., et B. Triggs. 2005. « Histograms of Oriented Gradients for Human Detection ». In *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 1:886-93. San Diego, CA, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.177>.
- Dice, Lee R. 1945. « Measures of the Amount of Ecologic Association Between Species ». *Ecology* 26 (3): 297-302. <https://doi.org/10.2307/1932409>.
- Diebo, Bassel G, Neil V Shah, Oheneba Boachie-Adjei, Feng Zhu, Dominique A Rothenfluh, Carl B Paulino, Frank J Schwab, et Virginie Lafage. 2019. « Adult Spinal Deformity ». *The Lancet* 394 (10193): 160-72. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(19\)31125-0](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(19)31125-0).
- Dubousset, Jean, Georges Charpak, Irène Dorion, Wafa Skalli, François Lavaste, Jacques Deguise, Gabriel Kalifa, et Solène Ferey. 2005. « Une nouvelle imagerie Ostéo-Articulaire basse dose en position debout : le système EOS ». *Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine* 189 (2): 287-300. [https://doi.org/10.1016/S0001-4079\(19\)33584-8](https://doi.org/10.1016/S0001-4079(19)33584-8).
- Ebrahimi, Shahin, Elsa Angelini, Laurent Gajny, et Wafa Skalli. 2016. « Lumbar Spine Posterior Corner Detection in X-Rays Using Haar-Based Features ». In *2016 IEEE 13th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, 180-83. Prague, Czech Republic: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISBI.2016.7493239>.
- Ebrahimi, Shahin, Laurent Gajny, Wafa Skalli, et Elsa Angelini. 2019a. « Vertebral Corners Detection on Sagittal X-Rays Based on Shape Modelling, Random Forest Classifiers and Dedicated Visual Features ». *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization* 7 (2): 132-44. <https://doi.org/10.1080/21681163.2018.1463174>.
- Ebrahimi, Shahin, Laurent Gajny, Wafa Skalli, et Elsa D. Angelini. 2019b. « Automatic Segmentation and Identification of Spinous Processes on Sagittal X-Rays Based on Random Forest Classification and Dedicated Contextual Features ». In *2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019)*, 688-91. <https://doi.org/10.1109/ISBI.2019.8759490>.
- Ebrahimi, Shahin, Laurent Gajny, Claudio Vergari, Elsa D. Angelini, et Wafa Skalli. 2019. « Vertebral Rotation Estimation from Frontal X-Rays Using a Quasi-Automated Pedicle Detection Method ». *European Spine Journal* 28 (12): 3026-34. <https://doi.org/10.1007/s00586-019-06158-z>.
- Eley, Karen A., et Gaspar Delso. 2021. « Automated 3D MRI Rendering of the Craniofacial Skeleton: Using ZTE to Drive the Segmentation of Black Bone and FIESTA-C Images ». *Neuroradiology* 63 (1): 91-98. <https://doi.org/10.1007/s00234-020-02508-7>.
- Fadero, Patrick Eniola, et Mahir Shah. 2014. « Three Dimensional (3D) Modelling and Surgical Planning in Trauma and Orthopaedics ». *The Surgeon: Journal of the Royal Colleges of Surgeons of Edinburgh and Ireland* 12 (6): 328-33. <https://doi.org/10.1016/j.surge.2014.03.008>.
- Gajny, Laurent, Shahin Ebrahimi, Claudio Vergari, Elsa Angelini, et Wafa Skalli. 2019. « Quasi-Automatic 3D Reconstruction of the Full Spine from Low-Dose Biplanar X-Rays Based on Statistical Inferences and Image Analysis ». *European Spine Journal* 28 (4): 658-64. <https://doi.org/10.1007/s00586-018-5807-6>.
- Gajny, Laurent, François Girinon, Wael Bayoud, Bhrigu Lahkar, Aurore Bonnet-Lebrun, Philippe Rouch, Jean-Yves Lazennec, et Wafa Skalli. 2022. « Fast Quasi-Automated 3D Reconstruction of Lower Limbs from Low Dose Biplanar Radiographs Using Statistical Shape Models and Contour Matching ». *Medical Engineering & Physics* 101 (mars): 103769. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2022.103769>.

- Galbusera, Fabio, Frank Niemeyer, Hans-Joachim Wilke, Tito Bassani, Gloria Casaroli, Carla Anania, Francesco Costa, Marco Brayda-Bruno, et Luca Maria Sconfienza. 2019. « Fully Automated Radiological Analysis of Spinal Disorders and Deformities: A Deep Learning Approach ». *European Spine Journal* 28 (5): 951-60. <https://doi.org/10.1007/s00586-019-05944-z>.
- Gille, Olivier, Wafa Skalli, Paul Mathio, Pascal Kouyoumdjian, Alice Boishardy, Laurent Gajny, et Cecile Roscop. 2022. « Sagittal Balance Using Position and Orientation of Each Vertebra in an Asymptomatic Population ». *Spine* 47 (16): E551-59. <https://doi.org/10.1097/BRS.0000000000004366>.
- Girinon, François, Laurent Gajny, Shahin Ebrahimi, Louis Dagneaux, Philippe Rouch, et Wafa Skalli. 2020. « Quasi-Automated Reconstruction of the Femur from Bi-Planar X-Rays ». *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization* 8 (5): 529-37. <https://doi.org/10.1080/21681163.2020.1725915>.
- Glaser, Diana A., Josh Doan, et Peter O. Newton. 2012. « Comparison of 3-Dimensional Spinal Reconstruction Accuracy: Biplanar Radiographs With EOS Versus Computed Tomography ». *Spine* 37 (16): 1391. <https://doi.org/10.1097/BRS.0b013e3182518a15>.
- Goodfellow, Ian, Yoshua Bengio, et Aaron Courville. 2016. *Deep Learning*. MIT Press. <http://www.deeplearningbook.org>.
- Goodfellow, Ian, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, et Yoshua Bengio. 2014. « Generative Adversarial Nets ».
- Humbert, L., J.A. De Guise, B. Aubert, B. Godbout, et W. Skalli. 2009. « 3D Reconstruction of the Spine from Biplanar X-Rays Using Parametric Models Based on Transversal and Longitudinal Inferences ». *Medical Engineering & Physics* 31 (6): 681-87. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2009.01.003>.
- Isensee, Fabian, Paul F. Jaeger, Simon A. A. Kohl, Jens Petersen, et Klaus H. Maier-Hein. 2021. « NnU-Net: A Self-Configuring Method for Deep Learning-Based Biomedical Image Segmentation ». *Nature Methods* 18 (2): 203-11. <https://doi.org/10.1038/s41592-020-01008-z>.
- Junhua Zhang, Liang Lv, Xinling Shi, Yuanyuan Wang, Fei Guo, Yufeng Zhang, et Hongjian Li. 2013. « 3-D Reconstruction of the Spine From Biplanar Radiographs Based on Contour Matching Using the Hough Transform ». *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 60 (7): 1954-64. <https://doi.org/10.1109/TBME.2013.2246788>.
- Kasban, H, M A M El-Bendary, et D H Salama. 2015. « A Comparative Study of Medical Imaging Techniques ».
- Koelé, M. C., W. F. Lems, et H. C. Willems. 2020. « The Clinical Relevance of Hyperkyphosis: A Narrative Review ». *Frontiers in Endocrinology* 11 (janvier): 5. <https://doi.org/10.3389/fendo.2020.00005>.
- Kumar, Sampath, K. Prabhakar Nayak, et K. S. Hareesha. 2015. « 3D Reconstruction of Spine from Partial Biplanar Radiographic Image Data ». In *2015 2nd International Conference on Biomedical Engineering (ICoBE)*, 1-5. Penang, Malaysia: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICoBE.2015.7235127>.
- Lagacé, Pierre-yves. 2012. « Développement et validation d'une méthode d'évaluation de translations glénohumérales 3d sous EOS(mc) ». These de doctorat, Paris, ENSAM. <https://www.theses.fr/2012ENAM0059>.
- Laporte, S., W. Skalli, J. A. de Guise, F. Lavaste, et D. Mitton. 2003. « A Biplanar Reconstruction Method Based on 2D and 3D Contours: Application to the Distal Femur ». *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* 6 (1): 1-6. <https://doi.org/10.1080/1025584031000065956>.
- Laporte, Sébastien. 2002. « Reconstruction 3D du squelette humain pour la biomécanique par radiographie biplane à dose minimale d'irradiation ». These de doctorat, Paris, ENSAM. <https://www.theses.fr/2002ENAM0024>.
- LeCun, Yann, Yoshua Bengio, et Geoffrey Hinton. 2015. « Deep Learning ». *Nature* 521 (7553): 436-44. <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
- Lee, Ta-CHih, Rangasami Kashyap, et Chong-Nam Chu. 1994. « Building skeleton models via 3-D medial surface/axis thinning algorithms ». *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*.
- Loisel, François, Stan Durand, Jean-Noël Goubier, Xavier Bonnet, Philippe Rouch, et Wafa Skalli. 2022. « Reconstruction tridimensionnelle de la main à partir de radiographies biplanes :

- évaluation de la précision et de la fiabilité ». *Revue de Chirurgie Orthopédique et Traumatologique*, octobre, S1877051722003355. <https://doi.org/10.1016/j.rcot.2022.09.014>.
- Mitton, D., S. Deschênes, S. Laporte, B. Godbout, S. Bertrand, J. A. de Guise, et W. Skalli. 2006. « 3D Reconstruction of the Pelvis from Bi-Planar Radiography ». *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* 9 (1): 1-5. <https://doi.org/10.1080/10255840500521786>.
- Mitton, D., C. Landry, S. Véron, W. Skalli, F. Lavaste, et J. A. De Guise. 2000. « 3D Reconstruction Method from Biplanar Radiography Using Non-Stereocorresponding Points and Elastic Deformable Meshes ». *Medical and Biological Engineering and Computing* 38 (2): 133-39. <https://doi.org/10.1007/BF02344767>.
- Olory Agomma, Roseline, Thierry Cresson, Jacques de Guise, et Carlos Vazquez. 2022. « Automatic Lower Limb Bone Segmentation in Radiographs with Different Orientations and Fields of View Based on a Contextual Network ». *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, décembre. <https://doi.org/10.1007/s11548-022-02798-7>.
- Pérennou, D., C. Marcelli, C. Hérisson, et L. Simon. 1994. « Adult Lumbar Scoliosis. Epidemiologic Aspects in a Low-Back Pain Population ». *Spine* 19 (2): 123-28. <https://doi.org/10.1097/00007632-199401001-00001>.
- Pomero, Vincent, David Mitton, Sébastien Laporte, Jacques A de Guise, et Wafa Skalli. 2004. « Fast Accurate Stereoradiographic 3D-Reconstruction of the Spine Using a Combined Geometric and Statistic Model ». *Clinical Biomechanics* 19 (3): 240-47. <https://doi.org/10.1016/j.clinbiomech.2003.11.014>.
- Quijano, S., A. Serrurier, B. Aubert, S. Laporte, P. Thoreux, et W. Skalli. 2013. « Three-Dimensional Reconstruction of the Lower Limb from Biplanar Calibrated Radiographs ». *Medical Engineering & Physics* 35 (12): 1703-12. <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2013.07.002>.
- Reinke, Annika, Minu D. Tizabi, Carole H. Sudre, Matthias Eisenmann, Tim Rädtsch, Michael Baumgartner, Laura Acion, et al. 2022. « Common Limitations of Image Processing Metrics: A Picture Story ». arXiv. <http://arxiv.org/abs/2104.05642>.
- Rohan, Pierre-Yves, Antoine Perrier, Mira Ramanoudjame, Jérôme Hausselle, Henri Lelièvre, Raphael Seringe, Wafa Skalli, et Philippe Wicart. 2018. « Three-Dimensional Reconstruction of Foot in the Weightbearing Position From Biplanar Radiographs: Evaluation of Accuracy and Reliability ». *The Journal of Foot and Ankle Surgery* 57 (5): 931-37. <https://doi.org/10.1053/j.jfas.2018.03.014>.
- Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, et Thomas Brox. 2015. « U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation ». arXiv. <http://arxiv.org/abs/1505.04597>.
- Rousseau, Marc-Antoine, Sébastien Laporte, Estelle Chavary-Bernier, Jean-Yves Lazennec, et W Skalli. 2007. « Reproducibility of Measuring the Shape and Three-Dimensional Position of Cervical Vertebrae in Upright Position Using the EOS Stereoradiography System ». *Spine* 32 (23): 2569-72. <https://doi.org/10.1097/BRS.0b013e318158cba2>.
- Schwab, Frank, Benjamin Ungar, Benjamin Blondel, Jacob Buchowski, Jeffrey Coe, Donald Deinlein, Christopher DeWald, et al. 2012. « Scoliosis Research Society—Schwab Adult Spinal Deformity Classification: A Validation Study ». *Spine* 37 (12): 1077-82. <https://doi.org/10.1097/BRS.0b013e31823e15e2>.
- Shapiro, Linda, et George Stockman. 2001. *Computer Vision*. Prentice Hall PTR.
- Shen, Jesse, Venu M. Nemani, Jean-Christophe Leveque, et Rajiv Sethi. 2023. « Personalized Medicine in Orthopaedic Surgery: The Case of Spine Surgery ». *The Journal of the American Academy of Orthopaedic Surgeons*, avril. <https://doi.org/10.5435/JAAOS-D-22-00789>.
- Simpson, Andrew K., Peter G. Whang, Ari Jonisch, Andrew Haims, et Jonathan N. Grauer. 2008. « The Radiation Exposure Associated with Cervical and Lumbar Spine Radiographs ». *Journal of Spinal Disorders & Techniques* 21 (6): 409-12. <https://doi.org/10.1097/BSD.0b013e3181568656>.
- Skalli, Wafa, François Lavaste, et Jean-Luc Describes. 1995. « Quantification of Three-Dimensional Vertebral Rotations in Scoliosis: What Are the True Values? ». *Spine* 20 (5): 546.
- Skalli, Wafa, Claudio Vergari, Eric Ebermeyer, Isabelle Courtois, Xavier Drevelle, Remi Kohler, Kariman Abelin-Genevois, et Jean Dubousset. 2017. « Early Detection of Progressive

- Adolescent Idiopathic Scoliosis: A Severity Index ». *Spine* 42 (11): 823-30. <https://doi.org/10.1097/BRS.0000000000001961>.
- Soldati, Enrico, Francesca Rossi, Jerome Vicente, Daphne Guenoun, Martine Pithioux, Stefano Iotti, Emil Malucelli, et David Bendahan. 2021. « Survey of MRI Usefulness for the Clinical Assessment of Bone Microstructure ». *International Journal of Molecular Sciences* 22 (5): 2509. <https://doi.org/10.3390/ijms22052509>.
- Somoskeőy, Szabolcs, Miklós Tunyogi-Csapó, Csaba Bogyó, et Tamás Illés. 2012. « Clinical validation of coronal and sagittal spinal curve measurements based on three-dimensional vertebra vector parameters ». *The Spine Journal* 12 (10): 960-68. <https://doi.org/10.1016/j.spinee.2012.08.175>.
- Stokes, I. A., L. C. Bigalow, et M. S. Moreland. 1986. « Measurement of Axial Rotation of Vertebrae in Scoliosis ». *Spine* 11 (3): 213-18. <https://doi.org/10.1097/00007632-198604000-00006>.
- Tack, Alexander, Bernhard Preim, et Stefan Zachow. 2021. « Fully Automated Assessment of Knee Alignment from Full-Leg X-Rays Employing a “YOLOv4 And Resnet Landmark Regression Algorithm” (YARLA): Data from the Osteoarthritis Initiative ». *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 205 (juin): 106080. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2021.106080>.
- Tins, Bernhard J., et Birender Balain. 2016. « Incidence of numerical variants and transitional lumbosacral vertebrae on whole-spine MRI ». *Insights into Imaging* 7 (2): 199-203. <https://doi.org/10.1007/s13244-016-0468-7>.
- Trochu, F. 1993. « A Contouring Program Based on Dual Kriging Interpolation ». *Engineering with Computers* 9 (3): 160-77. <https://doi.org/10.1007/BF01206346>.
- Vergari, Claudio, Benjamin Aubert, Pauline Lallemand-Dudek, Thomas-Xavier Haen, et Wafa Skalli. 2020. « A Novel Method of Anatomical Landmark Selection for Rib Cage 3D Reconstruction from Biplanar Radiography ». *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization* 8 (1): 15-23. <https://doi.org/10.1080/21681163.2018.1537860>.
- Vergari, Claudio, Gwenael Ribes, Benjamin Aubert, Clayton Adam, Lotfi Miladi, Brice Ilharreborde, Kariman Abelin-Genevois, Philippe Rouch, et Wafa Skalli. 2015. « Evaluation of a Patient-Specific Finite-Element Model to Simulate Conservative Treatment in Adolescent Idiopathic Scoliosis ». *Spine Deformity* 3 (1): 4-11. <https://doi.org/10.1016/j.jspd.2014.06.014>.
- Véron, Philippe. 1997. « Techniques de simplification de modèles polyédriques pour un environnement de conception mécanique ». These de doctorat, Grenoble INPG. <https://www.theses.fr/1997INPG0194>.
- Weishaupt, Dominik, et Larissa Boxheimer. 2003. « Magnetic Resonance Imaging of the Weight-Bearing Spine ». *Seminars in Musculoskeletal Radiology* 7 (4): 277-86. <https://doi.org/10.1055/s-2004-815675>.
- Yang, Zixin, Wafa Skalli, Claudio Vergari, Elsa D. Angelini, et Laurent Gajny. 2019. « Automated Spinal Midline Delineation on Biplanar X-Rays Using Mask R-CNN ». In *VipIMAGE 2019*, édité par João Manuel R. S. Tavares et Renato Manuel Natal Jorge, 307-16. Lecture Notes in Computational Vision and Biomechanics. Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-32040-9_32.
- Zheng, Jiannan, Shun Miao, Z. Jane Wang, et Rui Liao. 2018. « Pairwise Domain Adaptation Module for CNN-Based 2-D/3-D Registration ». *Journal of Medical Imaging (Bellingham, Wash.)* 5 (2): 021204. <https://doi.org/10.1117/1.JMI.5.2.021204>.

Liste des figures

Figure 1 : Anatomie du rachis	9
Figure 2 : Morphologies vertébrales au niveau cervical, thoracique et lombaire (https://www.imaios.com, Dr. A. Micheau)	10
Figure 3 : Anatomie du membre inférieur	10
Figure 4 : Courbure et caractérisation de la scoliose (LC : Lordose Cervicale, CT : Cyphose Thoracique, LL : Lordose Lombaire)	11
Figure 5 : Illustration des paramètres de rotation vertébrale angulaire : l'inclinaison coronale vertébrale (VCT), l'angulation sagittale vertébrale (VSA) et la rotation vertébrale axiale (VAR). A. Vue coronale ; rotation autour de l'axe X_0 . B. Vue sagittale ; rotation autour de l'axe Y' . C. Vue axiale ; rotation autour de l'axe Z'' . (Skalli, Lavaste, et Descrimes 1995; Gille et al. 2022)	12
Figure 6 : Les différents types d'imagerie médicales. Radiographie traditionnelle (A), tomodensitométrie (B), IRM (C) et échographie (D) (Kasban, El-Bendary, et Salama 2015)	13
Figure 7 : Le système EOS (www.eos-imaging.com)	15
Figure 8 : (A) Modèle paramétrique de rachis (seules L4 et L5 sont représentées) et (B) modèle paramétrique de la vertèbre L4 (Humbert et al. 2009)	18
Figure 9 : (A) La numérisation de quelques paramètres descripteurs du rachis paramétrique (paramètres blancs) permet d'estimer les autres descripteurs (paramètres noirs) à l'aide d'inférences longitudinales ; (B) Estimation de la reconstruction 3D (Humbert et al. 2009)	19
Figure 10 : Reconstruction du membre inférieur en 3D ; (A) Rétroprojection d'un modèle paramétrique personnalisé morpho-réaliste (MPPM) déformé d'un fémur avant ajustement ; (B) Rétroprojection d'un MPPM déformé d'un fémur après ajustement ; (C) Reconstruction 3D du membre inférieur (Chaïbi et al. 2012)	20
Figure 11 : Reconstruction tridimensionnelle du pied à partir de radiographies biplanes (Rohan et al. 2018)	21
Figure 12 : Exemple d'une reconstruction 3D de cage thoracique de patient scoliotique : Le contour noir représente les silhouettes projetées des objets reconstruits en 3D (Aubert et al. 2016)	22
Figure 13 : Processus de peinture de côtes (A) et (B) raffinement d'une spline s'adaptant à l'ensemble des pixels peints (Vergari et al. 2020)	23
Figure 14 : Utilisation de la transformée de Hough : (a) Régions d'intérêts (RI) en vue frontale et sagittale ; (b) RI débruitées ; (c) Contours des vertèbres identifiées ; (d) Modèle des vertèbres projetées pour correspondre aux contours détectés (Junhua Zhang et al. 2013)	25
Figure 15 : Illustrations des étapes de la méthode d'identification des coins vertébraux : (a) Radiographie sagittale originale; (b-c) Images dans les régions cervicale et lombaire ; (d-e) Arêtes simplifiées tracées sur les régions cervicale et lombaire ; (f-g) Points de coins candidats après simplification ; (h) Angles colorés par type; (i-j) Coins, centres des vertèbres et centres des plateaux vertébraux issus de la sélection manuelle (croix rouge) et par l'algorithme (cercles noirs) (Ebrahimi et al. 2016)	26
Figure 16 : Illustrations de l'identification de la ligne spinale, emplacement prédit des 78 marqueurs (à gauche) et leur interpolation polynomiale (à droite, en vert)(Galbusera et al. 2019)	27
Figure 17 : Illustrations des étapes de la méthode d'identification des coins vertébraux par apprentissage profond (Cina et al. 2021)	28

Figure 18 : Illustrations des étapes de la méthode d'identification des points d'intérêt nécessaires au calcul de l'angle hanche-genou par apprentissage profond (Tack, Preim, et Zachow 2021)	29
Figure 19 : Représentation visuelle et méthode de calcul du DSC (Reinke et al. 2022)	30
Figure 20 : Présentation visuelle des étapes de la méthode de segmentation des corps vertébraux des vertèbres cervicales (Al Arif, Knapp, et Slabaugh 2018)	30
Figure 21 : Illustrations des entrées et sorties du CNN : (a) Image d'entrée ; (b) Vérités-terrains ; (c) Prédications de vertèbres obtenues par le réseau (Yang et al. 2019)	31
Figure 22 : Illustration des résultats qualitatifs de la segmentation des membres inférieurs avec RobustNet : (a) Radiographies d'entrée ; (b) Vérités-terrains ; (c) Résultats de la segmentation (Olory Agomma et al. 2022)	32
Figure 23 : Illustration des résultats de l'ajustement des contours par l'algorithme de plus court chemin ; Rouge : contour initial, Vert : Ruban d'intérêt, Bleu : Contour final	33
Figure 24 : Illustration des résultats de conversion basée sur le GAN à partir de l'image radiographique réelle à une image DRR à trois canaux correspondant aux structures vertébrales adjacentes (rouge=L4, vert=L5, bleu=S1) (Benjamin Aubert 2020).....	34
Figure 25 : Reconstruction 3D du modèle personnalisé de rachis (Kumar, Nayak, et Hareesha 2015)	35
Figure 26 : Cartes thermiques représentant sur chaque point des modèles du fémur et du tibia les distances moyennes point-surface par rapport à une référence CT (Gajny et al. 2022)	36
Figure 27 : Illustration des résultats de la méthode de reconstruction 3D du rachis quasi-automatique à partir de radiographies biplanes (Gajny et al. 2019).....	37
Figure 28 : Illustration de la méthode de reconstruction 3D automatique (A) Exemple d'images radiographiques biplanes PA et LAT ; (B) Première étape de détection ; (C) Etape de raffinement de l'enregistrement 3D/2D qui fournit des modèles 3D précis ; (D) Visualisation 3D (Benjamin Aubert 2020, chap. 6).....	38
Figure 29 : Illustration des différentes morphologies au sein des données d'entraînement	41
Figure 30 : Illustration des reconstructions 3D de références (A et B) et de leur projection en tant que masques (C et D).....	42
Figure 31 : Illustration de la préparation des données pour l'utilisation de nnU-Net. A et C, images radiographiques redimensionnées ; B et D, masques des vérités terrains correspondant à la recherche grossière des régions d'intérêt	44
Figure 32 : Illustration des données d'entrée d'un des réseaux de segmentation détaillée ; A : image radiographique rognée de rachis thoracique inférieur en vue coronale ; B : vérités-terrains correspondantes.....	45
Figure 33 : Illustration du problème lié au processus unciforme dans les vertèbres cervicales en vue coronale ; A : image radiographique rognée de la région cervicale ; B : corps vertébraux cervicaux avec le processus unciforme ; C : corps vertébraux cervicaux (+ T1) utilisés	46
Figure 34 : Illustration de la superposition des vérités-terrains pour la segmentation précise des membres inférieurs ; A : image radiographique sagittale rognée des membres inférieurs ; B : exemple de projection des membres droit et gauche ensemble ; C : membre inférieur gauche seul. D : membre inférieur droit seul	46

Figure 35 : Exemple du suivi d'un pli d'entraînement du réseau nnU-Net : la courbe verte indique l'optimisation de la métrique d'évaluation ; Les courbes rouges et bleues correspondent à la différence réelle entre la prédiction et les données de validation.....	47
Figure 36 : Illustration des étapes de l'identification de la ligne spinale en vue coronale (A) et en vue sagittale (B) ; A ₁ et B ₁ : Segmentation issue du réseau ; A ₂ et B ₂ : Squelettisation de la structure nettoyée ; A ₃ et B ₃ : Approximation de la ligne spinale automatique	49
Figure 37 : Illustration des étapes de l'identification du plateau de la vertèbre C3 en vue sagittale ; A : Segmentation issue du réseau ; B : Différentes lignes droites obtenues par la transformée de Hough ; C : Identification du plateau de la vertèbre C3	50
Figure 38 : Illustration des étapes de l'identification des centres des têtes fémorales en vue coronale (A) et en vue sagittale (B) ; A ₁ et B ₁ : analyse automatique des segmentations issues du réseau ; A ₂ et B ₂ : identification des centres de chaque tête fémorale.....	51
Figure 39 : Illustration de l'identification du centre des pédicules en vue coronale ; A : Pédicules dans la segmentation issue du réseau ; B : identification des centres de chaque pédicule.....	52
Figure 40 : Illustration de la méthode d'identification des coins vertébraux ; Chaque corps vertébral (B) est isolé à partir de la segmentation du rachis (A); L'aire du rectangle englobant ce corps vertébral est maximisée par rotation (C) ; Les intersections entre le rectangle englobant et le corps vertébral sont considérées comme les coins de cette dernière (D) (La ligne pointillée sert à visualiser la rotation du corps vertébral)	53
Figure 41 : Illustration des étapes de l'identification des coins en vue sagittale ; A ₁ : Segmentation issue du réseau ; A ₂ : Identification des coins des corps vertébraux visibles sur la segmentation nettoyée pour le rachis cervical (A), thoracique supérieur (B), thoracique inférieur (C) et lombaire (D) ; E : Identification et classification des coins des corps vertébraux sur le rachis complet	54
Figure 42 : Illustration des résultats de la segmentation grossière à partir d'images radiographiques en vue coronale à ¼ de résolution	55
Figure 43 : Illustration des résultats de la segmentation grossière à partir d'images radiographiques en vue sagittale à ¼ de résolution	56
Figure 44 : Illustration des résultats de la segmentation précise des membres inférieurs en vue coronale	57
Figure 45 : Détail de l'illustration des résultats de la segmentation précise des membres inférieurs en vue coronale	57
Figure 46 : Illustration des résultats de la segmentation précise des membres inférieurs en vue sagittale	58
Figure 47 : Illustration des résultats de la segmentation précise des sous-parties du rachis en vue sagittale	58
Figure 48 : Illustration des résultats de l'identification de la ligne spinale en vue coronale	59
Figure 49 : Illustration des résultats de l'identification de la ligne spinale.....	59
Figure 50 : Illustration des résultats de l'identification des centres des têtes fémorales en vue coronale	60
Figure 51 : Illustration des résultats de l'identification des centres des têtes fémorales en vue sagittale	60

Figure 52 : Illustration des résultats de l'identification des centres des pédicules vertébraux en vue coronale.....	61
Figure 53 : Illustration des résultats de l'identification des coins des corps vertébraux en vue sagittale	62
Figure 54 : Illustration des résultats de l'identification des centres des plateaux vertébraux en vue sagittale	62
Figure 55 : Schéma de l'organisation globale de la méthode proposée de reconstruction 3D du rachis	67
Figure 56 : Exemple d'ajustement automatique de la ligne spinale en vue sagittale au niveau du rachis cervical (A), thoracique (B) et lombaire (C) ; En pointillés jaunes : la ligne spinale identifiée automatiquement ; En blanc : l'ajustement de cette ligne spinale grâce aux centres des corps vertébraux	68
Figure 57 : Schéma de l'obtention du modèle personnalisé initial de la méthode proposée de reconstruction 3D du rachis.....	70
Figure 58 : Illustration de la classification des vertèbres par rapport au modèle initial : Les coins de la vertèbre non classifiée (en bleu) sont comparés aux coins des vertèbres du modèle initial (L2 en orange et L3 en rouge) ; Si les coins de la vertèbre non classifiée sont assez proches des coins d'une des vertèbres du modèle initial, cette dernière est classifiée de manière correspondante (L2 pour (A) et L3 pour (B)) ; Si aucune des vertèbres du modèle initial est assez proche, la vertèbre n'est pas classifiée et n'est donc pas utilisée pour l'ajustement du modèle (C)	71
Figure 59 : Illustration des premières étapes de classification et d'ajustement du modèle 3D du rachis : Les premières vertèbres évaluées sont C3, C4, L4 et L5 (A ₁ et B ₁) suivi d'une mise à jour du modèle. Ensuite les vertèbres C5, C6, L2 et L3 (A ₂ et B ₂) sont évaluées grâce au nouveau modèle ; Cette boucle continue (A ₃ et B ₃) jusqu'à l'ajustement total du rachis	71
Figure 60 : Schéma de l'obtention du modèle personnalisé ajusté automatiquement de la méthode proposée de reconstruction 3D du rachis (le modèle est mis à jour 4 vertèbres à la fois, il y a donc N=6 boucles de mises-à-jour avant l'obtention du modèle ajusté automatiquement complet)	72
Figure 61 : Exemples de l'ajustement automatique de la reconstruction 3D. Projection en vue sagittale pour les vertèbres C6 (A), T9 (B) et L2 (C) de la reconstruction initiale (en rouge) et de la solution ajustée (en vert)	73
Figure 62 : Comparaison des résultats de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour tous les sujets	77
Figure 63 : Comparaison des résultats de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour les sujets symptomatiques	77
Figure 64 : Comparaison des résultats de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour les sujets asymptomatiques	78
Figure 65 : Comparaison des résultats des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour tous les sujets	78

Figure 66 : Comparaison des résultats des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour les sujets symptomatiques	79
Figure 67 : Comparaison des résultats des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis pour l'ajustement automatique (vert) et l'ajustement manuel (orange) dans les 3 dimensions pour les sujets asymptomatiques.....	79
Figure 68 : Evaluation de l'angle de Cobb	81
Figure 69 : Evaluation de la rotation vertébrale axiale à l'apex	81
Figure 70 : Evaluation de la cyphose T1-T12.....	82
Figure 71 : Evaluation de la lordose L1-S1	82
Figure 72 : Résultats de la moyenne par patient de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour tous les sujets	103
Figure 73 : Résultats de la moyenne par patient de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour les sujets asymptomatiques	103
Figure 74 : Résultats de la moyenne par patient de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour les sujets symptomatiques	104
Figure 75 : Résultats de la moyenne par patient des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour tous les sujets.....	104
Figure 76 : Résultats de la moyenne par patient des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour les sujets asymptomatiques.....	105
Figure 77 : Résultats de la moyenne par patient des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour les sujets symptomatiques	105

Liste des tableaux

Tableau 1 : Résumé des méthodes de reconstructions semi-automatiques (les structures d'intérêts peuvent être des courbes, des contours et des polygones entres autres).....	24
Tableau 2 : Résumé des méthodes de reconstructions quasi-automatiques et automatiques (les structures d'intérêts peuvent être des courbes, des contours et des polygones entres autres).....	40
Tableau 3 : Evaluation de la distance entre les centres des corps vertébraux pour les différents seuils d'identification sur la base de données d'entraînement	73
Tableau 4 : Évaluation de la méthode d'ajustement automatique de reconstruction 3D avec les différences signées (moyenne \pm SD) pour la position (X antéropostérieure, Y latérale, Z verticale) et l'orientation (L latérale, S sagittale, A axiale).....	75
Tableau 5 : Évaluation de la méthode d'ajustement manuelle après l'ajustement automatique de reconstruction 3D avec les différences signées (moyenne \pm SD) pour la position (X antéropostérieure, Y latérale, Z verticale) et l'orientation (L latérale, S sagittale, A axiale)	76
Tableau 6 : Évaluation de la méthode d'ajustement automatique de reconstruction 3D avec les différences signées (moyenne \pm SD) pour les paramètres cliniques rachidiens.	80
Tableau 7 : Évaluation de la méthode d'ajustement manuelle de reconstruction 3D avec les différences signées (moyenne \pm SD) pour les paramètres cliniques rachidiens.....	80

Publications et communications

Articles

Bovio, M.; Skalli, W.; Gajny, L. Deep-learning-based 3D reconstruction of the spine from low-dose biplanar radiographs. *CMBBE 2023: The 18th International Symposium on Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*. Proceeding post-conference, soumis.

Congrès

Bovio, M.; Skalli, W.; Rebeyrat, G.; Assi, A.; Gajny, L. Automatic segmentation of the spine and lower limbs based on deep learning in low dose biplanar radiographs. *ICCB 2022*

Bovio, M.; Skalli, W.; Gajny, L. Deep-learning-based 3D reconstruction of the spine from low-dose biplanar radiographs. *CMBBE 2023*

Annexes

Annexe 1

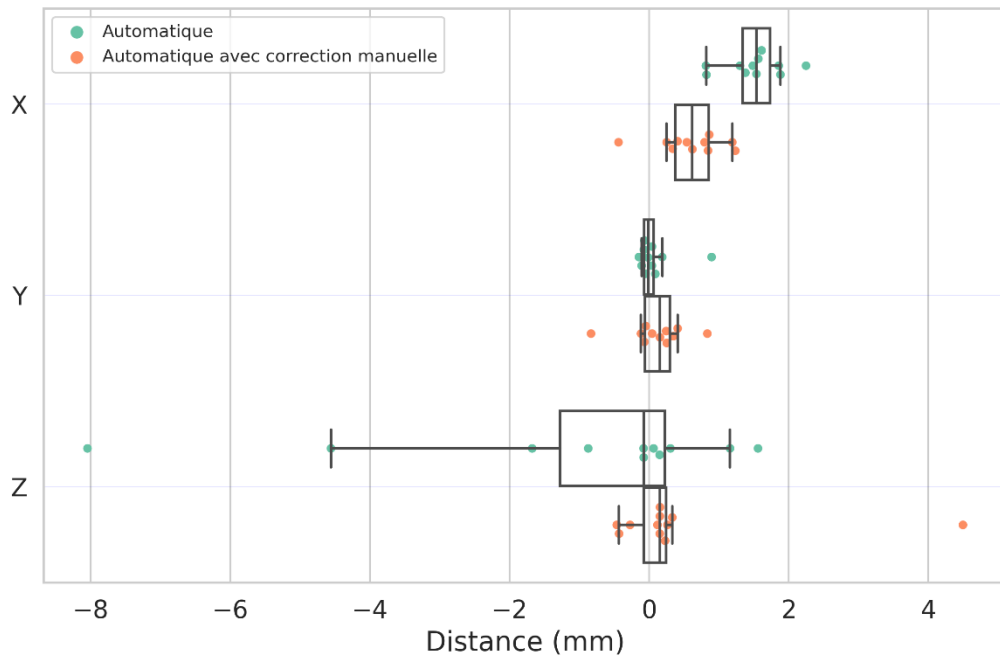


Figure 72 : Résultats de la moyenne par patient de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour tous les sujets

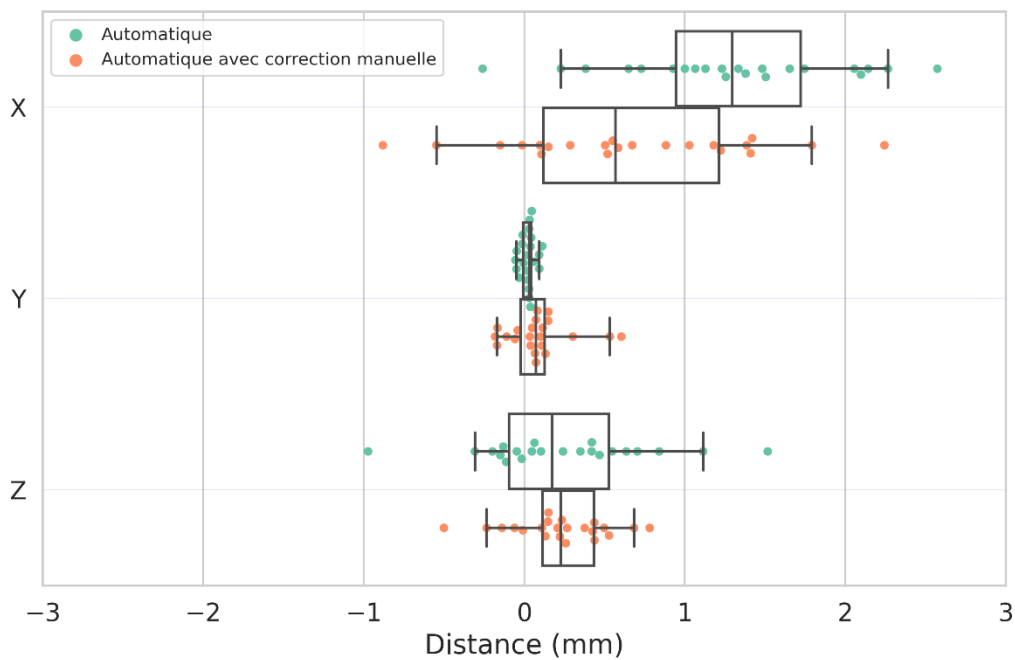


Figure 73 : Résultats de la moyenne par patient de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour les sujets asymptomatiques

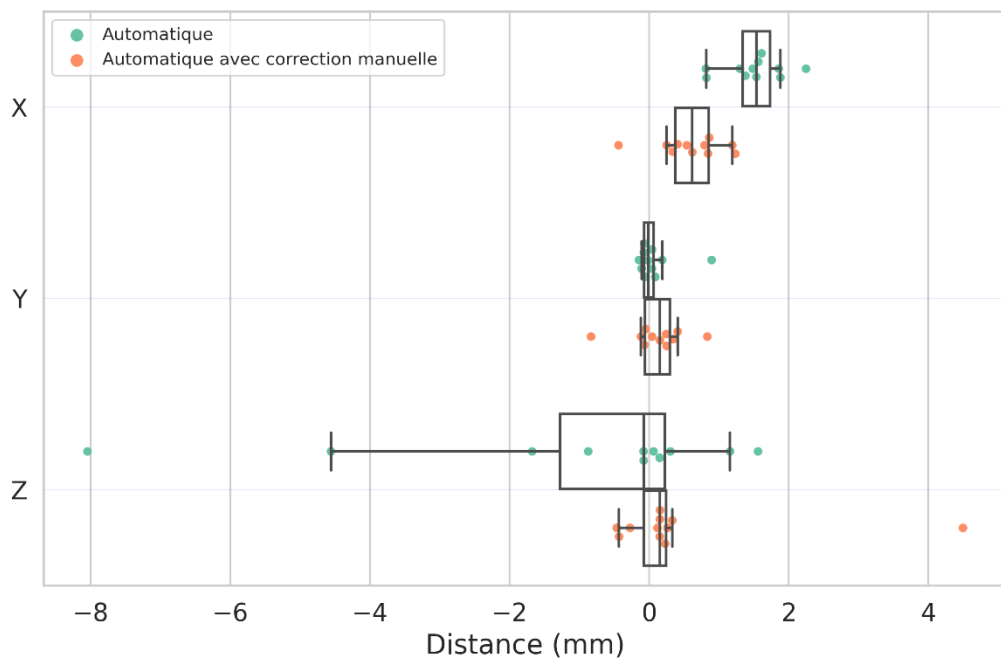


Figure 74 : Résultats de la moyenne par patient de la position du centre des corps vertébraux de la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour les sujets symptomatiques

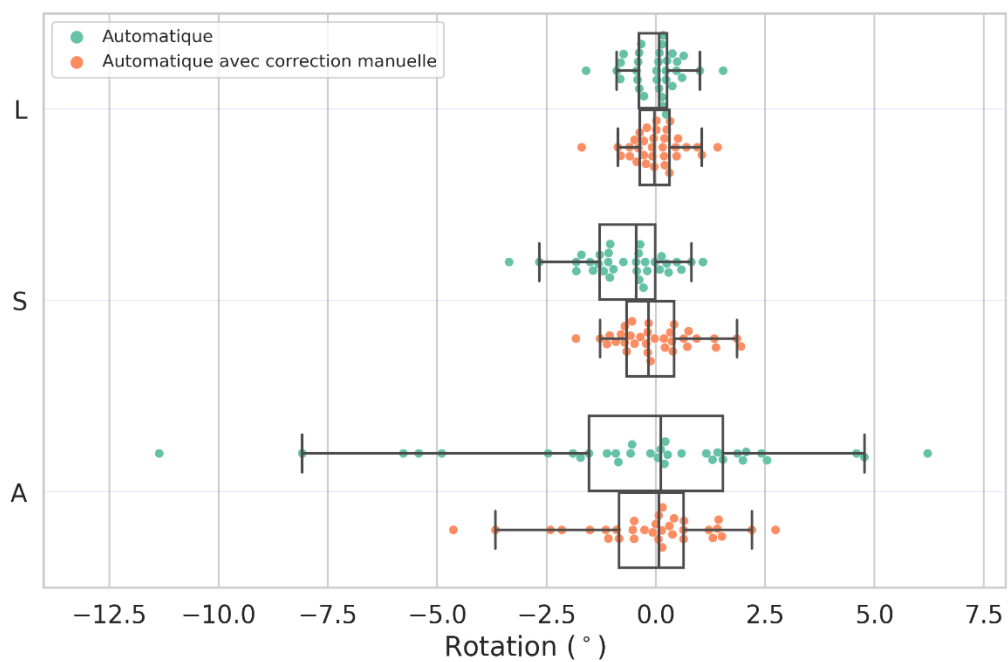


Figure 75 : Résultats de la moyenne par patient des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour tous les sujets

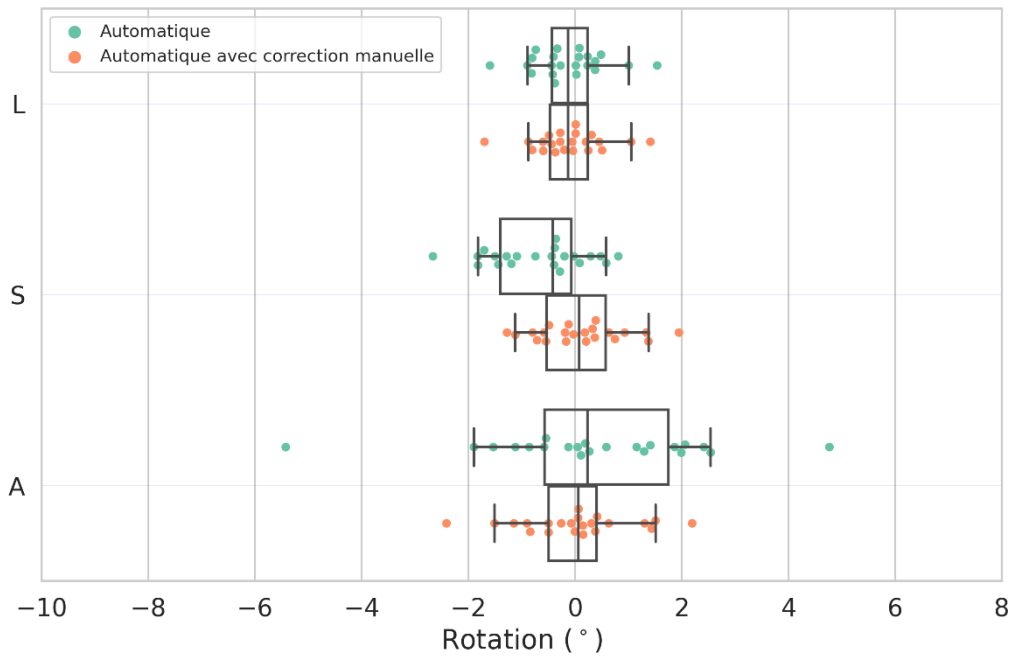


Figure 76 : Résultats de la moyenne par patient des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour les sujets asymptomatiques

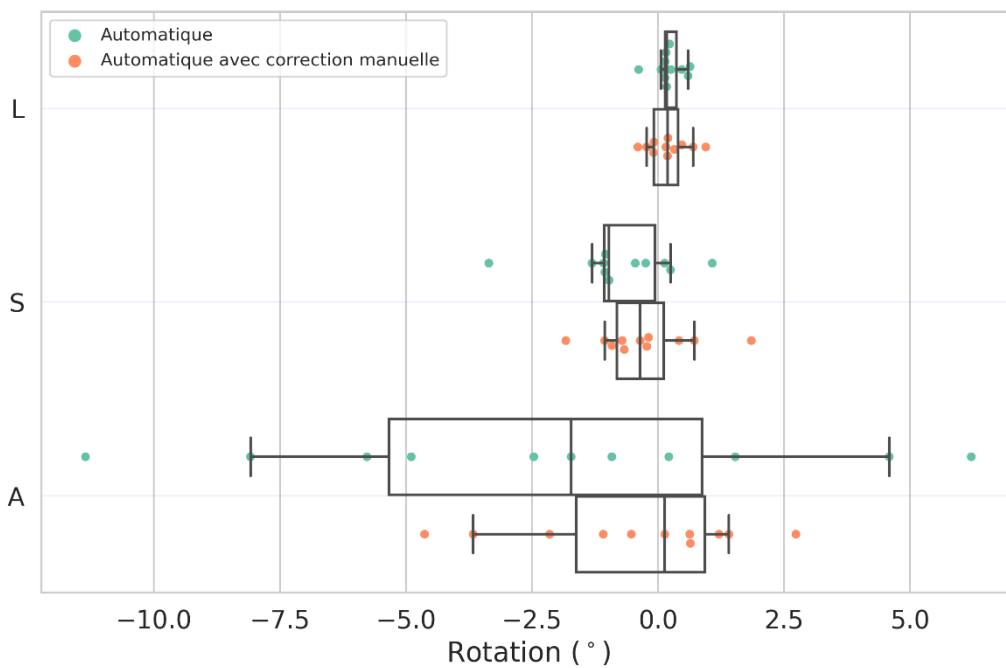


Figure 77 : Résultats de la moyenne par patient des rotations vertébrales dans la reconstruction 3D du rachis dans les 3 dimensions pour les sujets symptomatiques

Matteo BOVIO

Contribution à la segmentation du squelette de la tête aux pieds à partir de radiographies biplanes à faible dose : application à la reconstruction 3D du rachis

Résumé

Les modalités d'imagerie 3D, telles que la tomodensitométrie ou l'IRM, permettent d'obtenir des reconstructions 3D de parties du corps humain. Ces reconstructions peuvent être utilisées pour des simulations mécaniques personnalisées ou des planifications de chirurgie. Dans le contexte des pathologies affectant la posture, ces modalités ne sont pas les plus adaptées car elles nécessitent majoritairement une acquisition en position couchée. Une alternative consiste à utiliser des radiographies biplanes à faible dose. Cette modalité permet de capturer simultanément des radiographies frontales et sagittales dans un environnement calibré du sujet en position fonctionnelle. De nombreuses méthodes ont été développées pour reconstruire en 3D les différentes parties du squelette via cette modalité, ouvrant la voie à une analyse posturale complète et non centrée sur une structure. Cependant, chaque méthode nécessite généralement des entrées manuelles et un processus d'ajustement, lui aussi très souvent manuel. Cela implique une dépendance de l'opérateur et un temps de reconstruction important. Une recherche active est en cours pour l'automatisation du processus de reconstruction 3D. L'objectif de cette thèse de doctorat est donc de contribuer à l'automatisation des méthodes de reconstruction des structures osseuses du corps humain à partir de radiographies biplanes, grâce à l'utilisation d'apprentissage automatique et à des modèles géométriques paramétrés. Pour cela, une analyse automatique de radiographies biplanes a d'abord été effectuée. À partir d'une base de données rétrospectives, un algorithme d'apprentissage profond appelé nnU-Net a été entraîné à la segmentation de la colonne vertébrale et des membres inférieurs. Grâce à une approche grossière à fine, ces structures ont pu être identifiées automatiquement dans les radiographies biplanes. Ensuite, des algorithmes de traitement d'images ont permis d'en extraire des points et des structures nécessaires à la reconstruction 3D du rachis. Finalement, une méthode de reconstruction 3D quasi-automatique du rachis a été proposée à partir de ces structures.

Mots clés

Rayons X, Reconstruction 3D, Rachis, Apprentissage profond, Analyse d'image automatique, EOS

Contribution to the segmentation of the head-to-toe skeleton from low-dose biplanar X-rays: application to the 3D reconstruction of the spine

Summary

3D imaging modalities, such as CT or MRI, enable 3D reconstructions of parts of the human body. These reconstructions can be used for personalized mechanical simulations or surgical planning. In the context of pathologies affecting posture, these modalities are not the most suitable, as they mostly require acquisition in the supine position. An alternative is to use low-dose biplane radiography. This modality simultaneously captures frontal and sagittal radiographs in a calibrated environment of the subject in functional position. Numerous methods have been developed to reconstruct the various parts of the skeleton in 3D using this modality, paving the way for comprehensive, non-structure-centric postural analysis. However, each method generally requires manual inputs and an adjustment process, also very often manual. This implies operator dependency and long reconstruction times. Active research is underway to automate the 3D reconstruction process. The aim of this PhD thesis is therefore to contribute to the automation of methods for reconstructing bone structures in the human body from biplane radiographs, using machine learning and parameterized geometric models. To achieve this, biplanar radiographs were first analyzed automatically. From a retrospective database, a deep learning algorithm called nnU-Net was trained to segment the spine and lower limbs. Using a coarse-to-fine approach, these structures were automatically identified in biplane radiographs. Image processing algorithms were then used to extract the points and structures required for 3D reconstruction of the spine. Finally, a quasi-automatic 3D spine reconstruction method was proposed based on these structures.

Keywords

X-ray, 3D Reconstruction, Spine, Deep learning, Automatic image analysis, EOS