

CHAPITRE 4	MÉTHODOLOGIE	55
4.1	Introduction	55
4.2	Extraction de régions d'intérêt	58
4.2.1	ROI non redressée	58
4.2.2	ROI redressée	58
4.3	Méthodologie de pré-traitement	61
4.4	Amélioration du chemin minimal	62
4.4.1	Contour du fémur	62
4.4.2	Contour supérieur du tibia	64
4.4.3	Contour inférieur du tibia	64
4.5	Méthodologie de classification	65
4.6	Méthodologies de segmentation	70
4.6.1	Méthode 1 : Chemin minimal 3D sur ROI non-redressée	70
4.6.2	Méthode 2 : Chemin minimal 3D sur ROI redressée	74
4.6.3	Méthode 3 : Classification et prédiction à partir de profils d'intensités	78
4.7	Méthodologie de validation	82
CHAPITRE 5	RÉSULTATS ET DISCUSSION	85
5.1	Introduction	85
5.2	Base de données	85
5.3	Résultats qualitatifs	86
5.4	Étude quantitative	92
5.4.1	Résultats de l'étude de précision	92
5.4.2	Étude des critères d'évaluation	93
5.4.3	Discussion de l'étude quantitative	93
5.5	Expérimentations sur la méthodologie	96
5.5.1	Impact des filtres sur la segmentation	97
5.5.2	Choix des coefficients d'intensité des cartes de poids	98
5.5.3	Choix de la méthode de classification	99
5.6	Conclusion	102
CONCLUSION GENERALE		103
RECOMMANDATIONS		105
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES		108

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 4.1	Différences majeures entre les trois méthodes présentées 57
Tableau 5.1	Erreurs de segmentation (RMSD \pm ÉT) des contours du fémur et du tibia sur des images de face pour les méthodes testées en mm 92
Tableau 5.2	Résultats des critères d'évaluation pour les contours du fémur, du tibia supérieur et du tibia inférieur pour les méthodes testées. Les scores des critères sont sur 100 94
Tableau 5.3	Erreurs de segmentation (RMSD \pm ÉT) des contours du fémur et du tibia sur des images de face pour plusieurs filtres en mm en utilisant la méthode 2..... 98
Tableau 5.4	Résultats de sensibilité et spécificité de l'arbre décisionnel 100
Tableau 5.5	Résultats de sensibilité et spécificité de l'arbre décisionnel avec 19 métriques extraites par profil d'intensité 101

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Schéma de l'articulation du genou 6
Figure 1.2	Schémas du fémur (a) et du tibia (b) 7
Figure 1.3	Radiographies de face d'un genou sain (a) et d'un genou arthrosique (b) 8
Figure 1.4	Radiographie conventionnelle du genou de face 9
Figure 1.5	Image d'une cabine EOS 10
Figure 1.6	Radiographies EOS de face (a) et de profil (b) d'un patient de la tête aux pieds 12
Figure 1.7	Exemple de reconstruction du membre inférieur avec affichage des paramètres cliniques calculés automatiquement 13
Figure 1.8	Étapes de la reconstruction 3D du membre inférieur 14
Figure 1.9	Images présentant la segmentation actuelle (Chav <i>et al.</i> (2009)) des contours pour une partie du fémur de face 17
Figure 1.10	Agrandissements des zones d'erreurs de la figure 1.9 18
Figure 1.11	Exemple de genoux superposés sur une image radiographique EOS de profil 19
Figure 1.12	Radiographies EOS prises à 45° 20
Figure 1.13	Schéma simplifié d'une radiographie de face d'un genou 21
Figure 1.14	Mise en évidence du contour du fémur 22
Figure 1.15	Exemples de plateaux tibiaux avec des silhouettes comprenant un ou deux contours 23
Figure 1.16	Exemple de segmentation de l'algorithme de Chav <i>et al.</i> (2009) ne segmentant qu'un seul contour pour chaque structure 24
Figure 1.17	Étapes complètes de la reconstruction du genou dans SterEOS sur une image de face 25

Figure 2.1	Schéma du processus de segmentation d'une image	27
Figure 2.2	Exemple d'égalisation d'histogramme sur une image	30
Figure 2.3	Exemple d'égalisation locale d'histogramme comparée à une égalisation classique	31
Figure 2.4	Application du chemin minimal sur une image redressée autour du genou afin de segmenter le contour du fémur	37
Figure 2.5	Voisinage d'un pixel p	37
Figure 2.6	Exemple d'erreur de segmentation avec la méthode de Chav <i>et al.</i> (2009) appliquée à la tête fémorale	40
Figure 2.7	Exemple de segmentations non labellisées du fémur proximal avec la méthode de Chav <i>et al.</i> (2009) sur une radiographie de face.....	41
Figure 2.8	Visualisation du volume V en tranches orthogonales avec Amira®	42
Figure 2.9	Détection du chemin minimal 3D	43
Figure 2.10	Comparaison de segmentation obtenues par 3 méthodes	46
Figure 2.11	Exemples de plateaux tibiaux avec des silhouettes comprenant un ou deux contours	48
Figure 4.1	Schéma du processus de la méthode 1	56
Figure 4.2	Schéma du processus de la méthode 2	56
Figure 4.3	Schéma du processus de la méthode 3	57
Figure 4.4	Exemples des différentes ROI utilisées	59
Figure 4.5	Pré-traitement d'une ROI non redressée centrée sur le centre des épines tibiales	61
Figure 4.6	Schéma représentant les différentes zones d'intensité que l'on retrouve en général sur les images de face de genou	63
Figure 4.7	Exemples des différents cas de visibilité des contours des plateaux tibiaux	65
Figure 4.8	Exemple de profils d'intensités filtrés d'un plateau tibial	67
Figure 4.9	Visualisation de quelques métriques sur un profil d'intensité	69

Figure 4.10	Schéma détaillé du processus de la méthode 1	71
Figure 4.11	Étapes détaillées de la méthode 1	72
Figure 4.12	Contours finaux extraits pour le fémur (en vert) et pour le tibia (en rouge) avec la méthode 1	73
Figure 4.13	Schéma détaillé du processus de la méthode 2	75
Figure 4.14	Étapes détaillées de la méthode 2	76
Figure 4.15	Contours finaux extraits pour le fémur (en vert) et pour le tibia (en rouge) avec la méthode 2	77
Figure 4.16	Schéma détaillé du processus de la méthode 3	78
Figure 4.17	Étapes détaillées de la méthode 3 - Partie 1	79
Figure 4.18	Étapes détaillées de la méthode 3 - Partie 2	80
Figure 4.19	Contours finaux extraits pour le fémur (en vert) et pour le tibia (en rouge) avec la méthode 3	81
Figure 5.1	Genou d'un patient considéré comme un cas extrême	86
Figure 5.2	Exemples de résultats obtenus avec la méthode de Chav <i>et al.</i> (2009) et avec les 3 méthodes présentées dans le cas 1 de visibilité des plateaux tibiaux	88
Figure 5.3	Exemples de résultats obtenus avec la méthode de Chav <i>et al.</i> (2009) et avec les 3 méthodes présentées dans le cas 2 de visibilité des plateaux tibiaux	89
Figure 5.4	Exemples de résultats obtenus avec la méthode de Chav <i>et al.</i> (2009) et avec les 3 méthodes présentées dans le cas 3 de visibilité des plateaux tibiaux	90
Figure 5.5	Exemples d'erreurs de segmentation obtenus avec la méthode de Chav <i>et al.</i> (2009) et avec les 3 méthodes présentées	91
Figure 5.6	Graphique à moustaches des erreurs de segmentations de différentes méthodes pour chaque contour recherché	93
Figure 5.7	Graphique en radar comparant les méthodes de Chav <i>et al.</i> (2009) et nos méthodes 1, 2 et 3 sur la précision, fiabilité et robustesse des segmentations du fémur, du tibia inférieur et du tibia supérieur	95

Figure 5.8	Exemples de radiographies de genou filtrées	97
Figure 5.9	Courbe des erreurs moyennes (RMSD) en mm de la segmentation du fémur en fonction du coefficient choisi pour la carte de poids du chemin minimal	98
Figure 5.10	Courbes des erreurs moyennes (RMSD) en mm des segmentations du tibia en fonction des coefficients choisis pour les cartes de poids du chemin minimal	99
Figure 7.1	Segmentations du contour d'un grand trochanter avec les méthodes de Chav <i>et al.</i> (2009) et l'amélioration du chemin minimal utilisé par la méthode 2	106

INTRODUCTION

L'imagerie radiographique conventionnelle est une méthode très utilisée dans le domaine médical pour observer les structures osseuses des patients (Michael *et al.* (2010)). Le clinicien analyse ces clichés radiographiques en deux dimensions (2D) au niveau des zones atteintes d'une pathologie ou d'une anomalie et utilise des paramètres cliniques (distances entre deux structures, angles, etc) dans sa prise de diagnostic. Ces paramètres sont calculés par le clinicien à partir des informations numérisées dans les images radiographiques. Cependant, certains de ces paramètres (comme les torsions du fémur) sont difficilement accessibles sur l'imagerie 2D (Roskopf *et al.* (2017)). Afin d'accéder à ces paramètres, le clinicien peut utiliser des techniques d'imagerie en trois dimensions (3D). Il est possible, grâce à l'imagerie en 3D, de reconstruire les structures osseuses pour obtenir des modèles numériques en 3D. Grâce à ces modèles 3D reconstruits, on peut extraire automatiquement tous les paramètres cliniques et donc, faciliter le travail du clinicien. Actuellement, plusieurs méthodes d'imagerie permettent la reconstruction en 3D de structures osseuses : la résonance magnétique (IRM), la tomographie assistée par ordinateur (CT-Scan) et les approches stéréoradiographiques telle que la radiographie biplanaire EOS. L'imagerie EOS est intéressante car elle réduit la quantité de radiations émises comparée au CT-Scan ou à une radiographie conventionnelle (Deschênes *et al.* (2010)). De plus, elle produit des radiographies de patients en charge (les patients étant debout dans la cabine) comparée au CT-Scan ou à l'IRM (Dubousset J *et al.* (2005)). Enfin elle permet de faire de la reconstruction 3D à partir d'images radiographiques en 2D à la différence de la radiographie conventionnelle comme nous allons le voir (Chaibi *et al.* (2012), Aubert *et al.* (2017)).

Le système de radiographie biplanaire EOS produit une paire d'images radiographiques (face et profil) d'un patient de la tête aux pieds. Grâce à ces deux plans orthogonaux, l'entreprise EOS Imaging, le Laboratoire de Biomécanique de Paris (LBM PARIS) et le Laboratoire de recherche en Imagerie et Orthopédie (LIO) de Montréal ont développé des méthodes permettant la reconstruction en 3D de structures osseuses du corps comme le membre inférieur (hanche,

fémur et tibia) ou la colonne vertébrale. Actuellement, le processus de reconstruction demande à un opérateur plusieurs étapes manuelles qui peuvent s'avérer chronophages. Des travaux sont en cours pour automatiser de plus en plus ces reconstructions en 3D et ainsi supprimer l'intervention d'un opérateur à long terme. L'objectif est de proposer aux cliniciens des reconstructions 3D générées automatiquement et ne leur demandant qu'une vérification. Dans cette optique, le LIO et EOS Imaging veulent améliorer le processus de reconstruction 3D afin d'obtenir des modèles reconstruits de plus en plus précis et ne demandant pas de corrections manuelles au clinicien.

La reconstruction en 3D des structures osseuses repose, entre autres, sur leurs segmentations automatiques dans les radiographies EOS. La qualité de ces segmentations est importante car elles peuvent causer des erreurs de reconstruction et donc un modèle qui correspondrait mal aux images. Ces erreurs forcent l'utilisateur à intervenir afin de modifier manuellement le modèle. Dans le cas des articulations comme le genou, ces segmentations restent difficiles de par la proximité des os. La méthode de segmentation actuelle (Chav *et al.* (2009)), utilisée dans le logiciel SterEOS (plateforme de reconstruction 3D et d'extraction de paramètres cliniques de EOS Imaging), n'est pas à l'abri d'erreurs de segmentations dues à la qualité des images, du bruit, des structures voisines etc. L'amélioration de l'étape de segmentation des structures osseuses au niveau des articulations, telles que le genou, est donc nécessaire afin d'automatiser le processus de reconstruction 3D sur les images EOS.

Finalement, il est à noter que les radiographies EOS se font généralement de face et de profil car les mesures radiographiques sont effectuées de face par le clinicien. Or, les jambes des patients sont souvent superposées sur les images de profil. Nous verrons plus en détail qu'il est très difficile d'extraire des informations de contours à partir de ces images de profil très complexes et c'est pourquoi nous concentrerons notre travail sur les images EOS de face.

L'objectif principal de ce projet est donc d'améliorer la segmentation automatique des os du fémur et du tibia au niveau du genou sur les radiographies EOS de face. On espère ainsi améliorer la reconstruction 3D et possiblement réduire le temps du clinicien passé à corriger manuellement le modèle.

Ce mémoire est divisé en 5 chapitres. Nous commencerons par mettre en contexte le projet cliniquement et techniquement. Le premier chapitre présentera l'anatomie de l'articulation du genou et les détails de l'imagerie EOS et de la reconstruction 3D. Le deuxième chapitre fera une revue de littérature sur les méthodes de traitement d'image, d'extraction de caractéristiques, de segmentation en imagerie médicale et de classification. Nous présenterons dans le troisième chapitre la problématique, les objectifs et les hypothèses de ce projet. La méthodologie proposée lors de cette maîtrise sera ensuite décrite dans le quatrième chapitre. Nous parlerons des méthodes utilisées pour pré-traiter, segmenter, classifier et valider les contours du fémur et du tibia sur nos images. Finalement, le cinquième chapitre décrira les résultats obtenus avec notre nouvelle méthode et les différences de précision avec l'algorithme utilisé actuellement. Nous discuterons aussi de différents choix faits dans la méthodologie. Nous finirons le mémoire sur une conclusion globale du travail réalisé et sur les recommandations et les travaux futurs possibles concernant ce projet.

CHAPITRE 1

CONTEXTES CLINIQUE ET TECHNIQUE

1.1 Introduction

Comprendre les contextes clinique et technique reliés à la segmentation des os du genou est essentiel afin de bien délimiter notre projet. Dans ce chapitre nous allons donc décrire l'anatomie de l'articulation du genou afin d'identifier les structures d'intérêt ainsi que les techniques d'imagerie médicale utilisées pour les détecter. Nous parlerons aussi des pathologies relatives au genou et nous verrons le processus complet de reconstruction 3D du membre inférieur actuellement utilisé dans le logiciel SterEOS ; la plateforme d'EOS Imaging dédiée à la reconstruction 3D des structures osseuses et à l'extraction des paramètres cliniques à partir de ces reconstructions. Nous observerons ensuite les caractéristiques des images radiographiques de face et de profil de chaque structure osseuse du genou (fémur et tibia). Cela nous permettra d'identifier sur quoi reposera notre algorithme de segmentation final.

1.2 Anatomie de l'articulation du genou

L'articulation du genou est composée de trois os (figure 1.1) qui fonctionnent ensemble afin de permettre la mobilité de la jambe par rapport à la cuisse (Blackburn & Craig (1980)). Elle relie le fémur au tibia et à la patella (aussi appelée rotule). L'articulation du genou est composée de deux articulations : l'articulation fémoro-tibiale, qui nous intéresse particulièrement, et l'articulation fémoro-patellaire, peu importante dans notre cas. L'articulation fémoro-tibiale repose sur les condyles du fémur (figure 1.2 (a)) qui peuvent glisser sur les condyles du tibia, qu'on appelle aussi plateaux tibiaux (figure 1.2 (b)). Ces mouvements permettent ainsi la flexion du genou.

Le fémur (figure 1.2 (a)), l'os de la cuisse, est le plus long du corps humain. Il relie la jambe au reste du corps par l'articulation de la hanche, c'est sa partie proximale (supérieure). Sa par-

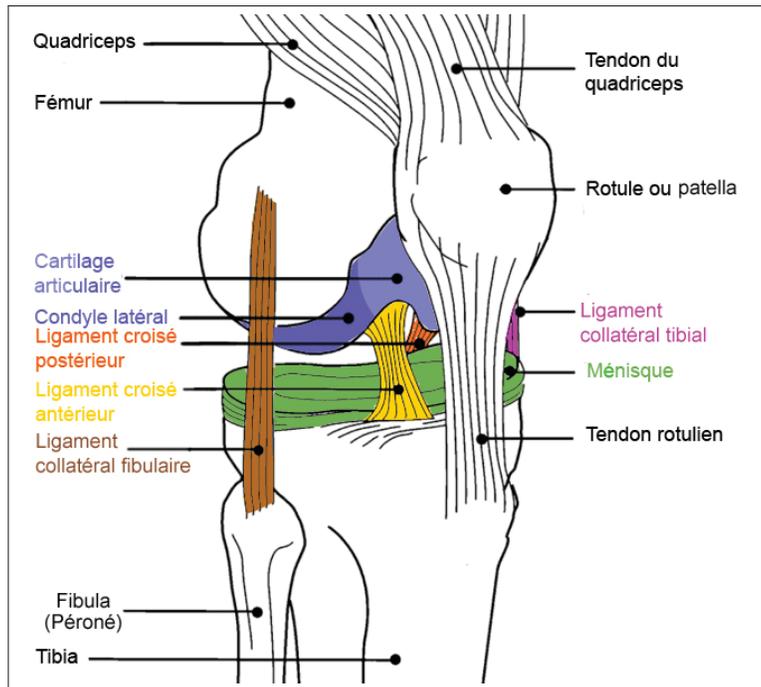


Figure 1.1 Schéma de l'articulation du genou
Tiré de Wikipédia (2018b)

tie distale (inférieure) est composée de deux condyles séparés par une fosse intercondylienne (Blackburn & Craig (1980)).

Le tibia (figure 1.2 (b)) est un des deux os de la jambe, le second étant la fibula. Sa partie proximale (supérieure) est composée de deux plateaux tibiaux séparés par les épines tibiales (Blackburn & Craig (1980)).

1.3 Arthrose du genou et autres pathologies

Le genou est une articulation très sollicitée puisqu'elle est indispensable aux mouvements du membre inférieur et donc à la marche. L'arthrite est une inflammation aiguë ou chronique des articulations. Sa forme la plus fréquente est l'arthrose qui cause une dégradation du cartilage et de l'os en dessous. L'articulation du genou est, de ce fait, sujette à l'arthrose du genou (Michael *et al.* (2010)). En 2014, l'arthrose touchait environ 13% de la population canadienne selon Statistique Canada (CCHS (2016)). Une des causes de l'arthrose du genou est l'âge car

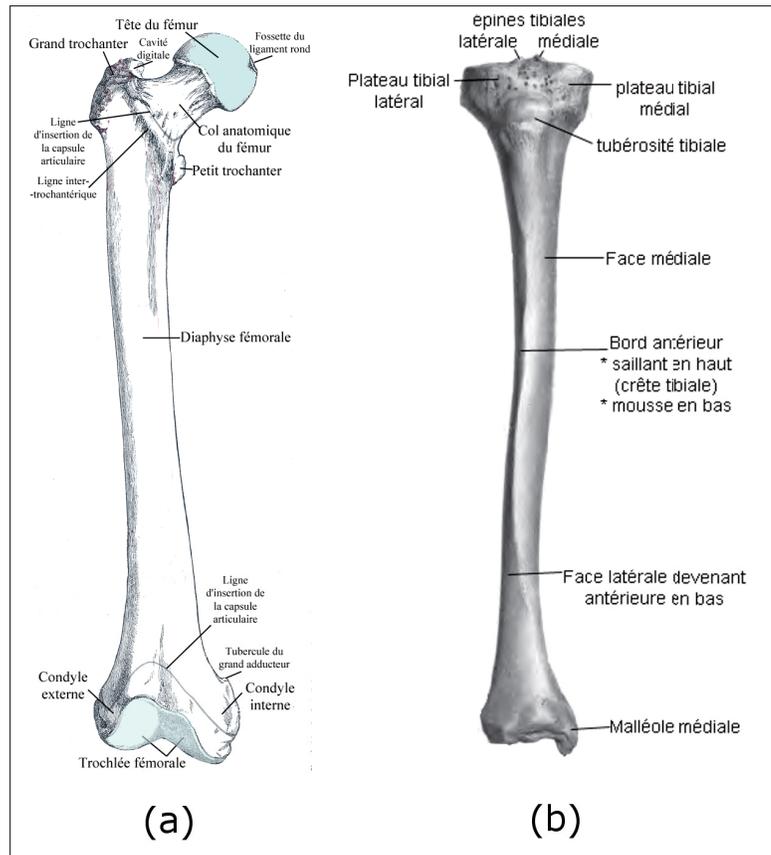


Figure 1.2 Schémas du fémur (a) et du tibia (b)
Tirés et adaptés de Wikipédia (2018a) et de Wikipédia (2017b)

en effet, les risques d'arthrose augmentent avec l'utilisation des articulations (Michael *et al.* (2010)). Dans le cas du genou, la réduction du cartilage articulaire provoque un pincement du fémur et du tibia. Ce pincement est visible en comparant les radiographies d'un genou sain (figure 1.3 (a)) à celle d'un genou arthrosique (figure 1.3 (b)). Ce sont dans ces cas que la délimitation des os est la plus problématique. Les silhouettes des os sont très proches et donc difficiles à dissocier.

D'autres pathologies existent en plus de l'arthrose du genou. L'articulation peut être touchée entre autres de fractures, d'anomalies de longueur du membre inférieur ou d'ostéoporose (Goldring & Goldring (2006)).

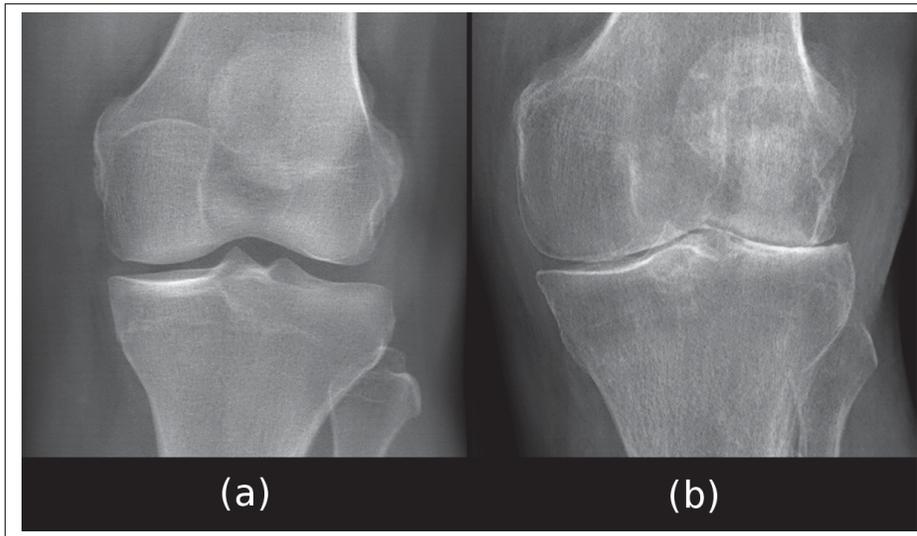


Figure 1.3 Radiographies de face d'un genou sain (a) et d'un genou arthrosique (b)

Toutes ces pathologies causent des douleurs lors de la marche et amènent le patient à faire l'objet d'une consultation orthopédique. Le clinicien aura alors peut-être recours à des techniques d'imagerie médicale afin de cibler la source des douleurs et proposer un traitement.

1.4 Imagerie médicale du genou

1.4.1 Radiographie conventionnelle

Actuellement, la radiographie conventionnelle est très utilisée dans le diagnostic de l'arthrose du genou (Michael *et al.* (2010)). Le principe est d'envoyer des rayons X traverser la région d'intérêt du corps vers un capteur. Les rayons X sont plus ou moins atténués par les différents milieux qu'ils traversent (Seeram (2011), Shung *et al.* (2012)). Par exemple, les structures osseuses atténuent beaucoup plus les rayons X que les autres structures du corps. On peut alors produire une image dite radiographique en fonction des valeurs d'atténuation de chaque rayon et en traitant l'image afin de la rendre plus lisible (figure 1.4). Ces images sont principalement utilisées par les médecins pour visualiser l'état des os d'un patient car ceux-ci, atténuant plus de rayons X que les autres structures du corps, apparaissent beaucoup plus nettement.



Figure 1.4 Radiographie conventionnelle
du genou de face
Tirée de PxHere (2018)

Les cliniciens utilisent des paramètres cliniques connus afin de diagnostiquer les symptômes des patients. Certains de ces paramètres peuvent être difficiles à obtenir avec des radiographies conventionnelles comme, par exemple, les torsions fémorales dans le cas de pathologies du membre inférieur (Berger *et al.* (1993), Poilvache *et al.* (1996)). Il est alors possible de se tourner vers d'autres moyens d'acquisition qui permettent de visualiser les structures osseuses en 3D et d'extraire ces paramètres.

1.4.2 Radiographies biplanes EOS

La compagnie EOS Imaging a développé une technologie permettant de réaliser deux radiographies du corps entier en position debout et à basse dose (Dubousset J *et al.* (2005)). La cabine permettant de produire ces images est présentée sur la figure 1.5.



Figure 1.5 Image d'une cabine EOS
Tirée de EOS-Imaging (2018)

Ces images EOS sont prises sur deux plans perpendiculaires, généralement face et profil (figure 1.6 (a) et (b)). Les avantages de cette méthode d'acquisition par rapport au CT-Scan ou à l'IRM sont nombreux. Premièrement, elle irradie de trois à neuf fois moins le patient par rapport à une radiographie classique pour une acquisition complète (Deschênes *et al.* (2010)) et de huit cent à mille fois moins par rapport au CT-Scan pour une reconstruction des structures osseuses (Dubousset J *et al.* (2005)). Ensuite, les radiographies peuvent être acquises en position debout.

Cela permet d'observer l'articulation du genou alors que le patient est en charge contrairement au CT-Scan et à l'IRM. Cela est particulièrement important pour les cas d'arthroses car le clinicien peut alors observer les structures osseuses et les articulations dans une situation réelle. De plus, il s'agit d'une technique de radiographie qui est beaucoup moins coûteuse que l'imagerie par résonance magnétique (IRM) (Ibrahim *et al.* (2012), Faria *et al.* (2013)). Enfin, grâce aux deux images biplans, il est possible de reconstruire les modèles de structures osseuses dans un espace 3D (Humbert *et al.* (2009), Chaibi *et al.* (2012), Aubert *et al.* (2017)). EOS Imaging commercialise une solution permettant la reconstruction en 3D de la colonne vertébrale, de la hanche et du membre inférieur. Ces technologies de reconstruction de l'entreprise EOS Imaging ont été produites en étroite collaboration avec des chercheurs des laboratoires LIO et LBM de Paris.

Les reconstructions 3D à partir des radiographies EOS permettent d'accéder aux paramètres cliniques (figure 1.7) nécessaires au clinicien en extrayant des indices cliniques aux modèles 3D (Illés & Somoskeöy (2012)).

Afin de faciliter le travail du clinicien, on essaye de rendre le processus de reconstruction 3D le plus automatique possible. Les cliniciens doivent souvent traiter beaucoup de patients et leur temps est précieux. Mais il est aussi important d'avoir une reconstruction précise des structures osseuses afin d'obtenir les paramètres cliniques les plus proches de la réalité.

Pour répondre aux exigences de précision et d'efficacité nécessaires pour les cliniciens, EOS Imaging souhaite améliorer les approches actuelles de reconstruction en collaboration avec le LIO. Afin de bien situer les travaux de cette maîtrise, il est important d'expliquer le processus complet de reconstruction 3D du membre inférieur.

1.5 Reconstruction en 3D du membre inférieur

Dans cette section, nous allons expliquer comment la reconstruction 3D du membre inférieur est réalisée avec le logiciel SterEOS afin de mieux comprendre les limitations actuelles de la

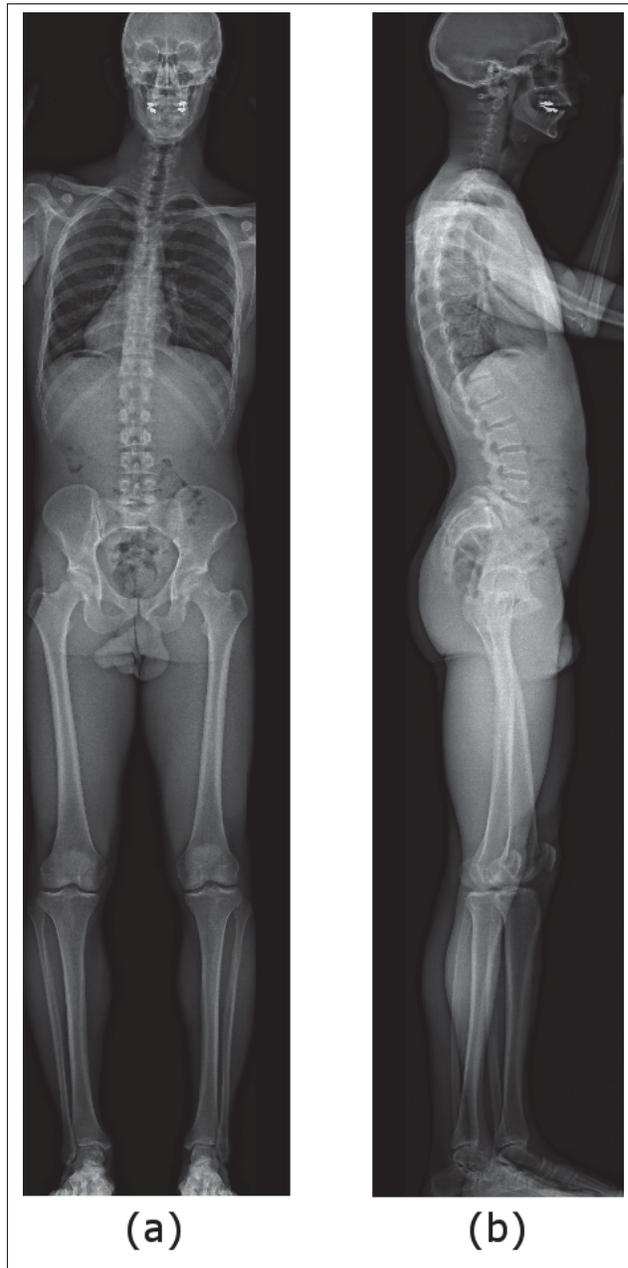


Figure 1.6 Radiographies EOS de face (a) et de profil (b) d'un patient de la tête aux pieds

méthode et d'avoir une idée des parties sur lesquelles il faudrait travailler. Cette reconstruction repose sur une paire d'images radiographiques EOS de face et de profil (figure 1.6).

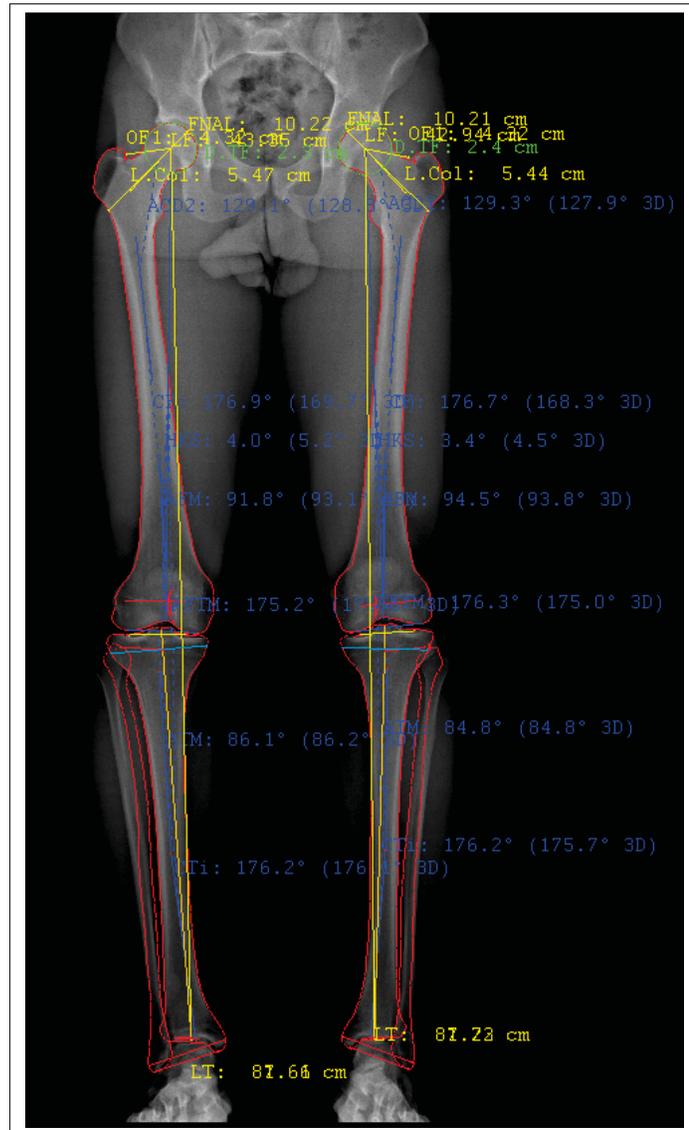


Figure 1.7 Exemple de reconstruction du membre inférieur avec affichage des paramètres cliniques calculés automatiquement
Tiré de SterEOS

Plusieurs méthodes existent pour produire un modèle 3D à partir des informations contenues dans les images EOS (Baillard *et al.* (1999), Mitton *et al.* (2000), Laporte *et al.* (2003), Humbert *et al.* (2009)). La méthode utilisée par SterEOS (Cresson *et al.* (2010)) utilise des modèles 3D génériques du fémur et du tibia qui seront déformés pour que leurs silhouettes projetées sur les deux images se superposent au mieux aux contours des os trouvés par segmentation.

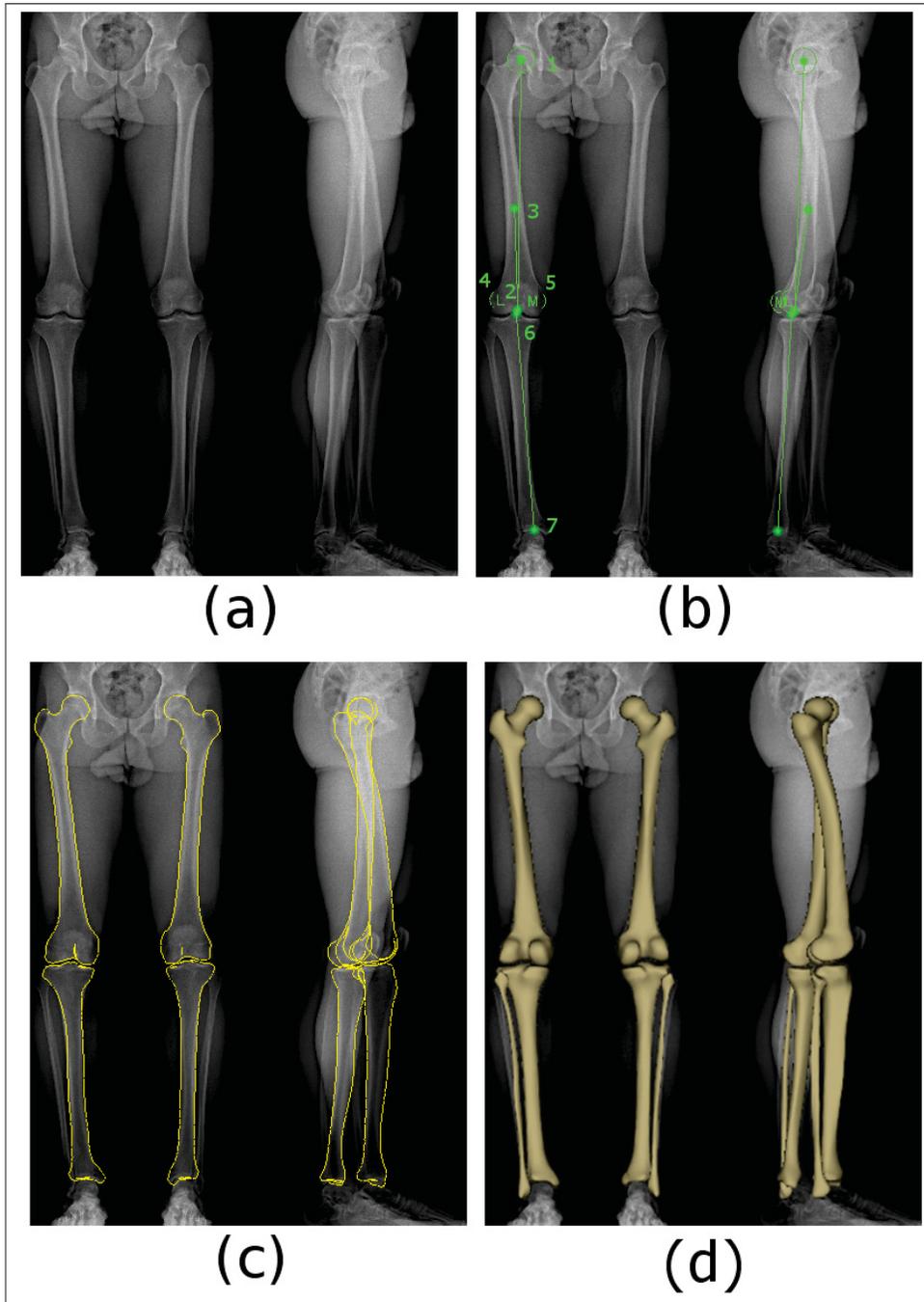


Figure 1.8 Étapes de la reconstruction 3D du membre inférieur
 (a) Images EOS brutes. (b) Positionnement des primitives d'intérêt. (c)
 Silhouette des modèles 3D placés et déformés. (d) Modèles 3D finaux
 superposés aux images EOS

Tirées de SterLIO

La reconstruction se passe en cinq étapes essentielles reposant sur les radiographies biplanes EOS (figure 1.8) :

- a. Étape 1 : Positionnement de sept primitives d'intérêt (figure 1.8 (b))
Il s'agit des points permettant de positionner les modèles 3D génériques dans l'environnement radiographique.
- b. Étape 2 : Positionnement et première déformation grossière du modèle générique
À partir des primitives d'intérêt numérisées, un modèle générique déformable de la structure du patient est positionné dans l'environnement de la cabine EOS et une première déformation est estimée grossièrement.
- c. Étape 3 : Segmentation des contours de la structure osseuse sur les images de face et de profil
- d. Étape 4 : Déformation plus précise du modèle générique (figure 1.8 (c))
- e. Étape 5 (optionnelle) : Retouches manuelles de l'utilisateur

Nous allons maintenant décrire les différentes étapes de la reconstruction 3D du membre inférieur de façon plus détaillée.

1.5.1 Étape 1 : Positionnement des primitives d'intérêt

Premièrement, on demande au clinicien d'identifier et de placer sept primitives (points ou sphères) sur les deux images EOS. Ces primitives sont placées sur des points d'intérêt anatomiques du fémur et du tibia (figure 1.8 (b)). Pour le fémur, le clinicien place une sphère centrée et ajustée sur la tête fémorale (1 sur la figure 1.8 (b)), un point dans la fosse intercondylienne (2), un point sur la diaphyse (3) et deux sphères sur les condyles (4 et 5). Pour le tibia, il place un point sur les épines tibiales (6) et un point au niveau de l'articulation de la cheville (7).

Ces primitives seront maintenant référées comme étant les primitives d'intérêt du membre inférieur. Ce terme est utilisé car ces primitives nous permettent de calculer un premier modèle numérique qui nous donne certains paramètres tels que les axes mécaniques (Chaibi *et al.*

(2012)) et nous permettent d'estimer d'autres paramètres cliniques comme la torsion fémorale grâce à la 3D.

1.5.2 Étape 2 : Positionnement du modèle initial

Grâce aux primitives d'intérêt précédemment identifiés, les modèles du fémur et du tibia peuvent être placés dans l'espace 3D de la cabine EOS. Une première déformation, constituée de mises à échelle, de translations et de rotations (Cresson *et al.* (2008), Chaibi *et al.* (2012)), a lieu afin de prendre en compte la taille des os et leurs angles. Les silhouettes projetées des modèles 3D sont maintenant généralement aux alentours des vrais contours des os sur les deux images.

1.5.3 Étape 3 : Segmentation des contours des structures osseuses

Une fois les modèles placés, des bandeaux sont déterminés autour des contours des silhouettes complètes projetées sur chaque image (figure 1.9 (a)). Cela permet de réduire la taille de la région d'intérêt dans laquelle les pré-traitements et la segmentation seront réalisés. On cherche ensuite à transformer chaque bandeau afin d'obtenir des images rectangulaires (images redressées) et faciliter les opérations de segmentation. On applique une anamorphose à chaque bandeau (figure 1.9 (b)) afin de chercher un contour le plus vertical possible. Ensuite l'algorithme de segmentation actuel du chemin minimal de Chav *et al.* (2009), basé sur les travaux de Vincent (1998), est appliqué sur le gradient horizontal de l'image redressée (figure 1.9 (c)). En appliquant la transformation inverse de l'anamorphose, on obtient le contour de l'os dans l'image originale (figure 1.9 (d)).

1.5.4 Étape 4 et 5 : Déformations finales du modèle

Une fois la segmentation réalisée sur l'entièreté des os, on déforme les modèles 3D itérativement afin de se rapprocher au mieux de ces contours détectés (Cresson *et al.* (2010)). La déformation se fait par une méthode de "Moving Least Squares" ou MLS décrite par Cresson

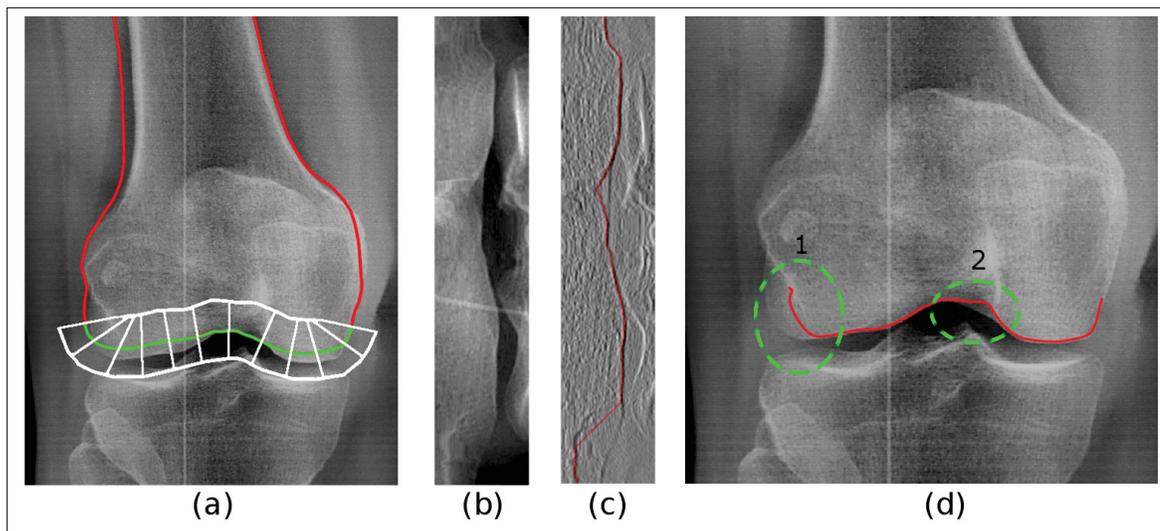


Figure 1.9 Images présentant la segmentation actuelle (Chav *et al.* (2009)) des contours pour une partie du fémur de face
 (a) Bandeau (en blanc) autour de la silhouette du modèle placé (en rouge et en vert à l'intérieur du bandeau). (b) Image redressée du bandeau. (c) Image du gradient vertical et résultat de la segmentation sur ce bandeau (en rouge). (d) Segmentation finale du fémur sur l'image originale (en rouge) et zones d'erreurs 1 et 2 (en vert)

et al. (2008). Le modèle est composé de plusieurs poignées qui, en se déplaçant, transforment la surface du modèle 3D par régions. La méthode va choisir la meilleure transformation à appliquer aux poignées du modèle dans l'espace 3D pour que les silhouettes segmentées et celles du modèle soient les plus proches possible sur chaque image (figure 1.8 (c)). L'avantage de cette méthode est que les déformations sont très contraintes et elle permet au modèle 3D de garder sa forme globale.

Le clinicien peut finalement déplacer manuellement les poignées MLS afin de corriger le modèle 3D. Cette opération peut être très chronophage si la silhouette du modèle est assez éloignée du contour réel (de 5 à 15 minutes pour un membre inférieur selon EOS Imaging). Pour limiter le temps de correction nécessaire à la reconstruction, il est donc important de segmenter le plus précisément possible les contours des structures osseuses.

Après ces étapes, on obtient la reconstruction finale des modèles 3D du fémur et du tibia (figure 1.8 (d)).

Bien qu'efficace, l'approche décrite montre certaines limitations notamment dans la région du genou. On peut observer que la segmentation, présentée sur les figures 1.9 (d) et 1.10 (a), n'est pas parfaite. Dans les zones notées 1 et 2, le contour segmenté passe sur des contours plus saillants dus à la texture de l'os sur la radiographie (figure 1.10 (b) et (c)).

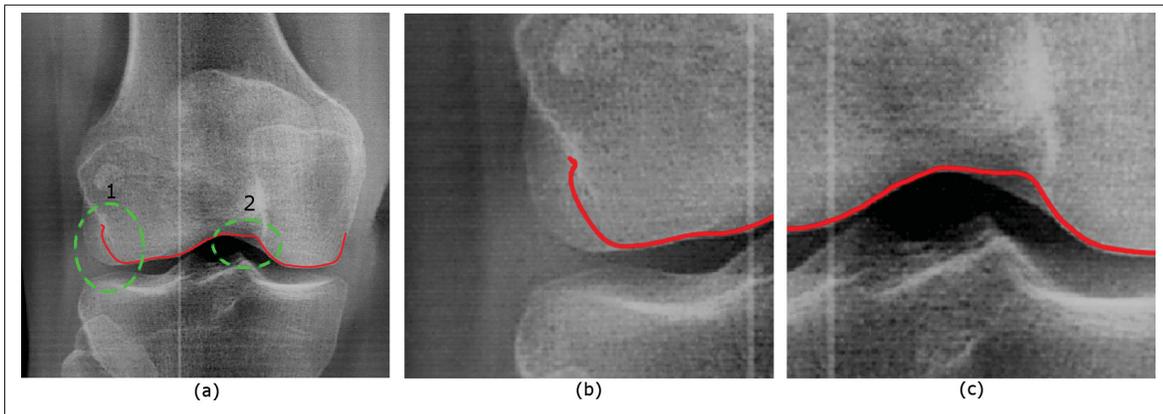


Figure 1.10 Agrandissements des zones d'erreurs de la figure 1.9
 (a) Segmentation finale du fémur sur l'image originale (en rouge) et zones d'erreur 1 et 2 (en vert). (b) Agrandissement de la zone d'erreur 1. (c) Agrandissement de la zone d'erreur 2

Dans la prochaine section, nous allons approfondir les caractéristiques des images radiographiques qui rendent la reconstruction dans la région du genou difficile, en particulier pour l'étape de segmentation.

1.6 Caractéristiques des images radiographiques de l'articulation du genou

Afin de mieux comprendre les contraintes et problématiques liées à la segmentation du genou sur des images EOS, il est nécessaire d'en observer plusieurs et de noter les caractéristiques qui pourraient nous intéresser. Dans cette section, nous allons donc décrire les caractéristiques notables des images EOS au niveau du genou.

Les images sur lesquelles nous travaillons sont toutes de type face/profil. Cependant, il arrive très souvent que les jambes gauche et droite du patient se superposent sur les images de profil

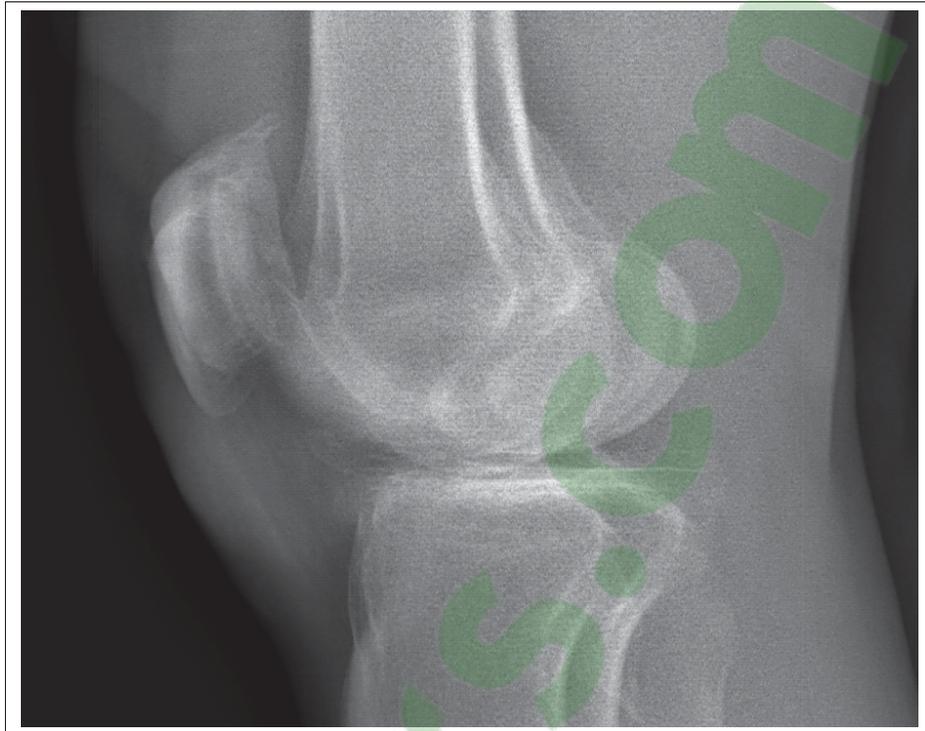


Figure 1.11 Exemple de genoux superposés sur une image radiographique EOS de profil

(figure 1.11). Il est donc très difficile, même pour un expert, de déterminer les côtés des genoux.

Il arrive que, dans certains hôpitaux, les radiologues produisent des images EOS où le patient est tourné à 45 degrés (figure 1.12). Sur ce type d'images, les genoux sont toujours séparés et la segmentation pourrait utiliser les deux plans des images. Cependant nos données concernent les images face/profil uniquement.

Sur les images de face, les structures osseuses sont plus claires que les tissus mous (comme la peau, les muscles ou les tendons). Cela est dû à l'atténuation des rayons X différente en fonction du milieu traversé et au traitement de la radiographie (section 1.4) (Seeram (2011), Shung *et al.* (2012)). Le schéma en figure 1.13 permet de visualiser les grandes zones du genou à partir des valeurs globales de leurs pixels. Les tissus mous sont représentés en noir (soit les pixels les plus sombres). Les pixels plus clairs (allant du gris foncé au blanc) représentent les structures osseuses. Il arrive que les structures osseuses présentent des variations assez

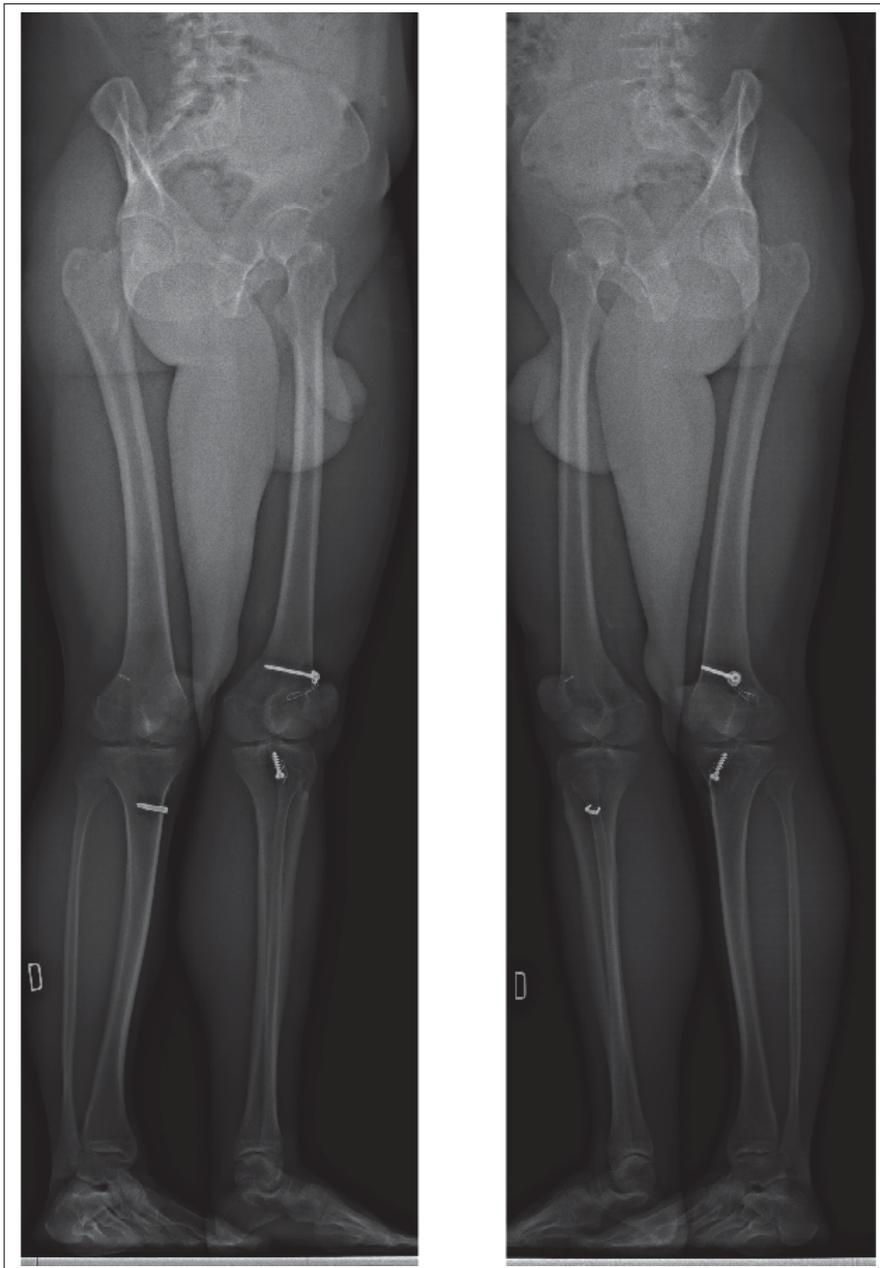


Figure 1.12 Radiographies EOS prises à 45°

grandes d'intensités. Cela est dû à l'orientation des os, à leur géométrie complexe et à leur texture. Certaines parties de la structure osseuse seront moins traversées (respectivement plus traversées) par les rayons X et donc apparaîtront plus foncées (respectivement plus claires) (figure 1.13 (b) et (c)).

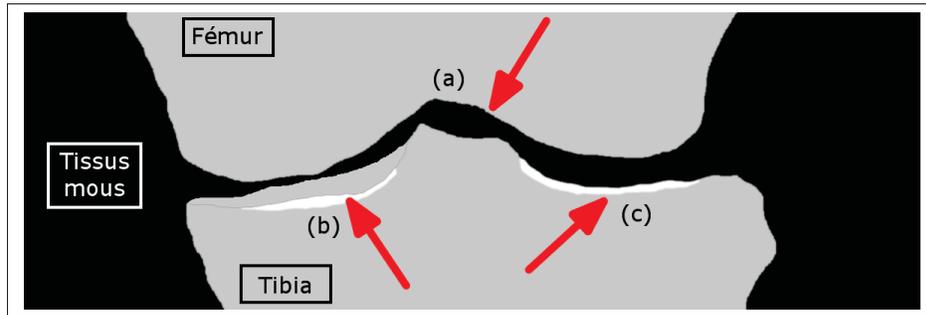


Figure 1.13 Schéma simplifié d'une radiographie de face d'un genou

- (a) Contour du fémur, séparation entre pixels clairs et pixels noirs.
 (b) 2 contours du tibia, séparations entre pixels noirs et pixels clairs puis entre pixels clairs et pixels blancs.
 (c) Un seul contour du tibia présent, séparation entre pixels noirs et pixels blancs

1.6.1 Caractéristiques du fémur

On observe un seul contour pour le fémur sur les images radiographiques EOS de face (figure 1.14 (a)). Ce contour correspond à la silhouette des condyles et de la fosse intercondylienne. On remarque que ce contour est le plus souvent situé sur un gradient vertical négatif fort (en noir sur la figure 1.14 (b)). Ce gradient vertical négatif est dû à la séparation entre les pixels d'intensité haute de l'os et les pixels d'intensité faible des tissus mous (figure 1.13 (a)).

1.6.2 Caractéristiques du tibia

En ce qui concerne le tibia, on observe un contour lié à la séparation entre les tissus mous d'intensité faible et la structure osseuse d'intensité haute. Cependant, il arrive parfois que l'on observe plus qu'un unique contour. Comme nous l'avons vu, le tibia possède deux plateaux tibiaux de formes concaves. En fonction de l'orientation de l'os et de la morphologie du patient, il arrive que la silhouette du tibia possède un (figure 1.13 (b)) ou deux contours (figure 1.13 (c)). Ces deux contours pouvant être placés de deux manières différentes, on sépare trois cas différents de visibilité des contours du tibia.

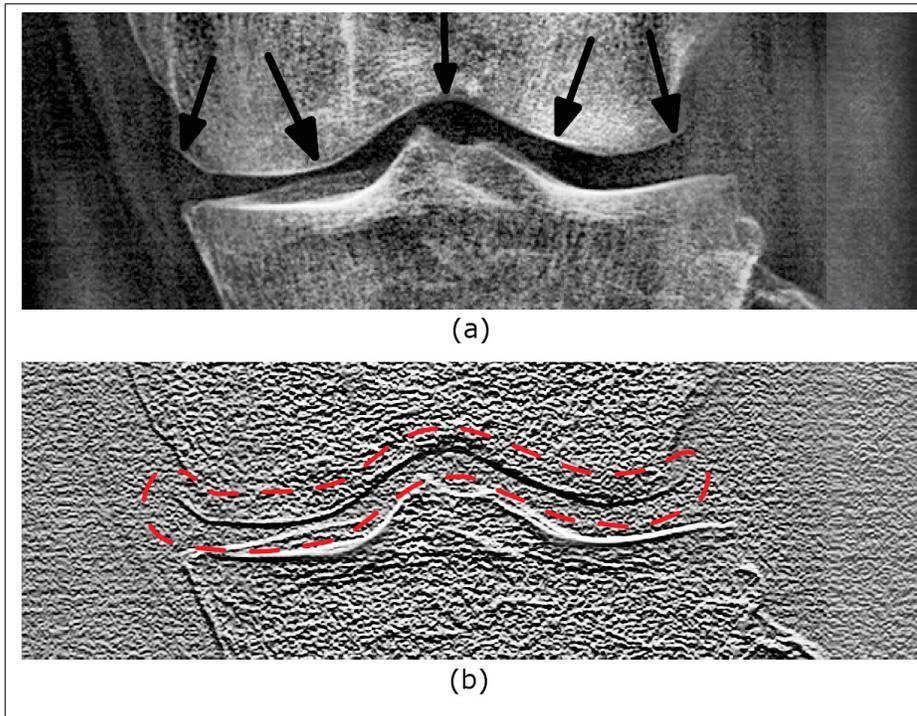


Figure 1.14 Mise en évidence du contour du fémur
 (a) Radiographie de face du genou. Les flèches noires pointent l'unique contour du fémur. (b) Gradient vertical de l'image avec le contour du fémur mis en évidence en rouge

1.6.2.1 Un seul contour du plateau

Dans certaines images, les contours d'un plateau se superposent et on observe un seul contour pour la silhouette de ce plateau tibial (figure 1.15 (a)).

1.6.2.2 Deux contours du plateau

Dans d'autres images, les contours d'un plateau sont séparés. Deux cas sont alors possibles :

- Les deux contours du plateau se situent sous le contour du fémur (figure 1.15 (b))
- Le contour supérieur du plateau se situe au-dessus du contour du fémur (figure 1.15 (c)).

Il est important de noter qu'il y a généralement peu de contraste sur les contours de ces plateaux.

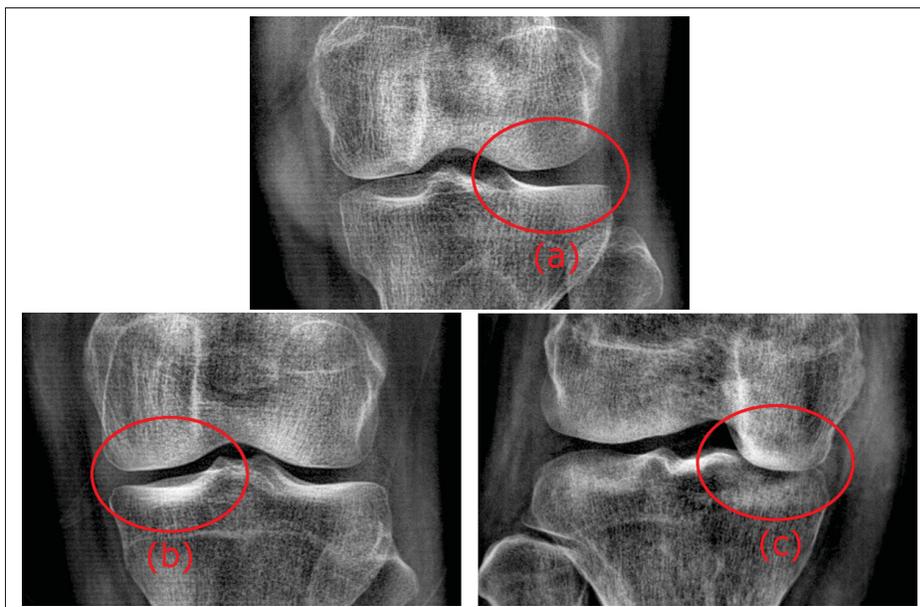


Figure 1.15 Exemples de plateaux tibiaux avec des silhouettes comprenant un ou deux contours
 (a) Cas où un seul contour apparaît. (b) Cas où le contour supérieur est sous le contour du fémur. (c) Cas où le contour supérieur est au-dessus du contour du fémur

Actuellement, l'algorithme de segmentation de Chav *et al.* (2009) ne cherche qu'un unique contour au niveau de la silhouette du tibia proximal (figure 1.16). De plus, la déformation fine du modèle 3D ne prend pas encore en compte l'orientation des plateaux tibiaux.

1.7 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre les contextes clinique et technique du projet. Tout d'abord, nous avons décrit la région anatomique qui nous intéresse ; l'articulation du genou. Nous avons ensuite vu comment étaient produites les images radiographiques EOS et quels avantages elles apportaient. Nous avons aussi expliqué comment la reconstruction en 3D des structures osseuses du membre inférieur fonctionnait. Finalement nous avons décrit les caractéristiques importantes des structures osseuses du fémur et du tibia telles qu'elles apparaissent sur les images EOS de face au niveau du genou.

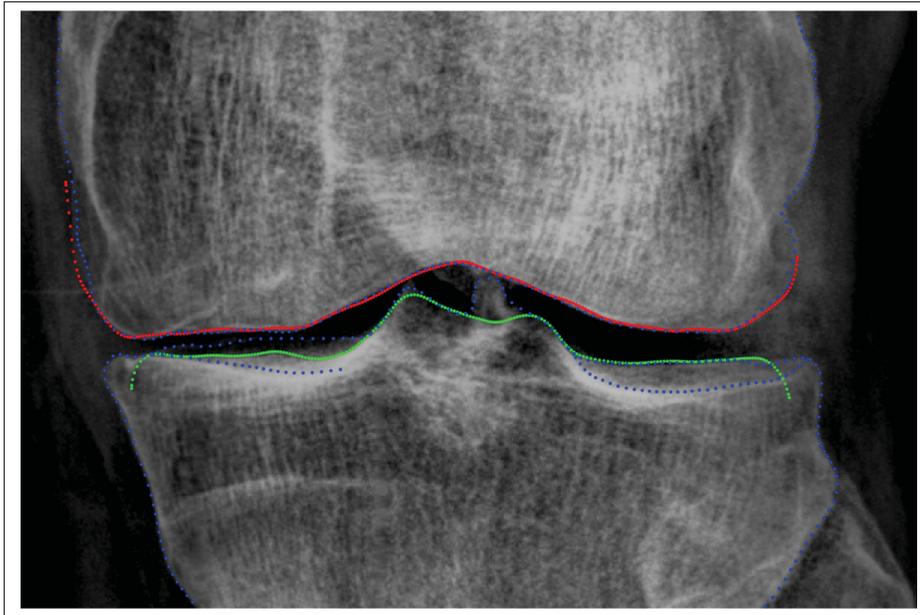


Figure 1.16 Exemple de segmentation de l'algorithme de Chav *et al.* (2009) (en rouge pour le fémur et en vert pour le tibia) ne segmentant qu'un seul contour pour chaque structure
Le vrai contour (en bleu) n'est pas bien détecté

Dans le cadre de l'évaluation de la reconstruction, les régions articulaires semblent être les plus propices aux erreurs de reconstruction. Au niveau du genou, les erreurs de segmentation plus fréquentes dans cette région peuvent influencer la reconstruction 3D.

Par exemple, la reconstruction du genou de la figure 1.17 (a) présente des erreurs. Après avoir positionné les primitives d'intérêt (figure 1.17 (b)), les modèles génériques du fémur et du tibia sont assez proches des contours recherchés (figure 1.17 (c)). Or la méthode de segmentation de Chav *et al.* (2009) ne détecte pas toujours précisément les contours du fémur et du tibia (figure 1.17 (d)). De ce fait, les déformations finales des modèles ne sont pas précises et la reconstruction 3D a besoin de retouches d'un expert (figure 1.17 (e)). De plus on remarquera que la méthode de segmentation actuelle ne détecte qu'un seul contour pour la structure du tibia. Il est évident qu'il est nécessaire de détecter l'ensemble des contours qui définissent les plateaux tibiaux afin d'obtenir une reconstruction précise.

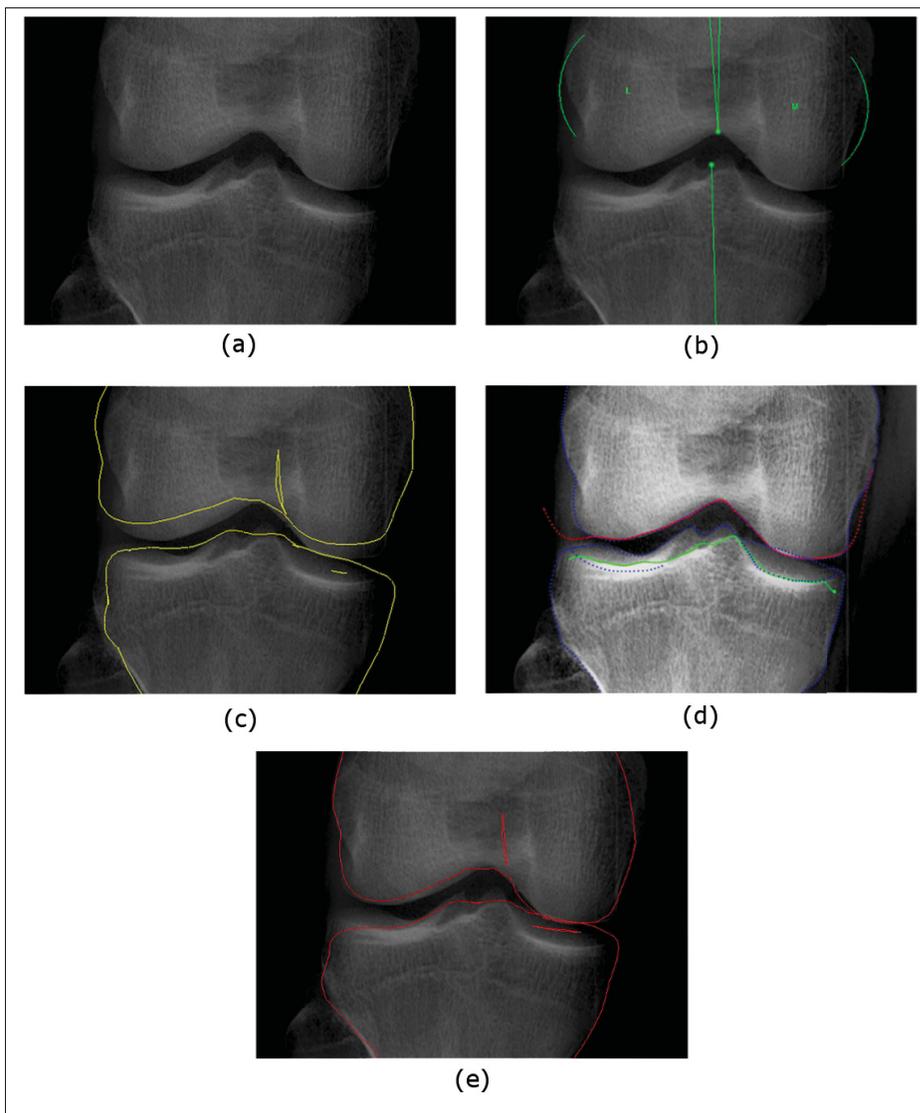


Figure 1.17 Étapes complètes de la reconstruction du genou dans SterEOS sur une image de face
 (a) Zone du genou sur la radiographie de face. (b) Primitives d'intérêt (en vert) au niveau du genou. (c) Silhouettes des modèles du fémur et du tibia placés grâce aux primitives d'intérêt (en jaune). (d) Segmentations autour de ces silhouettes avec l'algorithme de Chav *et al.* (2009) (en rouge et en vert). Le véritable contour est représenté en bleu. (e) Silhouettes des modèles finaux (en rouge)

Pour conclure, l'amélioration de la segmentation du genou pourrait fortement réduire les erreurs de reconstruction de cette zone anatomique spécifique. On pourrait utiliser des méthodes

apportant des contraintes spécifiques à la zone articulaire du genou ainsi que prédire les cas de visibilité des plateaux tibiaux en utilisant, par exemple, des méthodes de classification. Le prochain chapitre présente une revue de la littérature sur les méthodes pouvant nous aider à résoudre ce problème.

CHAPITRE 2

REVUE DE LITTÉRATURE

Dans ce chapitre, nous passerons en revue les méthodes existantes dans la littérature concernant tout le processus de segmentation. Ce processus, schématisé en figure 2.1, peut être divisé en trois étapes générales (Hall *et al.* (1971)) que nous présentons ici.

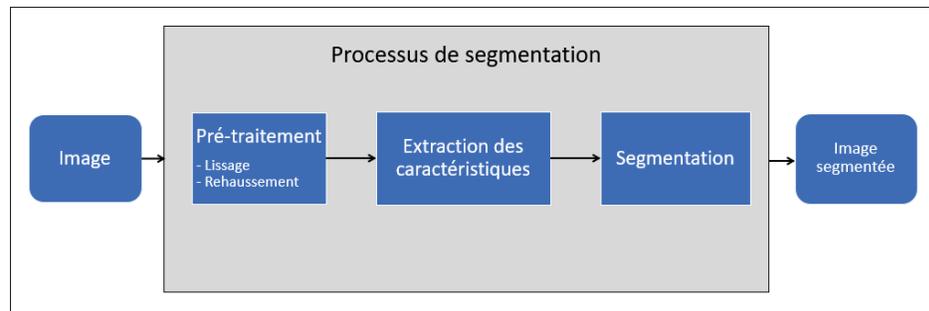


Figure 2.1 Schéma du processus de segmentation d'une image
Adapté de Chav *et al.* (2009)

Ainsi nous parlerons tout d'abord des méthodes de pré-traitement d'images radiographiques. Nous parlerons ensuite de méthodes d'extraction de caractéristiques comme les détections de contours. Enfin nous détaillerons différentes méthodes de segmentation appliquées à des images radiographiques. Comme nous l'avons vu auparavant (section 1.6.2), les contours des plateaux tibiaux sont plus ou moins visibles en fonction des cas. Ainsi, nous verrons pour finir des méthodes de classification pouvant servir à détecter les cas de visibilité des plateaux tibiaux.

2.1 Méthodes de pré-traitement d'images

Les méthodes de segmentation de structures dans des images radiographiques ont besoin d'une étape de pré-traitement. En effet, nous avons affaire à des images de qualités diverses et le bruit présent peut avoir un impact sur la segmentation (Burger & Burge (2016)). Dans cette

section nous allons donc parler de méthodes de réduction du bruit, de lissage, de rehaussement et d'homogénéisation des valeurs des pixels des images.

2.1.1 Filtres de lissage et rehaussement d'arêtes

Plusieurs types de filtres passe-bas sont souvent utilisés sur les images médicales afin d'estomper leurs fréquences hautes réduisant ainsi le bruit présent en lissant les images (Burger & Burge (2016)).

Le **filtre médian** (Huang *et al.* (1979)) transforme la valeur de chaque pixel de l'image par la valeur médiane des pixels voisins. Le plus souvent, on utilise ce filtre avec un noyau de 3x3 ce qui veut dire que les voisins du pixel courant sont les 8 pixels l'entourant. Ce filtre permet d'homogénéiser les valeurs d'une image car la médiane des pixels du noyau réduit l'impact des valeurs d'intensité extrêmes. Les filtres médians sont très classiques (Burger & Burge (2016)) et nous devons tester leur efficacité.

Le **filtre gaussien** (Deng & Cahill (1993)) transforme la valeur de chaque pixel de l'image afin que la distribution de sa valeur et de celles de ses voisins devienne une distribution gaussienne. Pour ce faire, on utilise un noyau de convolution approximant une fonction gaussienne d'un certain écart-type (σ) :

$$gauss(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2.1)$$

Comme les filtres médians, les filtres gaussiens sont très connus (Burger & Burge (2016)) et nous comparerons leur impact dans le cadre de notre segmentation.

Il existe d'autres filtres reposant sur les équations aux dérivées partielles (EDP). Ces filtres détectent les arêtes de l'image (les contours) afin de les réhausser tout en lissant le reste de l'image pour réduire le bruit. Le **filtre de diffusion anisotropique non-linéaire** de Perona *et al.* (1994) utilise des équations de diffusion de la chaleur pour lisser les images. Ce type de filtre est assez connu du domaine du traitement d'images (Burger & Burge (2016)) et a été

testé par Ouertani *et al.* (2015) pour la segmentation de la tête fémorale. Cela nous pousse à comparer son effet aux autres filtres présentés ici.

L'implémentation du **filtre de choc d'amincissement** de Meghoufel *et al.* (2011) sur des images ultrasonores de tendons de cheval reprend le principe de diffusion anisotropique en le combinant à un effet de choc sur les zones de discontinuités. Ce filtre essaye de réhausser les maximums locaux tout en lissant le reste de l'image. Cette implémentation est utilisée par Ouertani *et al.* (2015) pour la segmentation de la tête fémorale sur des radiographies EOS et c'est pourquoi nous le comparerons aux autres filtres pour notre segmentation.

Enfin, le **filtre de minimisation L0 des gradients** présenté par Xu *et al.* (2011) tente de lisser l'image tout en conservant les gradients les plus forts. La méthode repose sur la résolution de la minimisation d'une équation à deux inconnues. La résolution parfaite étant impossible, Xu propose une approximation. Ce filtre donne des résultats intéressants sur des images naturelles et nous pensons qu'il pourrait être appliqué à des images radiographiques.

Les filtres que nous venons de présenter sont des filtres d'homogénéisation des valeurs d'une image (ou lissage) et de rehaussement des arêtes. Il est difficile de savoir quel filtre permettra d'améliorer les résultats de segmentation des contours du genou sur nos images radiographiques. Nous devons donc baser notre choix sur une étude expérimentale.

2.1.2 Normalisation d'une image

Il est important de normaliser la gamme d'intensité des pixels d'une image pour avoir les mêmes gammes d'images en images (Solomon & Breckon (2011)). Ainsi la méthode de segmentation développée sera utilisée avec des paramètres similaires pour chaque radiographie.

Généralement, on normalise les pixels d'une image pour que le minimum soit égal à 0 et le maximum soit égal à 1. Pour ce faire, on applique cette formule à chaque pixel p de l'image I :

$$p = \frac{p - \min(I)}{\max(I) - \min(I)} \quad (2.2)$$

La normalisation est très courante dans le traitement d'images digitales (Burger & Burge (2016)) et c'est une étape actuellement réalisée dans les segmentations du membre inférieur de Chav *et al.* (2009) et de la tête fémorale de Ouertani *et al.* (2015).

2.1.3 Égalisation d'histogramme

En plus de normaliser les gammes de valeurs, il est possible d'utiliser des méthodes d'égalisation d'histogramme afin d'améliorer le contraste d'une image (Solomon & Breckon (2011)). Il arrive souvent que les pixels d'une image n'utilisent pas l'entièreté de la gamme de valeurs disponible. Une égalisation d'histogramme va étaler les valeurs des pixels pour que l'utilisation de la gamme de valeurs soit optimisée (figure 2.2).

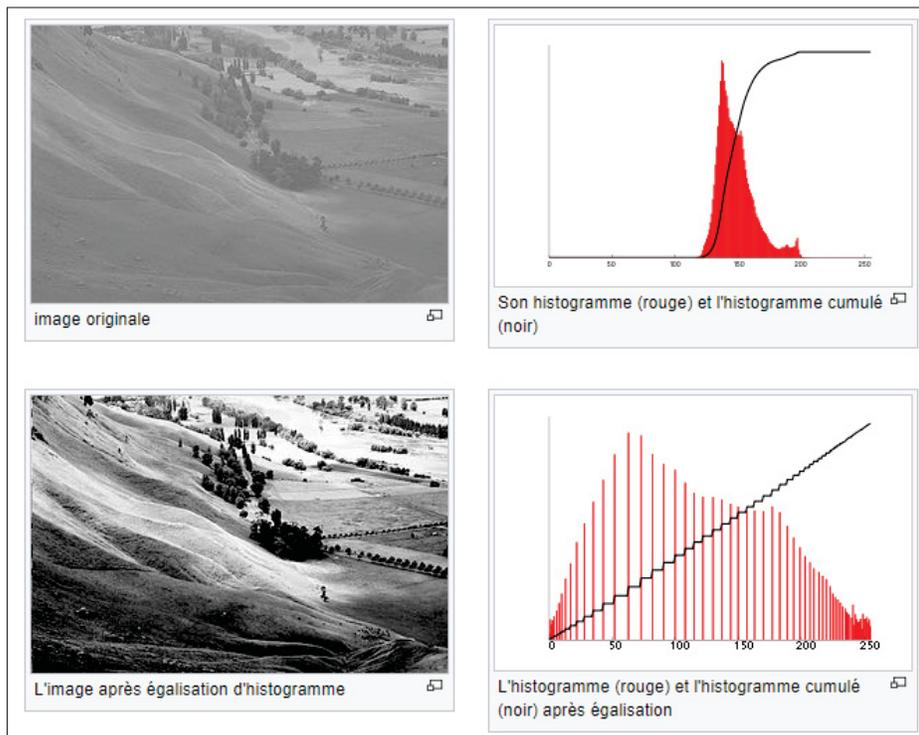


Figure 2.2 Exemple d'égalisation d'histogramme sur une image
Tiré de Wikipédia (2017a)

L'égalisation locale d'histogramme (ou Adaptive Histogram Equalization) de Pizer (1987) est basée sur le même principe. La différence est que cette méthode calcule des histogrammes dans plusieurs sous-régions de l'image et applique une égalisation d'histogramme dans chaque sous-région. Cela a pour effet d'améliorer le contraste localement (figure 2.3). Grâce à ces fenêtres locales, l'amélioration du contraste n'est pas faussée par des intensités très fortes ou faibles dans certaines zones de l'image. Dans les radiographies, il est important d'utiliser cette méthode puisqu'il est très fréquent que les patients aient des prothèses en métal qui apparaissent très lumineuses sur les images.

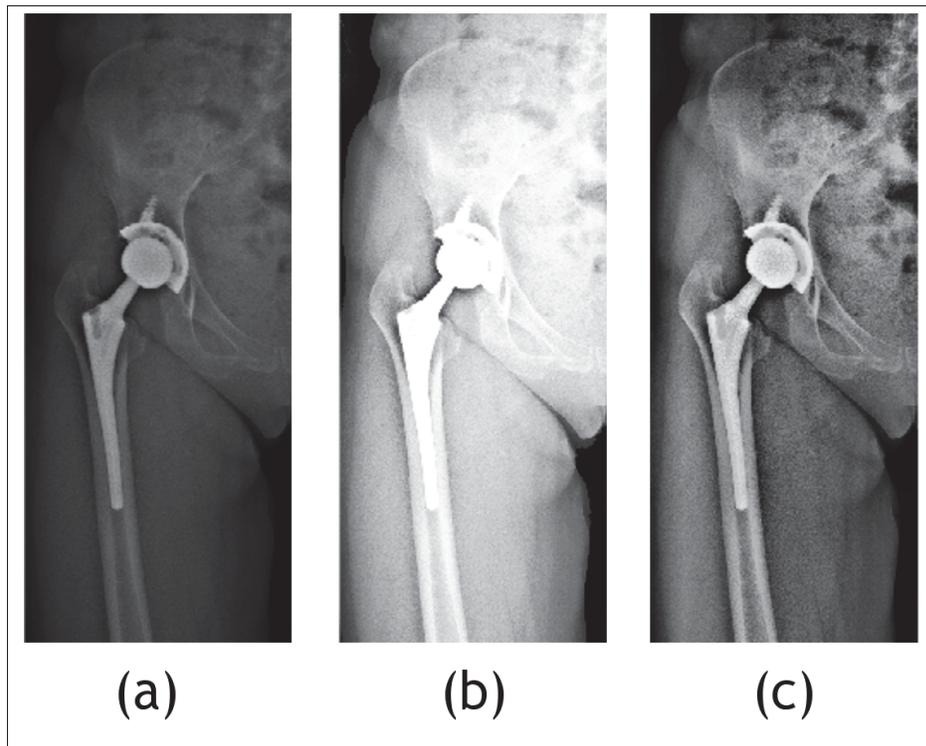


Figure 2.3 Exemple d'égalisation locale d'histogramme comparée à une égalisation classique
 (a) Zoom d'une radiographie EOS originale brute. (b) Même partie de la radiographie avec une égalisation d'histogramme classique. (c) Même image avec une égalisation locale d'histogramme

L'égalisation locale d'histogramme est utilisée dans les travaux de Ouertani *et al.* (2015) pour

la segmentation de la tête fémorale sur des radiographies EOS ce qui nous pousse à tester son efficacité dans la région du genou.

2.2 Méthodes de détection des contours

L'extraction de caractéristiques est une étape importante dans le processus de segmentation (Burger & Burge (2016)). Il s'agit d'extraire des informations de l'image sur lesquelles la segmentation va pouvoir se baser pour isoler les pixels faisant partie de la structure recherchée. Généralement, on choisit de détecter les contours de l'image afin d'en extraire les structures recherchées. On peut segmenter la structure voulue grâce aux informations d'intensité et de direction de ces contours. Il existe plusieurs filtres dans la littérature permettant de détecter ces arêtes.

Le calcul du **gradient intermédiaire** (Solomon & Breckon (2011)) d'une image consiste à calculer les dérivées de l'image I suivant un de ses axes, horizontal (x) ou vertical (y). Pour cela, la valeur du gradient d'un pixel est la différence entre les valeurs d'un pixel voisin et du pixel courant. On obtient ces valeurs en appliquant à l'image ces formules mathématiques :

$$G_x(I) = \frac{\partial I}{\partial x} = I(x+1, y) - I(x, y) \quad \forall x, y \in I \quad (2.3)$$

$$G_y(I) = \frac{\partial I}{\partial y} = I(x, y+1) - I(x, y) \quad \forall x, y \in I \quad (2.4)$$

On peut trouver ces mêmes valeurs en utilisant des matrices de convolution. Pour le gradient intermédiaire, les matrices de convolution à appliquer sont :

$$G_x(I) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} * I \quad \text{et} \quad G_y(I) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} * I$$

Il existe d'autres types de calcul de gradients comme le **gradient de Sobel** (Sobel & Feldman (1968)) ou le **gradient central**. Les différences d'intensités ne sont pas réalisées sur les mêmes

pixels et avec les mêmes coefficients. Concrètement, les matrices de convolution de ces filtres sont différentes. Les matrices de convolution du gradient de Sobel sont :

$$G_x(I) = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * I \quad \text{et} \quad G_y(I) = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * I$$

Les matrices de convolution du gradient central sont :

$$G_x(I) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1/2 & 0 & 1/2 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} * I \quad \text{et} \quad G_y(I) = \begin{bmatrix} 0 & -1/2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} * I$$

Le **filtre de Canny (1986)** est un algorithme utilisé pour détecter les contours d'une image. Ce filtre est une combinaison d'un filtre gaussien pour réduire le bruit, d'une détection d'arêtes avec un gradient central et enfin d'un double seuillage (haut et bas) des gradients. Cette méthode est employée, entre autres, dans la segmentation de structures osseuses pour la reconstruction 3D à partir d'images radiographiques fluoroscopiques (Baka *et al.* (2014), Zheng & Nolte (2015)).

En conclusion, les différents filtres de détection d'arêtes décrits ici se basent tous sur les différences d'intensité entre pixels voisins. Seul le filtre de Canny (1986) a une tendance à sur-détecter les arêtes et pourrait poser problème. L'utilisation des gradients pour la segmentation dans les radiographies est bien décrit par Stolojescu-Crisan & Holban (2013). La méthode de segmentation actuelle de Chav *et al.* (2009) et la segmentation de la tête fémorale de Ouertani *et al.* (2015) utilisent un calcul de gradient intermédiaire. De plus ce gradient semble donner de bons résultats, les contours détectés étant proches des véritables contours de l'image. C'est pourquoi nous choisissons cette méthode de détection d'arêtes.

2.3 Méthodes de segmentation sur des images radiographiques

Il existe plusieurs méthodes et algorithmes permettant de segmenter des contours sur des images médicales, et plus précisément sur des images radiographiques. Ces méthodes peuvent être séparées en deux grands groupes : les méthodes avec et sans modèle (Viergever *et al.* (2016)).

2.3.1 Méthodes avec modèle

Les méthodes avec modèle sont des méthodes de segmentation utilisant un modèle pré-existant de la structure recherchée afin de la retrouver dans l'image. Nous allons parler principalement des méthodes avec modèles statistiques qui apprennent à reconnaître la structure recherchée en fonction d'un modèle pré-existant. Elles peuvent reconnaître la forme (méthodes ASM ou *Active Shape Model* (Cootes *et al.* (1995))) et/ou l'apparence (méthodes AAM ou *Active Appearance Model* (Cootes *et al.* (2001))) de la structure. Pour cela, une base de données conséquente de modèles est requise afin de trouver les meilleures déformations à appliquer à un modèle moyen. Ces déformations sont trouvées par analyse en composante principale (ou ACP) ce qui permet d'extraire les modes de variations principaux entre les modèles de la base de données d'apprentissage. Quelques implémentations existent dans la littérature permettant la segmentation du fémur et du tibia sur des images radiographiques de face :

La méthode proposée par Chen *et al.* (2005) repose sur un modèle probabiliste de silhouette du fémur proximal sur des images de face. Le modèle est représenté par 5 points clés qui sont repérés automatiquement à partir de probabilité de présence. Une segmentation est ensuite réalisée en utilisant une méthode de contours actifs ou *active contour* (Kass *et al.* (1988)).

La méthode proposée par Dong *et al.* (2007) est basée sur un modèle statistique de fémur proximal. Le fémur est décomposé en plusieurs formes géométriques simples décrites par quelques paramètres. Par exemple, la tête fémorale est représentée par une sphère décrite par un centre et un rayon. La détection du fémur se fait donc en détectant la position de ces formes géo-

métriques. On notera que la méthode repose sur quatre radiographies calibrées et utilise donc plusieurs vues pour segmenter le fémur proximal.

Goößen *et al.* (2011) propose une méthode ASM robuste afin de segmenter automatiquement le membre inférieur au complet sur des radiographies de face. Il décrit même plusieurs modèles en fonction de l'âge des patients.

Seise *et al.* (2005) présente une méthode ASM autorisant la présence de contours doubles dans les structures et segmentant ainsi tous les contours des plateaux tibiaux sur des radiographies de face.

Ces méthodes avec modèle segmentent précisément les contours du tibia et du fémur d'après les résultats présentés par ces articles. Cependant, les résultats présentés utilisent des images radiographiques de patients sains, sans problèmes arthrosiques. L'utilité de l'outil proposé par EOS Imaging est d'aider les cliniciens à faire des diagnostics. Les images EOS sont donc des images de pathologies contenant de grandes variations de morphologies dans les cas d'arthroses par exemple (pincements, protubérances osseuses, etc.). Ces pathologies rendent difficiles l'application de telles approches car elles nécessitent d'avoir une base de données très exhaustive des différentes pathologies. Nous pensons que les modèles statistiques seraient trop contraints et donc qu'il y ait un risque que ces méthodes soient peu efficaces dans ces cas d'applications. Nous allons donc nous intéresser à des types de méthodes sans modèles, moins contraintes à la morphologie des patients.

2.3.2 Méthodes sans modèle

Les méthodes sans modèle sont les méthodes qui n'utilisent pas de modèles *a priori* afin de segmenter les structures recherchées.

Plusieurs algorithmes simples existent et permettent de trouver des changements brusques d'intensité dans une image. Ces algorithmes sont très connus et sont des classiques dans le domaine du traitement d'images (Burger & Burge (2016) et Solomon & Breckon (2011)). On peut citer

les modèles de contours actifs de Cootes & Taylor (1992) ou bien l'algorithme de ligne de partage des eaux (ou *watershed*) présenté par Beucher & Meyer (1993). Ces algorithmes se basent uniquement sur des calculs de gradients dans l'image, c'est à dire des différences d'intensité entre des pixels voisins. Les contours trouvés ont très peu de contraintes sur leurs formes. Cela implique que le bruit présent sur l'image pourrait apporter des erreurs conséquentes qui changeraient complètement la forme de la structure détectée. Stoloiescu-Crisan & Holban (2013) présente ce type de méthodes mais conclue qu'elles ne sont efficaces que pour des segmentations anatomiques simples. L'article préconise l'utilisation de méthodes de segmentations prenant en compte des contraintes de formes afin de segmenter des régions plus complexes.

Dans notre cas, nous cherchons des structures anatomiques osseuses dont la forme globale reste la même d'un patient à un autre. L'utilisation d'une méthode contraignant la forme du contour recherché est donc très intéressante. Actuellement, dans notre laboratoire, la segmentation est réalisée sur les images EOS de face et de profil avec une méthode de recherche de chemin minimal (Chav *et al.* (2009)) que nous allons présenter maintenant. Cette méthode contraint le contour segmenté dans sa forme sans pour autant utiliser de modèles pré-définis comme les méthodes avec modèles.

2.3.2.1 Chemin minimal

Comme nous l'avons vu précédemment en section 1.5.3, l'algorithme actuel de segmentation des structures osseuses de Chav *et al.* (2009) est basé sur celui de l'extraction du chemin minimal globale dans une image 2D de Vincent (1998). Il s'agit d'une méthode sans modèle qui introduit tout de même une certaine contrainte de forme comme nous allons le voir dans cette partie.

Le principe de l'algorithme du chemin minimal repose sur la recherche d'un chemin traversant une carte de poids de part en part en passant par la somme minimale de poids. Afin de trouver les contours de l'image (figure 2.4 (a)), Chav *et al.* (2009) applique cet algorithme sur le gradient de l'image radiographique suivant l'axe y (figure 2.4 (b)). L'algorithme commence par la création d'une matrice d'accumulation S (figure 2.4 (e)) à partir de deux matrices d'ac-

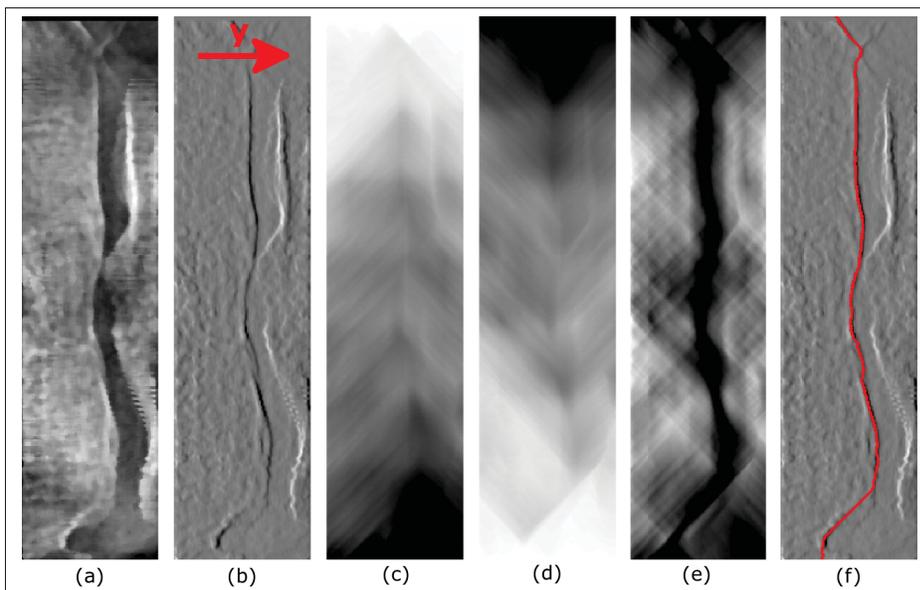


Figure 2.4 Application du chemin minimal sur une image redressée autour du genou afin de segmenter le contour du fémur
 (a) Image redressée pré-traitée. (b) Gradient suivant l'axe y de l'image redressée. (c) Matrice d'accumulation $J1$ calculée dans le sens descendant. (d) Matrice d'accumulation $J2$ calculée dans le sens ascendant. (e) Matrice d'accumulation totale S . (f) Chemin minimal (en rouge) trouvé dans le gradient de l'image

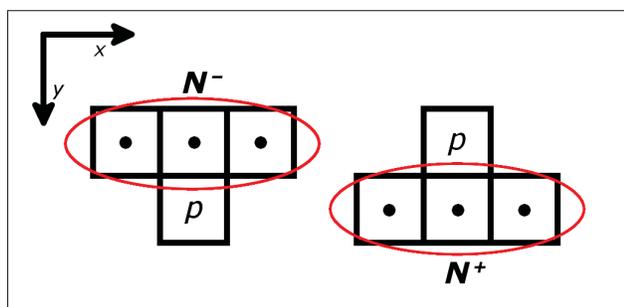


Figure 2.5 Voisinage d'un pixel p
 Le voisinage de p est soit situé vers le haut (N^-), soit vers le bas (N^+) par rapport à l'image

cumulation intermédiaires, $J1$ et $J2$ (figure 2.4 (c) et (d)). La matrice d'accumulation aura des valeurs faibles proches des contours que l'on recherche. Les matrices $J1$ et $J2$ qui composent cette matrice sont calculées en parcourant la carte de poids C (ici le gradient de l'image, figure

2.4 (b)) dans deux sens opposés (descendant et ascendant). Chaque pixel courant p de ces matrices d'accumulation aura pour valeur son intensité dans la carte de poids additionnée à la plus petite valeur des pixels précédents de son voisinage N^+ ou N^- (figure 2.5). En contraignant le voisinage de chaque pixel à seulement 3 voisins, le chemin trouvé (figure 2.4 (f)) n'aura pas de courbures supérieures à 45° . L'algorithme du chemin minimal peut être décrit avec des équations mathématiques.

a. Initialisation

Soit une image radiographique I de taille $n \times m$, $x \in [0, n - 1]$, $y \in [0, m - 1]$ et $p(x, y)$ un pixel. On notera aussi x_p et y_p les valeurs de x et de y du pixel courant p . Dans le cas de la segmentation de Chav *et al.* (2009), la carte de poids C est calculée à partir du gradient suivant l'axe y de l'image radiographique pré-traitée I (figure 2.4 (b)) :

$$C = G_y(I) = I(x, y + 1) - I(x, y) \quad (2.5)$$

On initialise la première ligne de $J1$ et la dernière ligne de $J2$ à 0. Le reste de ces matrices est égal à l'infini.

$$J1(p) = \begin{cases} 0 & \text{si } y_p = 0 \\ +\infty & \text{si } y_p \neq 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

$$J2(p) = \begin{cases} 0 & \text{si } y_p = m - 1 \\ +\infty & \text{si } y_p \neq m - 1 \end{cases} \quad (2.7)$$

Le chemin minimal préfère trouver un contour assez droit. Pour cela, on a besoin de connaître la distance entre deux pixels. On note $w(p, q)$ la distance entre deux pixels p et q voisins. Si q est placé en diagonale par rapport à p , on appliquera un facteur de linéarité (ici $\sqrt{2}$) afin d'avantager les chemins rectilignes :

$$w(p, q) = \begin{cases} C(q) & \text{si } x_q = x_p \\ \sqrt{2} * C(q) & \text{si } x_q \neq x_p \end{cases} \quad (2.8)$$

Les recherches du chemin minimal se font dans une zone limitée de pixel en pixel afin d'obtenir un chemin continu. Pour cela, on décrit les voisinages des pixels N^+ et N^- (figure 2.5) ainsi :

$$\begin{aligned} N^-(x,y) &= (x',y-1) \quad \text{avec } x' \in [x-1,x+1] \\ N^+(x,y) &= (x',y+1) \quad \text{avec } x' \in [x-1,x+1] \end{aligned} \quad (2.9)$$

b. Création des matrices d'accumulation $J1$ et $J2$

Les matrices d'accumulation $J1$ et $J2$ sont calculées en parcourant la carte de poids C dans deux sens opposés :

$$\begin{aligned} J1(p) &= \min_{q \in N^-(p)} (J1(q) + w(p,q)) \\ J2(p) &= \min_{q \in N^+(p)} (J2(q) + w(p,q)) \end{aligned} \quad (2.10)$$

c. Création de la matrice d'accumulation totale S

On crée ensuite la matrice d'accumulation totale S à partir des matrices $J1$ et $J2$:

$$S = J1 + J2 \quad (2.11)$$

d. Recherche du chemin minimal c dans la matrice d'accumulation S

Le chemin minimal c est recherché dans la matrice d'accumulation totale S . En partant de la première ligne, on cherche les valeurs minimales voisines à la précédente. Pour chaque ligne de l'image, il y a donc un pixel appartenant au chemin minimal c la traversant de haut en bas.

$$c(0) = x_c \quad \text{pour lequel } S(x_c, 0) = \min_{x \in [0, n-1]} (S(x, 0)) \quad (2.12)$$

$$c(y) = x_c \quad \text{pour lequel } S(x_c, y) = \min_{x \in N^-(c(y-1), y-1)} (S(x, y)) \quad \text{avec } y \in [1, m-1] \quad (2.13)$$

Comme nous l'avons vu auparavant, l'implémentation de cet algorithme dans l'application SterEOS décrite par Chav *et al.* (2009) se base sur les travaux de Vincent (1998). Actuellement, cette méthode a des problèmes. Dans les cas difficiles comme pour la tête fémorale ou le genou,

il arrive que la proximité des structures osseuses provoque des erreurs (figure 2.6). Les contours saillants étant proches, la segmentation renvoie des contours appartenant au cotyle de la hanche. Pour pallier ce problème, l'algorithme de Chav *et al.* (2009) du chemin minimal, implémenté dans la plateforme SterEOS, a été modifié afin d'extraire plusieurs chemins de poids faibles. Ainsi, on espère extraire les contours de la tête fémorale en plus de ceux du cotyle de la hanche. Dans ce cas, on obtient plusieurs contours non labellisés comme sur la figure 2.7.

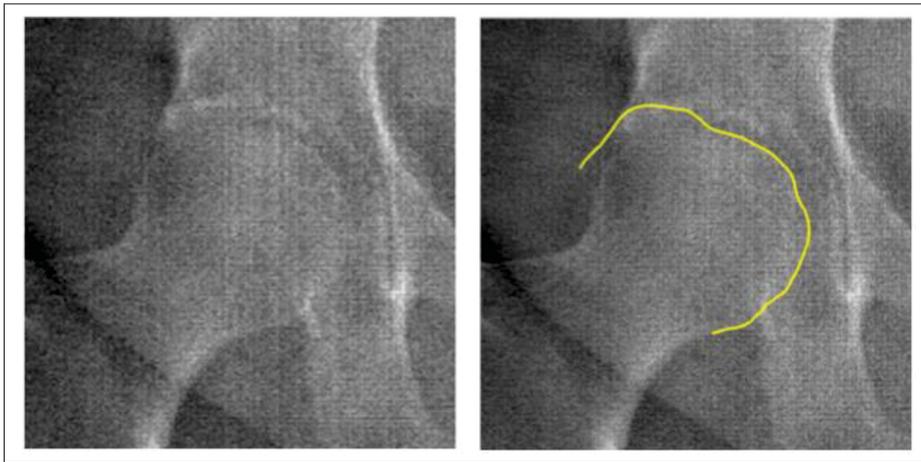


Figure 2.6 Exemple d'erreur de segmentation avec la méthode de Chav *et al.* (2009) appliquée à la tête fémorale
À gauche, la radiographie originale. À droite, la radiographie avec le contour détecté de la tête fémorale (en jaune)

Dans le cas de la tête fémorale, des travaux ont été réalisés afin de segmenter et de labelliser les structures simultanément (Ouertani *et al.* (2015)). Nous allons détailler cette méthode dans la section suivante.

2.3.2.2 Chemin minimal en 3D pour la segmentation de la tête fémorale

Les travaux de Ouertani *et al.* (2015) consistent à améliorer la précision de la segmentation au niveau de la tête fémorale en segmentant simultanément les contours des deux structures (tête fémorale et cotyle de la hanche). Il arrivait souvent que l'algorithme de Chav *et al.* (2009)

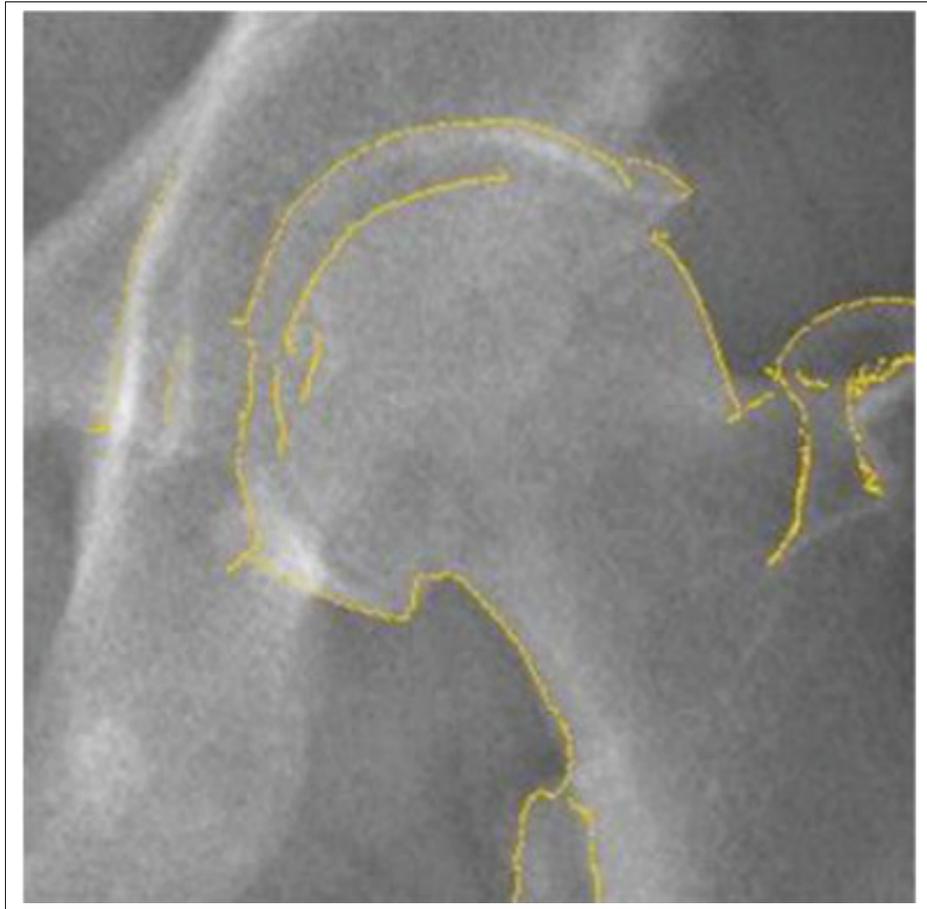


Figure 2.7 Exemple de segmentations non labellisées du fémur proximal avec la méthode de Chav *et al.* (2009) sur une radiographie de face

segmente le contour du cotyle de la hanche plutôt que celui de la tête fémorale (figure 2.6). Le contour du cotyle étant souvent plus contrasté que celui de la tête fémorale, ce problème gênait beaucoup la reconstruction 3D.

La méthode proposée par Ouertani *et al.* (2015) est un algorithme multi-structures de recherche d'un chemin minimal en 3D. Le principe de l'algorithme est le même que celui du chemin minimal de Vincent (1998). La différence est que la nouvelle méthode de Ouertani *et al.* (2015) recherche un chemin dans un espace 3D afin d'extraire deux contours simultanément.

L'algorithme crée un volume d'accumulation S' à partir de deux volumes d'accumulation intermédiaires en 3D J_1 et J_2 . Ces volumes sont calculés à partir de deux cartes de poids C_1 et

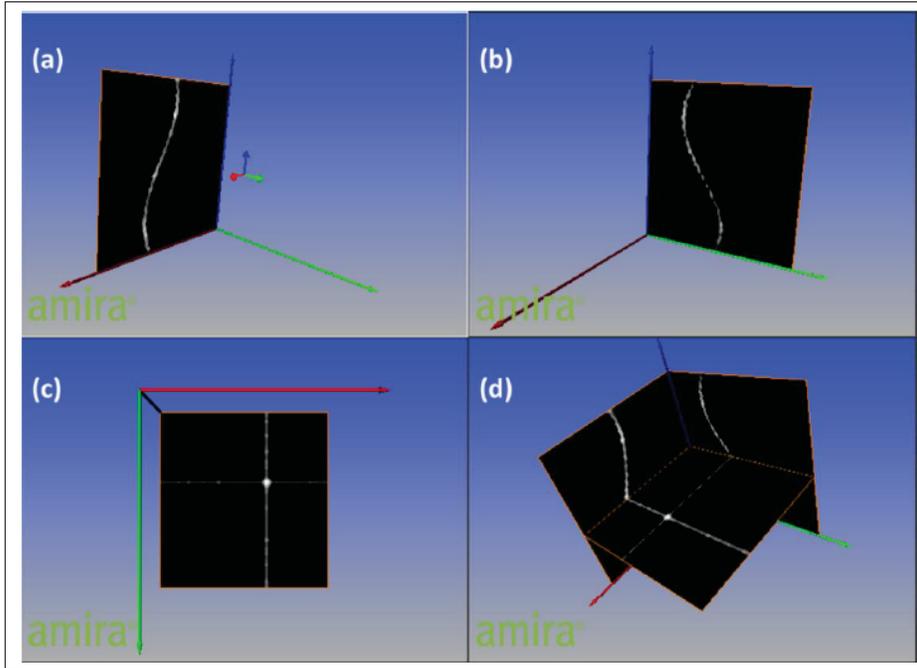


Figure 2.8 Visualisation du volume V en tranches orthogonales avec Amira®

- (a) Image de gradient négatif $C1$. (b) Image de gradient positif $C2$.
 (c) Tranche axiale du volume V . (d) Les trois images ensemble
 Tirée de Ouertani *et al.* (2015)

$C2$ (figure 2.8 (a) et (b)) de mêmes dimensions. Chaque image doit contenir les contours recherchés séparément. Dans le cas de la tête fémorale, le gradient horizontal négatif de l'image redressée I contient le contour du cotyle de la hanche alors que son gradient horizontal positif contient le contour de la tête fémorale.

On peut décrire cet algorithme par des équations mathématiques :

a. **Initialisation**

Soit deux cartes de poids $C1$ et $C2$ de taille $n \times m$, $x_1 \in [0, n - 1]$, $x_2 \in [0, n - 1]$, $y \in [0, m - 1]$ et $v(x_1, x_2, y)$ et $q(x_1, x_2, y)$ deux voxels :

$$C1 = \begin{cases} |G_x| & \text{si } G_x < 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.14)$$

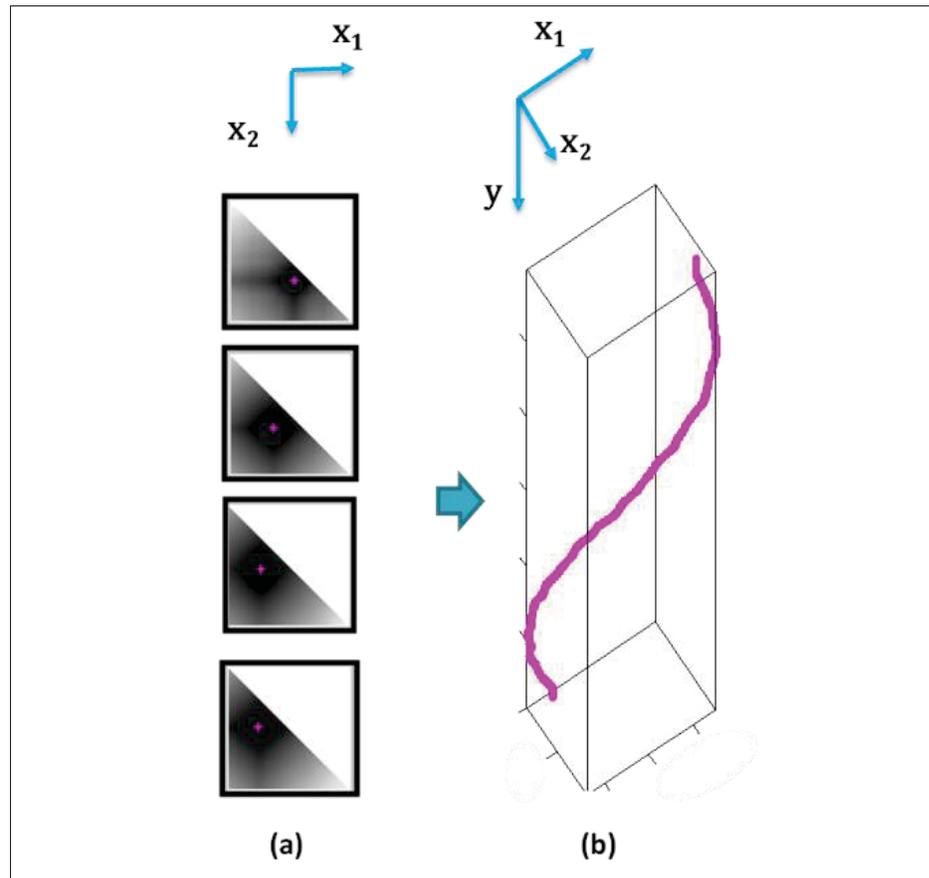


Figure 2.9 Détection du chemin minimal 3D
 (a) Positions (x_1, x_2) détectées sur des tranches de S' (en rose).
 (b) Chemin 3D minimal continu obtenu
 Tirée de Ouertani *et al.* (2015)

$$C2 = \begin{cases} G_x & \text{si } G_x > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.15)$$

On crée d'abord un volume V à partir duquel on pourra calculer les volumes d'accumulation $J1$ et $J2$ (figure 2.8 (c)).

$$V(v) = V(x_1, x_2, y) = C1(x_1, y) + C2(x_2, y)$$

On initialise ensuite le premier plan de $J1$ et le dernier plan de $J2$ à 0. Le reste de ces volumes d'accumulation est égal à l'infini.

$$J1(x_1, x_2, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } y = 0 \\ +\infty & \text{si } y \neq 0 \end{cases} \quad (2.16)$$

$$J2(x_1, x_2, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } y = m - 1 \\ +\infty & \text{si } y \neq m - 1 \end{cases} \quad (2.17)$$

On note $w(v, q)$ la distance entre deux voxels v et q voisins. Si q est placé en diagonale par rapport à v , on appliquera un facteur de linéarité (ici $\sqrt{2}$) afin d'avantager les chemins rectilignes. On utilise les valeurs inversées du volume V . En effet, on cherche un chemin passant par des poids minimaux et il faut donc inverser les valeurs du volume pour avantager les gradients les plus forts :

$$w(v, q) = \begin{cases} -V(q) & \text{si } y_q = y_v \\ \sqrt{2} * (-V(q)) & \text{si } y_q \neq y_v \end{cases} \quad (2.18)$$

Les voisinages des pixels N^+ et N^- peuvent être décrit ainsi :

$$N^-(v) = N^-(x_1, x_2, y) = (x'_1, x'_2, y - 1) \quad (2.19)$$

$$N^+(v) = N^+(x_1, x_2, y) = (x'_1, x'_2, y + 1) \quad (2.20)$$

$$\text{avec } x'_1 \in [x_1 - 1, x_1 + 1] \quad \text{et } x'_2 \in [x_2 - 1, x_2 + 1]$$

b. Création des volumes d'accumulation $J1$ et $J2$

On crée ensuite les volumes d'accumulation selon deux sens :

$$\begin{aligned} J1(v) &= \min_{q \in N^-(v)} (J1(q) + w(v, q)) \\ J2(v) &= \min_{q \in N^+(v)} (J2(q) + w(v, q)) \end{aligned} \quad (2.21)$$

c. **Création du volume d'accumulation totale S'**

À partir de $J1$ et $J2$, on crée S , la somme des deux volumes. Cela permettra de chercher le chemin minimal dans un volume comprenant les accumulations ascendante et descendante combinées :

$$S = J1 + J2 \quad (2.22)$$

À partir de S , Ouertani *et al.* (2015) construit un volume S' qui prend en compte certaines contraintes. En effet, dans son cas, le contour du cotyle de la hanche dans la carte de poids $C1$ est forcément à gauche du contour de la tête fémorale dans la carte de poids $C2$, et ils sont séparés d'une distance minimale d_{min} . On peut voir sur la figure 2.9 (a) des tranches du volume S' . La moitié des tranches est blanche (égale à l'infini) car on a obligatoirement $x_1 < x_2$:

$$S'(v) = \begin{cases} S(v) & \text{si } x_1 < x_2 \text{ et } \|x_1 - x_2\| > d_{min} \\ \infty & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.23)$$

d. **Recherche du chemin minimal c dans le volume d'accumulation S'**

Le chemin minimal c est recherché dans le volume d'accumulation total S' . En partant du premier plan $S'(0, 0, y)$, on cherche les valeurs minimales voisines au précédent voxel retenu. Pour chaque plan du volume, il y a donc un voxel appartenant au chemin minimal le traversant de haut en bas.

$$\begin{aligned} c_1(0) = x'_1, c_2(0) = x'_2 \\ \text{pour lesquels } S'(x'_1, x'_2, 0) = \min_{x_1, x_2 \in [0, n-1]} (S'(x_1, x_2, 0)) \\ \\ c_1(y) = x'_1, c_2(y) = x'_2 \\ \text{pour lesquels } S'(x'_1, x'_2, y) = \min_{x_1, x_2 \in N^-(c_1(y-1), c_2(y-1), y-1)} (S'(x_1, x_2, y)) \\ \text{avec } y \in [1, m-1] \end{aligned} \quad (2.24)$$

En cherchant un chemin minimal en 3D dans le volume S' (figure 2.9 (b)) et en le projetant sur les deux images, on obtient deux contours. Un premier contour passant par des gradients

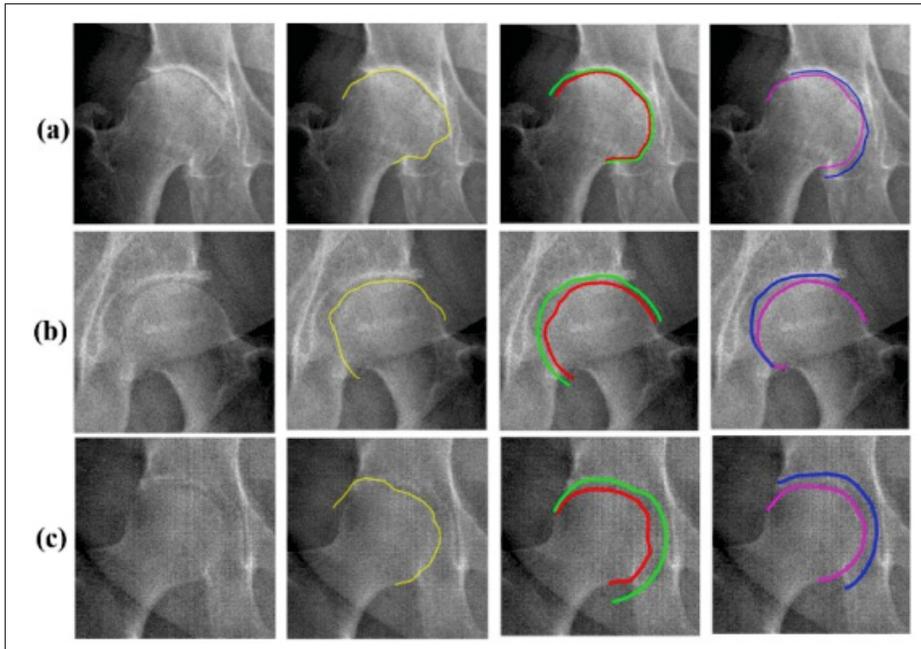


Figure 2.10 Comparaison de segmentation obtenues par 3 méthodes. Les colonnes décrivent respectivement de gauche à droite : l'image originale, la segmentation avec la méthode de Chav *et al.* (2009), la segmentation avec la méthode de Ouertani *et al.* (2015) et une segmentation manuelle réalisée par un expert (a) Tête fémorale arthrosique. (b) et (c) Cas avec contraste faible et bruit important

Tirée de Ouertani *et al.* (2015)

négatifs (le cotyle de la hanche, en vert sur la figure) et un second contour passant par des gradients positifs (la tête fémorale, en rouge sur la figure) (figure 2.10, 3ème colonne).

L'avantage de cette méthode est qu'elle permet de rechercher deux chemins simultanément. Il est donc moins probable de labelliser un contour du cotyle de la hanche comme un contour de la tête fémorale comme cela peut arriver avec la méthode actuelle de Chav *et al.* (2009) (figure 2.10, 2ème colonne). On remarquera que Ouertani *et al.* (2015) ajoute des contraintes de position dans son algorithme afin de guider la segmentation. Ces informations contraignent modérément la segmentation et permettent d'extraire des contours toujours réalistes (le contour de la tête fémorale ne pourra jamais se trouver au dessus du contour du cotyle de la hanche). On peut donc appliquer des contraintes modérées de position à la segmentation des contours du genou en espérant obtenir des résultats similaires à ce cas ci.

Pour conclure, cet algorithme a fait ses preuves pour la hanche. La précision des contours en est améliorée et on arrive à labelliser les deux contours recherchés. Le fait de rechercher deux contours simultanément pourrait être utile à la segmentation des contours du tibia.

2.4 Méthodes de classification

Comme présenté dans la section 1.6.2, l'orientation du tibia sur les radiographies peut faire apparaître plusieurs contours des plateaux tibiaux sur les images de face. Il est possible d'observer un unique contour, deux contours distincts sous le contour du fémur ou bien deux contours distincts avec le contour supérieur du tibia superposé avec le fémur (figure 2.11). Nous pensons que connaître le cas de visibilité des deux plateaux tibiaux d'un genou est une option intéressante afin d'améliorer les segmentations et appliquer une approche appropriée à chaque cas. Dans cette optique, les méthodes de classification peuvent nous permettre de détecter automatiquement les cas de visibilité rencontrés. Nous allons décrire trois approches de classification qui utilisent l'apprentissage machine sur une base de données d'apprentissage afin de prédire les classes de nouveaux éléments.

La méthode des ***k* plus proches voisins (ou *KNN*)**, développée par Fix & Hodges (1989), est une méthode de classification tentant de séparer des points cibles dans une des classes apprises. Pour ce faire, la méthode va calculer la distance de ces points cibles aux *k* points références de l'échantillon d'apprentissage les plus proches. Connaissant les classes des points de références, la classe majoritairement plus proche d'un point cible devient sa classe prédite. Cette méthode est aussi utilisée pour segmenter des régions dans des images (radiographiques ou naturelles) (Karthikeyan & Vaithyanathan (2012), Stolojescu-Crisan & Holban (2013)). Cela nous pousse à tester cette méthode dans le but de prédire les cas de visibilité de nos plateaux tibiaux.

Les **arbres de décision** (Breiman *et al.* (1984)) sont des outils permettant de prendre des décisions à partir de règles simples. On représente ces arbres sous formes de graphes avec pour chaque nœud, un choix à prendre et deux chemins possibles. Les décisions de l'arbre sont situées à l'extrémité de ses branches; ce sont ses feuilles. On peut utiliser des algorithmes

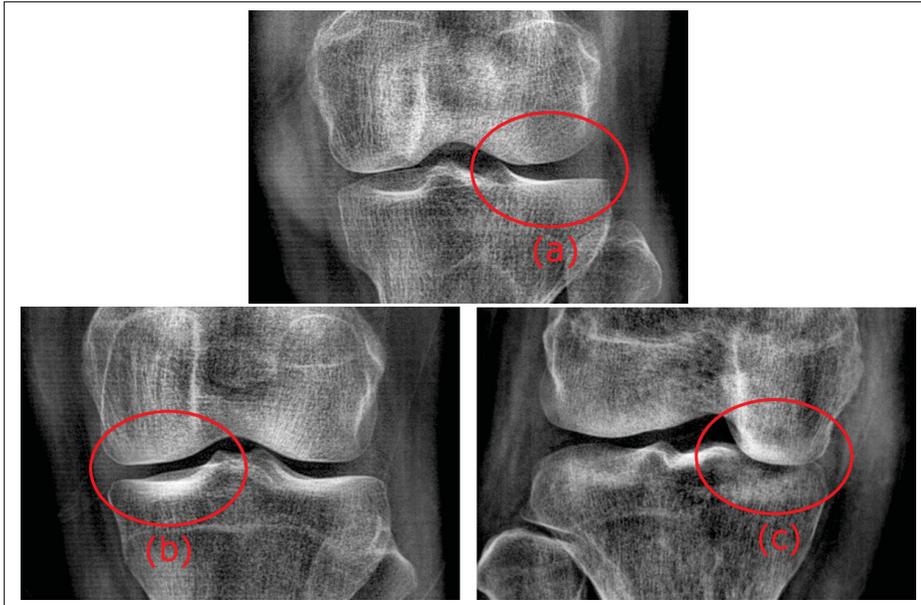


Figure 2.11 Exemples de plateaux tibiaux avec des silhouettes comprenant un ou deux contours
 (a) Cas où un seul contour apparaît. (b) Cas où le contour supérieur est sous le contour du fémur. (c) Cas où le contour supérieur est au-dessus du contour du fémur

d'apprentissage machine afin de créer des arbres de décision optimisés et séparer au mieux nos données en différentes classes. Chaque décision à un nœud de l'arbre consistera en une comparaison de la valeur d'une des variables d'un point cible avec la valeur de référence de l'arbre. Les arbres de décision ont pour avantages d'être facilement lisibles et il existe des méthodes afin de réduire leurs complexités sans pour autant perdre de leur précision.

Les forêts aléatoires (ou *random forest*) sont un ensemble d'arbres décisionnels permettant de réduire la tendance de sur-apprentissage de ces derniers (Breiman (2001)). Les *random forest* (et, par extension, les arbres décisionnels) sont utilisés, entre autres, dans des cas de segmentations dans des IRM (Zikic *et al.* (2012)) ainsi que pour extraire les caractéristiques des genoux arthrosiques dans des radiographies (Thomson *et al.* (2015)).

Enfin les **machines à vecteurs de support (ou SVM)** (Cortes & Vapnik (1995)) sont un ensemble de systèmes de classification rapides utilisant des méthodes d'apprentissage supervisé. Ils permettent de résoudre des problèmes de discrimination et/ou de régression en cherchant une

frontière dont la marge est maximale et qui sépare les échantillons d'entraînement. Il s'agit de classifieurs linéaires généralisés. Les SVM ont déjà été utilisés afin de segmenter des zones anatomiques dans des images radiographiques (Chen & Li (2010)).

Ces trois approches de classification sont intéressantes et sont facilement testables dans notre cas grâce à leurs implémentations dans la plateforme de programmation Matlab. Il existe beaucoup d'autres techniques de classification dans la littérature mais celles-ci sont utilisées dans des travaux touchant au médical et aux images radiographiques. Leurs performances sont très liées aux paramètres choisis et à la base de données d'entraînement utilisée (Kwak & Choi (2002)). Afin de choisir la bonne méthode à utiliser dans notre cas, nous testerons quelques-unes de ces méthodes expérimentalement.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit quelques méthodes de traitement d'images qui nous permettent d'améliorer les contrastes d'une image et de la lisser afin de ne conserver que les gradients les plus forts. Ces filtres seront très utiles dans notre cas car nous avons des images radiographiques parfois bruitées et avec peu de contraste.

Nous avons ensuite vu différentes méthodes de segmentation utilisées pour détecter les contours du membre inférieur sur des radiographies. La plupart des travaux récents utilisent des méthodes avec modèle et obtiennent des résultats prometteurs. Cependant, EOS travaille sur la reconstruction de membres inférieurs de patients ayant des pathologies. Ces patients ont des formes et des positions de genoux sortant de la norme par rapport à un sujet sain. Afin d'envisager l'utilisation de méthodes avec modèle, il faudrait mettre en place plusieurs bases de données selon les différentes pathologies. Par exemple, certaines pathologies causent des protubérances osseuses (ostéophytes) ayant des formes très irrégulières et qui seraient très difficiles à modéliser par un modèle statistique. De plus, la création de base de données est une étape très contraignante et fastidieuse, bien que possible, mais qui n'est pas envisageable dans le cadre de ce travail de maîtrise, les données n'étant pas accessibles pour le moment.

C'est pourquoi nous nous sommes intéressés aux différentes méthodes sans modèle de segmentation de la littérature. Les méthodes utilisées actuellement dans la plateforme d'EOS sont robuste, donnent de bons résultats, bien qu'ayant des limitations, et elles ont déjà bénéficié d'améliorations dans la zone de la tête fémorale. Les travaux de Ouertani *et al.* (2015) sont à retenir et nous pensons pouvoir adapter sa méthode à notre cas afin de segmenter les contours multiples du tibia.

De ce que nous avons lu, aucune méthode de segmentation sans modèle n'est spécifique aux contours du genou sur des images radiographiques. Plusieurs erreurs courantes de la méthode actuelle sont dues à la proximité du fémur et du tibia dans le genou, au faible contraste ou à la texture de l'os (section 2.3.2.1). De plus, aucune méthode sans modèle n'a été testée pour segmenter plusieurs contours des plateaux tibiaux. Il est donc important de trouver une nouvelle méthode de segmentation ou d'adapter une méthode à notre cas. Enfin, aucune méthode n'utilise vraiment les informations des images de profil. Comme nous l'avons déjà remarqué, la superposition des structures complexifie hautement le travail de segmentation sur cette vue. Cela nous conforte dans l'idée de nous concentrer sur les images EOS de face uniquement.

Finalement, les différents contours du tibia nous ont poussé à regarder plusieurs méthodes de classification. Connaître le nombre de contours à segmenter pourrait améliorer la précision de la segmentation.

La revue de la littérature nous a permis de voir qu'il existait plusieurs méthodes de segmentation avec modèles qui nous semblent peu intéressantes dans nos cas pathologiques. Les méthodes de segmentations sans modèles, quant à elles, ne sont pas assez spécifiques aux contours du genou. Cela nous pousse à proposer notre propre algorithme de segmentation, comme nous allons le voir dans le prochain chapitre où nous décrirons la problématique et les objectifs du projet ainsi que les contributions que nous souhaitons apporter.

CHAPITRE 3

PROBLÉMATIQUE, OBJECTIFS ET HYPOTHÈSES

3.1 Problématique du projet

Nous avons vu que les segmentations des silhouettes du fémur et du tibia étaient des étapes importantes dans le processus de reconstruction en 3D du membre inférieur. La précision de ces contours impacte la précision de la reconstruction. Dans l'optique d'améliorer l'automatisation du processus et la précision de la reconstruction 3D finale du membre inférieur, il est important d'améliorer les algorithmes de détection des contours des structures osseuses.

Dans le cas des articulations, les structures osseuses peuvent être très proches les unes des autres. Cela peut entraîner des superpositions sur les radiographies. Les méthodes actuelles de segmentation des contours des structures (fémur distal et tibia proximal) composant l'articulation du genou rencontrent des erreurs dans ces cas-là. Dû au faible contraste des images, à la proximité des structures osseuses et au bruit potentiel dans la radiographie, il est nécessaire d'utiliser un algorithme spécialisé pour cette zone anatomique. Au final, nous nous sommes concentré sur les radiographies EOS du genou de face car nous avons convenu que les images de profil étaient trop peu utilisables à cause des superpositions des membres inférieurs.

Les méthodes présentes dans la littérature sont pour la plupart des méthodes avec modèle. Bien que ces méthodes fournissent des résultats satisfaisants sur des images de face, nous pensons que les patients atteints d'arthrose ont des genoux avec des géométries trop variables pour être précisément segmentés par des méthodes avec modèle. Nous voulons donc nous concentrer sur des méthodes sans modèle de segmentation.

Cependant nous n'avons pas trouvé dans la littérature de méthodes sans modèle développées spécifiquement pour le genou ou le membre inférieur. La méthode de recherche du chemin minimal de Chav *et al.* (2009) actuellement utilisée pour la reconstruction 3D du membre inférieur donne des résultats peu précis pour la zone du genou et c'est pourquoi nous devons développer notre propre méthode de segmentation.

Nous pensons qu'il est possible de reprendre la méthode de Chav *et al.* (2009) tout en l'améliorant afin d'avantager les véritables contours du genou. Cependant, nous avons aussi vu que la silhouette du tibia pouvait avoir plusieurs contours en fonction de l'orientation de l'os. À ce sujet, nous avons vu que la méthode de recherche de chemins minimaux simultanée développée par Ouertani *et al.* (2015) pourrait être adaptée à notre cas afin de segmenter les multiples contours du tibia. De plus, connaître le nombre et la position relative des contours du tibia pourrait fortement aider leurs segmentations. Nous avons donc trouvé plusieurs méthodes de classification dans la littérature que nous testerons afin de prédire les cas de visibilité des plateaux tibiaux.

Pour synthétiser, le projet a pour problématique la mise en place d'une méthode de segmentation précise des contours du fémur et du tibia au niveau de l'articulation du genou sur des radiographies EOS de face.

3.2 Objectifs du projet

Le projet a deux objectifs. Premièrement, nous voulons produire une méthode de segmentation améliorant la précision des contours du genou (fémur et tibia) par rapport à l'algorithme précédemment utilisé sur des images radiographiques de face (Chav *et al.* (2009)). Pour rappel, la segmentation de Chav *et al.* (2009) est l'algorithme utilisé dans la plateforme de reconstruction 3D du membre inférieur commercialisée par EOS Imaging. Deuxièmement, nous voulons développer une méthode segmentant tous les contours visibles du tibia de face (voir section 1.6.2). Ces deux contours du tibia permettront une grande amélioration de la précision de la reconstruction 3D du tibia proximal. En effet, actuellement la reconstruction ne prend pas en compte l'orientation et la forme des plateaux car ils ne sont pas segmentés. Cela pourra être fait une fois tous les contours des plateaux tibiaux extraits.

Pour atteindre ces objectifs, nous avons décidé de développer plusieurs méthodes utilisant différentes techniques afin de les comparer entre elles et de les comparer à la segmentation actuelle de Chav *et al.* (2009).

3.3 Hypothèses

Le travail présenté ici repose sur plusieurs hypothèses. Nous voulons améliorer la détection des contours du genou sur les images radiographiques EOS de face en terme de précision mais aussi détecter tous les contours possibles des plateaux tibiaux. Nous cherchons donc à tester plusieurs hypothèses :

- L'utilisation de nouvelles cartes de poids pour la recherche du chemin minimal en 2D et en 3D améliorera les segmentations
- L'application d'une recherche d'un chemin minimal en 3D sur le tibia de face permettra d'extraire tous les contours de celui-ci lorsqu'ils sont visibles
- Différents filtres de pré-traitement pourraient impacter positivement la segmentation
- Prédire les cas de visibilité des plateaux tibiaux grâce à une méthode de classification permettrait d'utiliser des méthodes de segmentation plus spécifiques et donc d'améliorer la précision des contours

CHAPITRE 4

MÉTHODOLOGIE

4.1 Introduction

L'objectif de ce travail est d'améliorer la détection des contours du fémur et du tibia au niveau du genou sur des radiographies de face. Pour cela, nous avons développé trois méthodes de segmentation que nous appliquons sur différents types de régions d'intérêts pré-traitées provenant de la même radiographie de face. Ces méthodes utilisent des algorithmes différents afin de segmenter les contours du fémur et du tibia. Par la suite, nous pourrions comparer les résultats obtenus avec ces méthodes et choisir, parmi elles, la meilleure approche pour la segmentation du genou sur des radiographies de face.

La segmentation des contours du genou (étape 3) est une étape de la reconstruction 3D qui se place juste après le placement approximatif des modèles génériques (étape 2) en fonction des primitives d'intérêt placées par l'utilisateur (section 1.5). Nous pouvons extraire deux types de régions d'intérêt (ROI) :

- une ROI centrée sur le genou à partir des primitives d'intérêt
- une ROI sous forme de bandeau autour de la silhouette projetée d'un modèle générique (deux ROI distinctes pour le fémur et le tibia).

Ces bandeaux seront redressés afin d'obtenir des images rectangulaires comme utilisées par Chav *et al.* (2009) (figure 1.9 (a) et (b)).

Les méthodes que nous proposons utilisent ces deux types de ROI afin de comparer l'impact des modèles placés approximativement sur la segmentation. Ces différents types de ROI sont ensuite traités afin de réduire l'impact du bruit sur la segmentation et d'améliorer leur contraste. On appelle cette étape le pré-traitement. Enfin, nous appliquons une méthode de segmentation afin d'extraire un ou plusieurs contours.

Nous proposons ici trois méthodes distinctes :

- a. La première méthode (ou méthode 1) consiste à appliquer, sur une ROI non redressée centrée sur le genou, un algorithme amélioré du chemin minimal de Vincent (1998) afin d'extraire le contour du fémur et un algorithme adapté du chemin minimal en 3D de Ouertani *et al.* (2015) afin d'extraire les contours du tibia (figure 4.1).

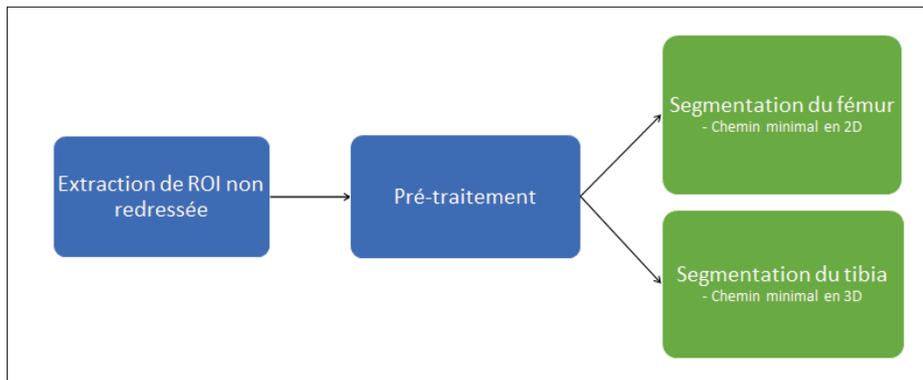


Figure 4.1 Schéma du processus de la méthode 1

- b. La deuxième méthode (ou méthode 2) consiste à appliquer, sur deux ROI redressées par anamorphose à partir des silhouettes grossières du fémur et du tibia, un algorithme amélioré du chemin minimal de Vincent (1998) afin d'extraire le contour du fémur et un algorithme adapté du chemin minimal en 3D de Ouertani *et al.* (2015) afin d'extraire les contours du tibia (figure 4.2). Il s'agit du même processus que la méthode 1 appliqué à deux ROI redressées.

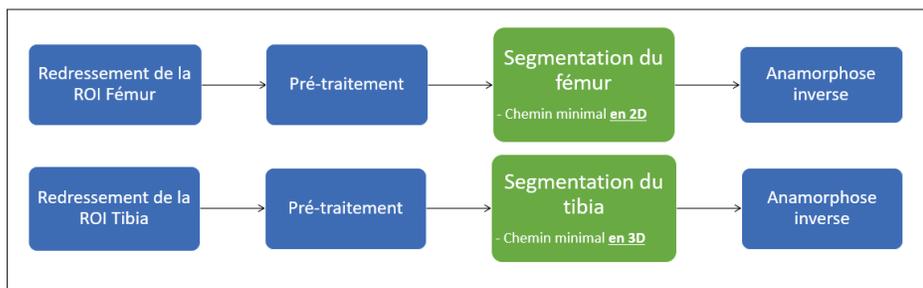


Figure 4.2 Schéma du processus de la méthode 2

- c. Enfin la troisième et dernière méthode (ou méthode 3) consiste à appliquer, sur une ROI non redressée, un algorithme amélioré du chemin minimal de Vincent (1998) afin d'extraire le contour du fémur et ensuite de prédire le cas de visibilité de chaque plateau tibial. Grâce à cette prédiction, obtenue par classification des plateaux, un ou deux chemins minimaux améliorés seront recherchés dans l'image afin d'en extraire le ou les contours du tibia (figure 4.3).

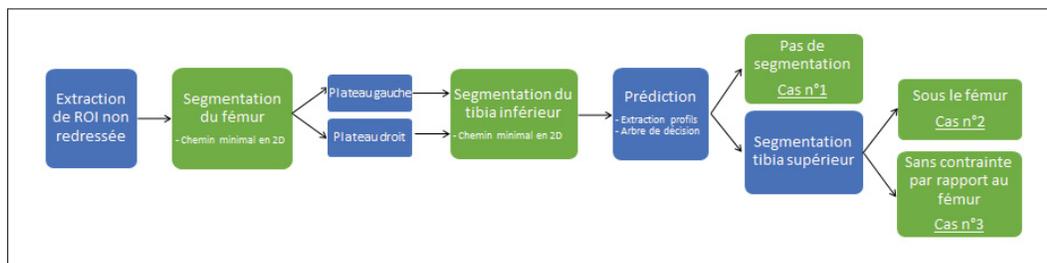


Figure 4.3 Schéma du processus de la méthode 3

Pour récapituler, le tableau 4.1 présente les différences essentielles entre les trois méthodes que nous proposons. Les méthodes 1 et 2 permettront d'observer l'impact de l'utilisation d'anamorphoses sur les ROI pour les segmentations du fémur et du tibia. La méthode 3, quant à elle, permet de tester l'utilité de la prédiction des cas de visibilité des plateaux tibiaux.

Tableau 4.1 Différences majeures entre les trois méthodes présentées

	ROI utilisée	Algorithme de segmentation du tibia
Méthode 1	Non redressée	Chemin minimal 3D
Méthode 2	Redressée	Chemin minimal 3D
Méthode 3	Non redressée	Chemins minimaux 2D en fonction d'une prédiction

Nous décrivons donc plus précisément les étapes d'extraction des ROI. Nous parlerons aussi des filtres et opérations appliqués lors du pré-traitement de ces images. La troisième section présentera des améliorations globales de l'algorithme du chemin minimal de Vincent (1998) utilisées dans toutes nos méthodes. Après cela, nous expliquerons en détail les trois méthodes

(1, 2 et 3) de segmentation proposées. Enfin, nous présenterons les méthodes de validation mises en place afin de vérifier que nos objectifs ont bien été validés.

4.2 Extraction de régions d'intérêt

Les méthodes que nous proposons tentent de segmenter les contours du genou. Il est donc important de délimiter les régions d'intérêt et de les extraire de l'image EOS de face. Nos méthodes utilisent deux types de ROI. La première est une partie de l'image EOS de face centrée sur le genou, utilisée par les méthodes 1 et 3 (figure 4.4 (a) et (b)). La seconde est une image redressée par anamorphose d'un bandeau suivant une silhouette approximative de la structure, utilisée par la méthode 2 (figure 4.4 (c) et (d)).

4.2.1 ROI non redressée

Afin d'extraire la ROI non redressée de l'image entière, nous pouvons nous servir des primitives d'intérêt numérisées par l'utilisateur au début du processus de reconstruction 3D (section 1.5.1). Parmi ces dernières, il y a un point situé sur le centre des épines tibiales. Nous pouvons créer une ROI qui a pour centre ce point et dont la taille est de 600 pixels de large par 400 pixels de haut. En utilisant la résolution des radiographies EOS (0.179363 mm par pixels), on obtient des ROI d'environ 108mm de large par 72mm de haut (figure 4.4 (a)). Nous avons déterminé expérimentalement que ces dimensions nous assurent que les articulations des genoux de tous les patients seront entièrement visibles.

4.2.2 ROI redressée

Les ROI redressées sont extraites à partir de la silhouette du modèle générique utilisé dans la reconstruction 3D (figure 4.4 (b)). Comme nous l'avons vu dans la section 1.5, le modèle générique est déformé par des primitives d'intérêt avant d'être finement déformé grâce aux contours trouvés par un algorithme de segmentation.

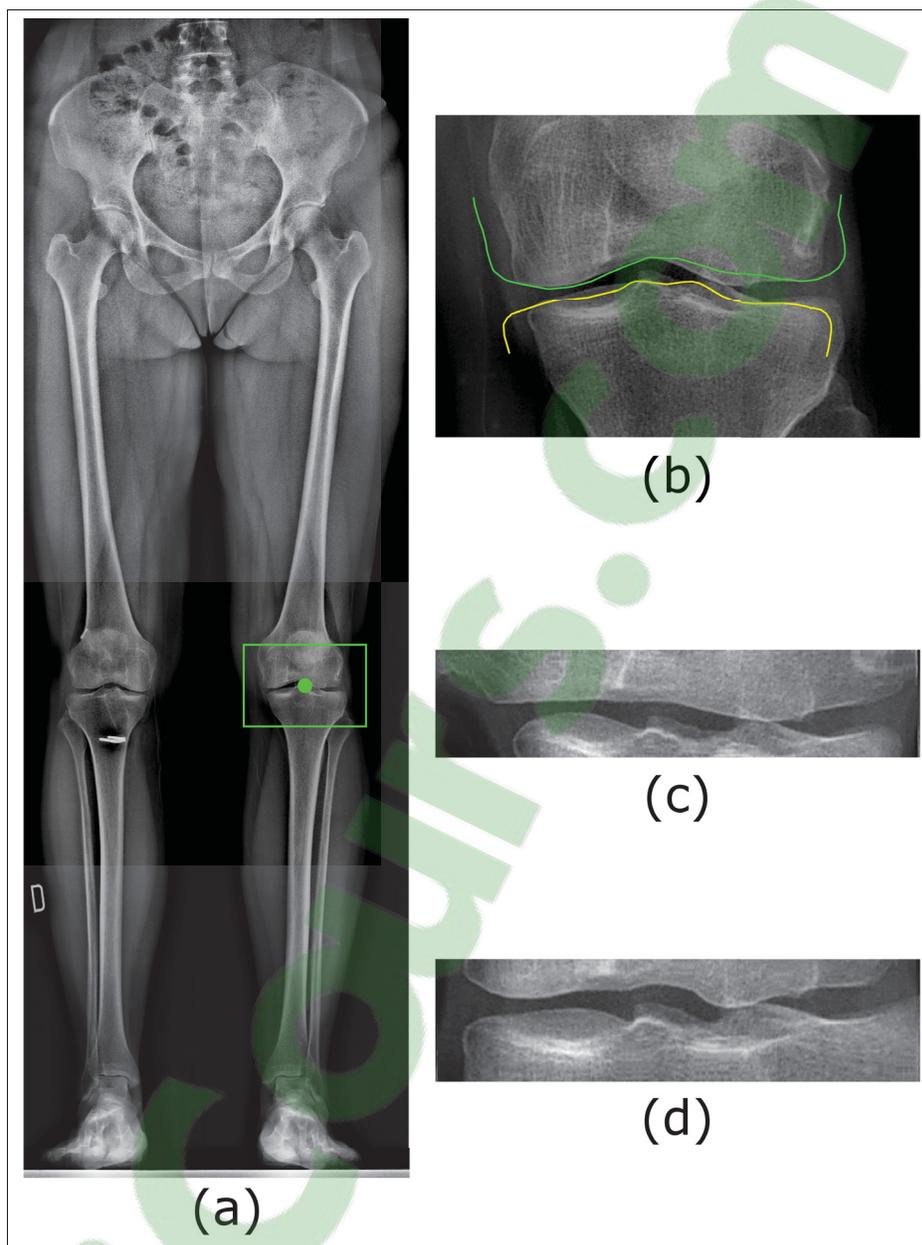


Figure 4.4 Exemples des différentes ROI utilisées
 (a) ROI non redressée (rectangle vert) extraite à partir du centre des épines tibiales (point vert). (b) ROI non redressée avec les silhouettes des modèles grossiers du fémur (en vert) et du tibia (en jaune). (c) ROI redressée à partir de la silhouette du fémur (en vert sur (b)). (d) ROI redressée à partir de la silhouette du tibia (en jaune sur (b))

Le redressement de ces images est obtenu avec la même méthode que présentée par Chav *et al.* (2009). Une matrice de transformation T_m est calculée à partir des normales N du bandeau selon les axes x et y de l'image :

$$T_m(x_i, y_i) = (Nx_i \cdot \vec{A}_v + x_i, Ny_i \cdot \vec{A}_v + y_i) \quad (4.1)$$

avec \vec{A}_v , un vecteur d'acquisition correspondant à la hauteur finale de l'image redressée. Ici, on souhaite redresser un bandeau de 100 pixels de haut autour de la silhouette du modèle générique (afin d'être sûr que le véritable contour soit présent dans la ROI). On a donc $\vec{A}_v = -50 \dots 50$ avec un pas de 1.

Grâce à cette matrice, il est possible de transformer les pixels de l'image de base à l'image redressée et vice versa. Il s'agit d'une opération d'anamorphose appliquée à un bandeau courbe afin d'obtenir une image rectangulaire, appelée ici ROI redressée (figure 4.4 (c) et (d)).

L'utilisation de ROI redressées est importante car l'algorithme du chemin minimal recherche un contour traversant l'image de haut en bas. En redressant la ROI en suivant un contour reprenant la forme général de la structure osseuse, on obtient une image redressée dans laquelle le contour recherché est le plus droit possible. Cela permet d'intégrer une contrainte de forme et donc, théoriquement, d'améliorer la robustesse de la segmentation. On espère donc que la recherche du chemin minimal correspondra plus facilement au contour de l'os. Ainsi pour chaque contour recherché (fémur et tibia), nous pouvons créer une ROI spécifique dans laquelle le chemin recherché est plus droit que dans la radiographie originale.

Nous comparerons l'utilisation des ROI redressées aux ROI non redressées afin de confirmer l'impact positif du redressement sur les segmentations finales en comparant les résultats des méthodes 1 et 2.

4.3 Méthodologie de pré-traitement

Il est important de traiter les images dans lesquelles nous voulons détecter les contours des structures osseuses (figure 4.5 (a)), quelles soient redressées ou non. Les images radiographiques sont souvent bruitées et il faut donc tenter de réduire l'impact de ce bruit sur notre détection de contour.

Nous avons vu dans la revue de littérature (section 4.3) qu'il existait plusieurs filtres permettant la réduction du bruit dans les images. De plus nous avons vu que l'égalisation locale d'histogrammes permettait d'améliorer leur contraste et que la normalisation des valeurs permettait de toujours avoir les mêmes intervalles d'intensité de pixels.

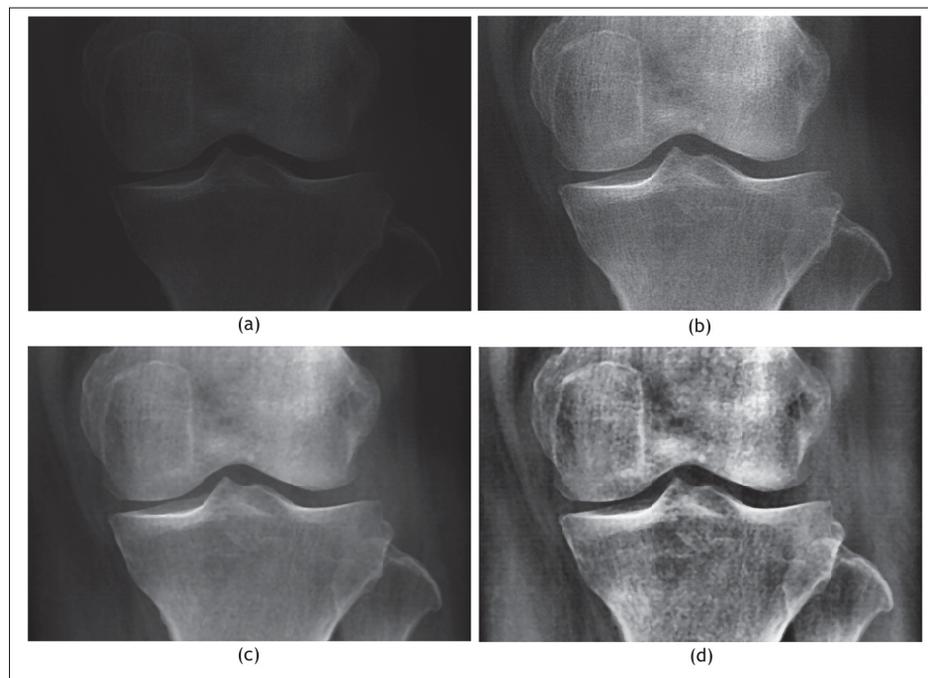


Figure 4.5 Pré-traitement d'une ROI non redressée centrée sur le centre des épines tibiales

(a) Région d'intérêt de la radiographie originale. (b) Normalisation de la ROI. (c) Application d'un filtre médian 5x5 sur la ROI. (d) ROI finale avec égalisation locale d'histogramme

Ainsi nous appliquons à nos ROI un pré-traitement assez simple. Nous normalisons d'abord les

valeurs des ROI (figure 4.5 (b)) puis nous réduisons le bruit présent en utilisant un filtre médian de noyau 5×5 (figure 4.5 (c)). Nous avons choisi ce filtre expérimentalement en comparant les résultats de segmentations des différents filtres présentés (voir section 5.5.1). Nous appliquons finalement une égalisation locale d'histogramme (figure 4.5 (d)).

4.4 Amélioration du chemin minimal

Comme nous l'avons vu dans la revue de littérature, nous préférons trouver une nouvelle méthode sans modèle afin d'améliorer les précisions des segmentations du genou sur les radiographies de face. Nous avons vu qu'actuellement, l'algorithme de recherche du chemin minimal était utilisé afin de trouver les contours des structures osseuses (Chav *et al.* (2009)). Il s'agit d'un algorithme rapide, sans apprentissage et qui garde une certaine contrainte de linéarité. Cependant, dans le cas du genou, il est possible d'obtenir des erreurs de segmentation.

Nous avons décidé de reprendre l'algorithme de Chav *et al.* (2009) qui utilise les travaux de Vincent (1998) et de l'améliorer pour le cas du genou. Ces améliorations seront utilisées par nos trois méthodes.

4.4.1 Contour du fémur

Nous avons remarqué que le contour du fémur distal que nous recherchons est très souvent bordé de pixels sombres (section 1.6.1). Il s'agit de l'espace entre le fémur et le tibia nécessaire à l'articulation du genou. Cet espace est composé de tissus mous (peau, cartilage, tendons...) qui apparaissent comme noirs ou sombres sur les radiographies (figure 4.5 (d)). On considère donc que le contour du fémur distal suit une ligne assez horizontale de gradients négatifs forts, proches de pixels de faibles intensités. Cela revient à chercher un contour horizontal entre des zones claires (os) et sombres (tissus mous) (figure 4.6 (a)). Cela est important car il arrive que des gradients négatifs forts soient présents entre une zone claire et une autre moins claire (texture de l'os).

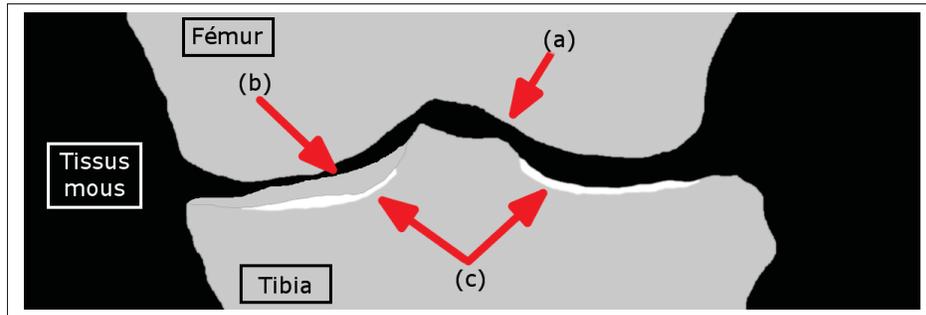


Figure 4.6 Schéma représentant les différentes zones d'intensité que l'on retrouve en général sur les images de face de genou
 (a) Contour du fémur. (b) Contour supérieur du tibia. (c) Contours inférieurs très saillants du tibia

Afin d'avantager ce contour, nous avons modifié l'algorithme de recherche du chemin minimal. Nous avons changé la carte de poids à partir de laquelle le chemin est recherché (équation 2.5 en section 2.3.2.1). Actuellement, seulement le gradient vertical de l'image est utilisé. Ainsi on recherche un chemin passant par les valeurs les plus faibles de ce gradient, soit des gradients négatifs. Nous proposons d'utiliser le gradient vertical négatif (G_y) additionné à l'intensité normalisée de l'image (I) avec un coefficient (α). On avantage donc les gradients négatifs proches de pixels à intensités faibles, soit des pixels sombres :

$$C = G_y(I) + \alpha \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)} \quad (4.2)$$

Cette méthode s'inspire de l'opération de *unsharp masking* (ou masque flou) (Solomon & Breckon (2011)) améliorant la netteté d'une image et ayant déjà été utilisée pour améliorer des images médicales (Ahmed & Nordin (2011)). Le principe du masque flou est de passer une image par un filtre passe-bas (le plus souvent un filtre gaussien) afin d'en extraire les basses fréquences. On soustrait ces basses-fréquences à l'image afin d'obtenir le masque flou (composé alors des hautes fréquences de l'image). En ajoutant le masque flou pondéré par un coefficient à l'image originale, on obtient une image dont les détails ressortent plus nettement. On peut écrire la méthode ainsi :

$$I_{nette} = I_{origine} + (I_{origine} - I_{floue}) \times coefficient \quad (4.3)$$

Pour faire le parallèle avec notre cas, le gradient représente les hautes fréquences de l'image (c.-à-d le masque flou : la différence entre l'image et les basses fréquences).

Il est à noter que contrairement à la méthode de Chav *et al.* (2009), nous recherchons des contours **horizontaux** sur nos ROI (redressées ou non) et non verticaux. Pour garder la même base algorithmique, nous appliquons une rotation de 90° à nos images avant de rechercher le chemin minimal. Nos contours recherchés sont donc horizontaux mais sont extraits avec un chemin minimal traversant verticalement les images tournées.

4.4.2 Contour supérieur du tibia

En ce qui concerne le tibia, nous voulons trouver un ou plusieurs contours (inférieur/supérieur) selon l'orientation de chaque plateau tibial (section 1.6.2).

Lorsque le fémur et le tibia ne se superposent pas, le contour supérieur du tibia est la séparation entre les tissus mous (pixels sombres) et la structure osseuse (pixels clairs) (figure 4.6 (b)). Nous cherchons donc à trouver un chemin minimal passant par des gradients verticaux positifs (passage de pixels sombres à des pixels plus clairs) proches de pixels noirs. De la même manière que pour le fémur, nous avons donc modifié la carte de poids utilisée par l'algorithme. Pour avantager le passage sur le contour supérieur, nous proposons donc d'utiliser le gradient vertical positif inversé ($-G_y$) additionné à l'intensité normalisée de l'image (I) avec un coefficient (β) :

$$C = -G_y(I) + \beta \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)} \quad (4.4)$$

4.4.3 Contour inférieur du tibia

Le contour inférieur du tibia est très souvent composé de pixels très blancs (figure 4.6 (c)). Il s'agit du contour le plus saillant en général. Nous voulons donc trouver un chemin minimal

passant par des gradients verticaux positifs (passage de pixels sombres à des pixels plus clairs) proches de pixels blancs. Nous avons donc modifié la carte de poids utilisée par l'algorithme. Pour avantager le passage sur le contour inférieur, nous proposons donc d'utiliser le gradient vertical positif inversé ($-G_y$) additionné à l'opposé de l'intensité normalisée de l'image ($-I$) avec un coefficient (λ) :

$$C = -G_y(I) - \lambda \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)} \quad (4.5)$$

Les valeurs des coefficients α , β et λ sont trouvées expérimentalement (voir section 5.5.2).

4.5 Méthodologie de classification

Nous avons vu que prédire les cas de visibilité (figure 4.7) des plateaux tibiaux était très intéressant si nous voulions segmenter leurs contours efficacement. Savoir combien de contours sont présents et leurs positions en fonction du contour du fémur peut-être très utile et permettrait de rajouter des contraintes spatiales à la segmentation. Nous avons donc développé la méthode 3 qui segmente ces plateaux tibiaux en connaissant la configuration de chaque plateau tibial : un seul contour, deux contours sous le fémur ou deux contours avec superposition sur le fémur (figure 4.7).

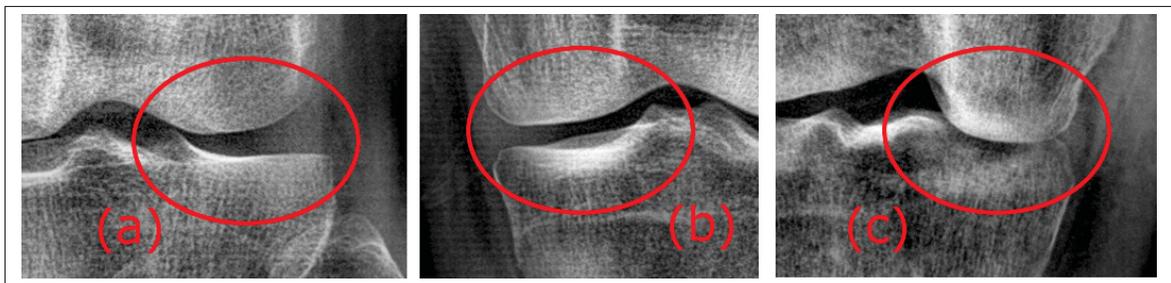


Figure 4.7 Exemples des différents cas de visibilité des contours des plateaux tibiaux

- (a) Un seul contour. (b) Deux contours distincts sous le fémur. (c) Deux contours avec superposition avec le fémur

Afin de prédire ces cas de visibilité, nous avons choisi d'extraire des métriques qui caractériseraient bien ces plateaux tibiaux. Comme nous recherchons des contours horizontaux au niveau du genou de face, nous avons extrait des profils d'intensité verticaux au niveau des plateaux tibiaux. Il existe dans les primitives d'intérêt deux points définissant les centres des plateaux tibiaux et qui nous permettent de nous assurer que les profils extraits sont bien positionnés au niveau des plateaux. Nous pouvons donc extraire des profils d'intensité centrés sur ces points. Nous choisissons une taille de 200 pixels pour chaque profil afin d'être sûr que les contours soient présents.

Les profils d'intensité sont donc des vecteurs v contenant les valeurs des pixels de l'image I d'une ligne verticale positionnée sur l'axe x . Les vecteurs sont extraits autour du centre du plateau c positionné en (x_c, y_c) . On peut alors décrire les vecteurs ainsi :

$$v(x) = \begin{bmatrix} I(x, y_c - 100) \\ \cdot \\ \cdot \\ I(x, y_c + 100) \end{bmatrix} \quad \text{avec } x \in [x_c - 20, x_c + 20] \quad (4.6)$$

Enfin, nous filtrons les profils avec un filtre de minimisation L0 des gradients (Xu *et al.* (2011)) afin de réduire le bruit et d'homogénéiser les zones de mêmes intensités (figure 4.8). Nous avons choisi ce filtre car il donnait les meilleurs résultats d'homogénéisation sur les profils. Grâce à l'application de ce filtre avec une valeur de lissage σ de $3e^{-3}$, on obtient des profils avec des paliers de valeurs bien nets (voir profil (b) en figure 4.8).

Les profils d'intensité sont très différents en fonction des trois cas de visibilité des contours des plateaux tibiaux détaillés en section 1.6.2. La figure 4.8 présente des exemples de profils d'intensité typiques de chaque cas de visibilité des contours de plateaux tibiaux. Les traits verts représentent les profils d'intensité. Les points rouge et bleu sont les extrémités des profils. Les points noirs sont placés sur les contours des fémurs. Les points oranges sont placés sur les contours inférieurs des tibias et les points cyans sont placés sur les contours supérieurs des

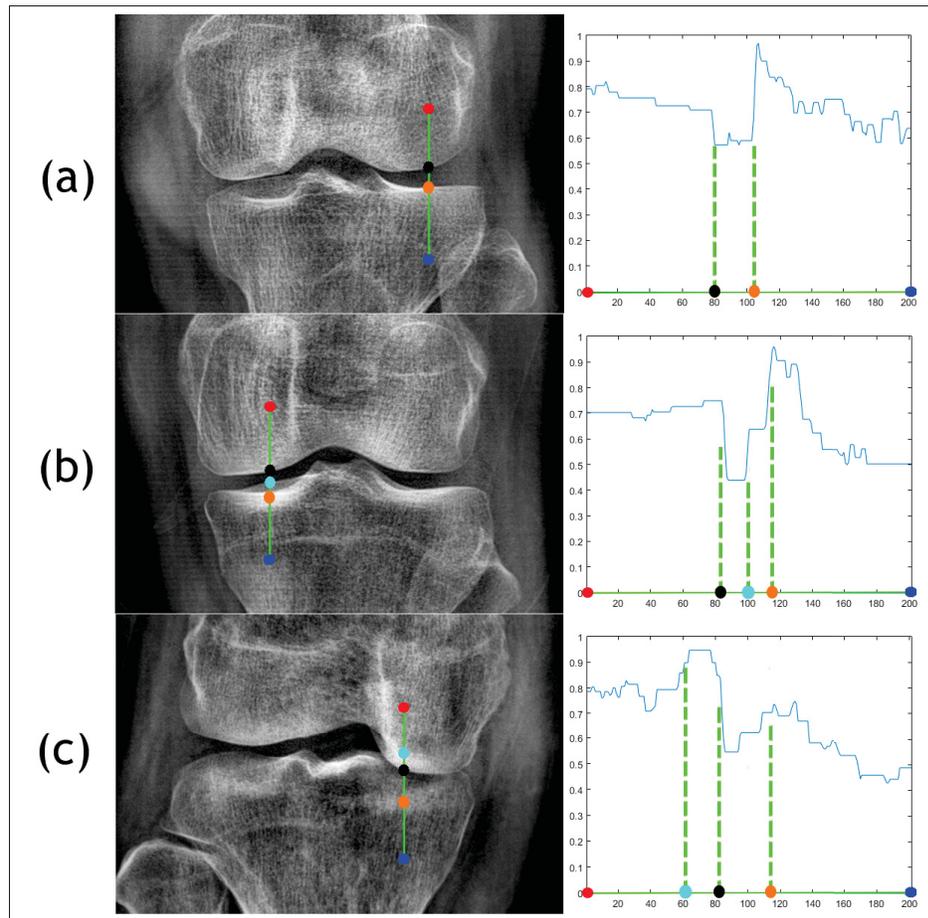


Figure 4.8 Exemple de profils d'intensités filtrés d'un plateau tibial

- (a) Profil d'un cas n°1 : un seul contour visible. (b) Profil d'un cas n°2 : deux contours visibles sans superposition avec le fémur. (c) Profil d'un cas n°3 : deux contours visibles avec superposition du fémur

tibias.

Pour le cas 1 (figure 4.8 (a)), on remarque une chute des valeurs d'intensité au niveau du contour du fémur (point noir) suivi d'un palier (les tissus mous, entre les points bleu et orange), suivi d'un unique pic d'intensité représentant l'unique contour du tibia (point orange).

Pour le cas 2 (figure 4.8 (b)), on remarque un palier intermédiaire (point cyan) entre les valeurs du tissus mous après la chute d'intensité du fémur (point noir) et le pic du contour très clair du tibia (point orange). Ce palier intermédiaire est le premier contour du tibia (le tibia supérieur)

qui est moins clair que le second contour (le tibia inférieur).

Finalement, pour le cas 3 (figure 4.8 (c)), on retrouve un pic positif d'intensité (point cyan) **avant** la chute d'intensité du fémur (point noir). Souvent pour ces cas de visibilité, le contraste n'est pas très élevé et il est difficile d'observer des contours du tibia très bien définis. On observe cela dans les faibles intensités des pics situés après la chute du fémur (point orange).

L'observation de ces profils d'intensité nous permet de choisir des caractéristiques (ou métriques) qui permettront de les décrire globalement. C'est avec ces métriques que nous pourrions entraîner notre classifieur et prédire les classes de visibilité de nouveaux profils. De plus, nous pouvons utiliser dans ces métriques les positions des contours du fémur et du tibia inférieur. En effet, l'étape de prédiction est utilisée pour la segmentation du tibia supérieur. La classification a donc lieu après les segmentations du fémur et du tibia inférieur que nous obtenons avec des recherches de chemins minimaux 2D. Nous savons donc exactement où passent ces contours sur nos profils d'intensité. Nous avons choisi d'extraire treize métriques après observations des profils :

- Intensité minimum entre fémur et tibia inférieur (figure 4.9 (a))
- Intensité maximum entre fémur et tibia inférieur (figure 4.9 (b))
- Écart d'intensités entre fémur et tibia inférieur (max-min) (figure 4.9 (b-a))
- Écart type des intensités entre fémur et tibia inférieur (STD)
- Norme euclidienne des intensités entre le fémur et le tibia inférieur
- Distance entre fémur et tibia inférieur (figure 4.9 (c))
- Nombre de pics positifs entre fémur et tibia inférieur
- Distance entre le premier pic et le fémur (figure 4.9 (d))
- Pente de la droite affine moyenne des valeurs avant le fémur (figure 4.9 (e))
- Intensité du plus grand gradient avant le fémur
- Côté du plateau tibial (extérieur ou intérieur)
- Écart d'intensités avant le fémur (max-min) (figure 4.9 (f-g))
- Norme euclidienne des intensités avant fémur

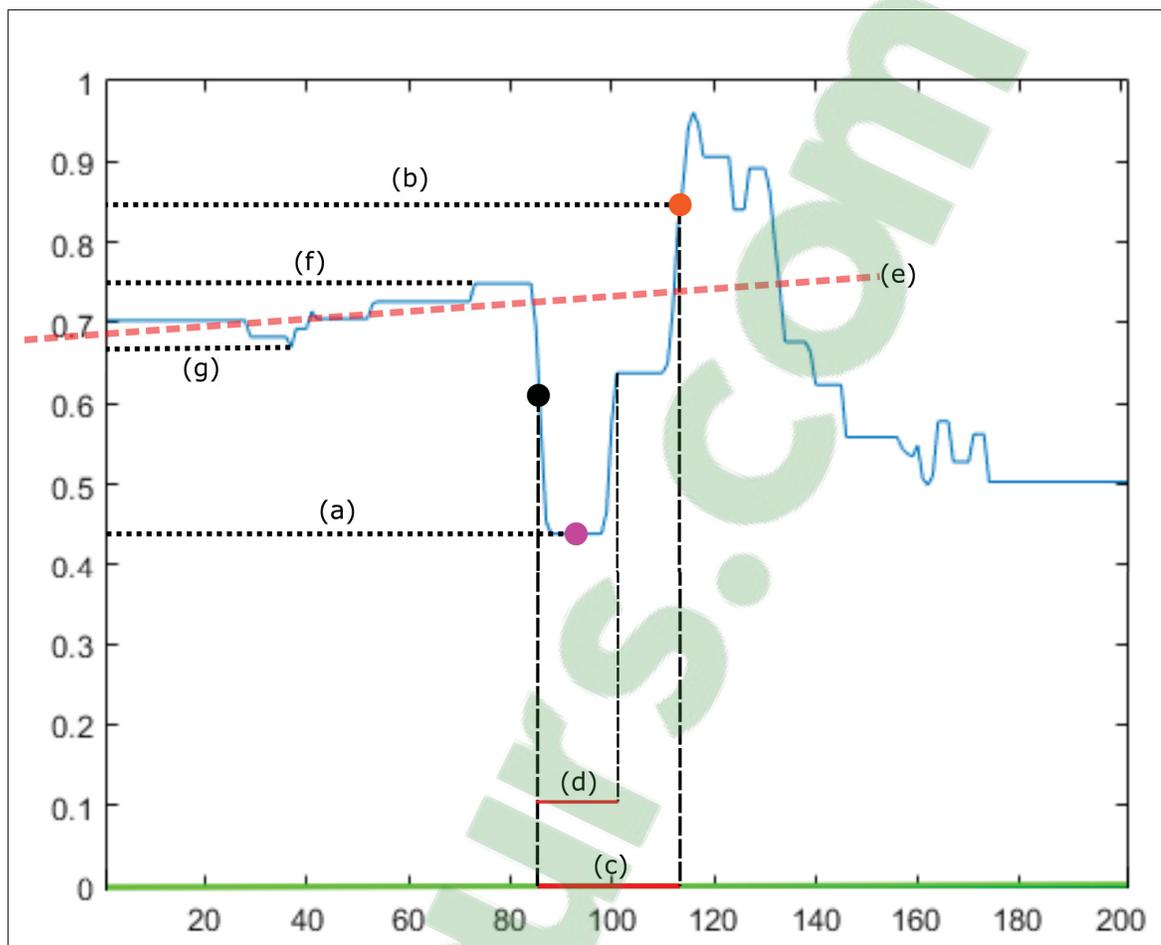


Figure 4.9 Visualisation de quelques métriques sur un profil d'intensité
 (a) Valeur minimale entre le fémur et le tibia inférieur. (b) Valeur maximale entre le fémur et le tibia inférieur. (c) Distance entre le fémur et le tibia inférieur. (d) Distance entre le fémur et le premier palier. (e) Droite affine moyenne des valeurs avant le fémur. (f) Valeur maximale avant le fémur. (g) Valeur minimale avant le fémur

Nous avons décrit plusieurs méthodes de classification trouvées dans la littérature (section 5.5.3). Nous les avons testées expérimentalement (voir section 5.5.3) et nous en avons conclu qu'il était plus efficace d'utiliser un arbre décisionnel. Nous avons utilisé l'implémentation de Matlab basée sur les travaux de Breiman *et al.* (1984). Afin d'entraîner la classification de l'arbre, nous utilisons une base de données de 779 radiographies de genoux de face. Ces images ne seront pas utilisées pour tester les résultats de segmentations. Les bases de données sont différentes.

Finalement, afin de prédire les cas de visibilité des plateaux, nous choisissons d'extraire 40 profils autour du centre du plateau. Cela est dû au fait qu'il est possible de tomber sur un profil d'intensité où le contraste est trop bas et donc où le contour n'apparaît pas. Prédire la classe de tout le plateau tibial avec un unique profil fausserait les résultats de prédiction pour beaucoup d'images. Nous en extrayons 40 (20 de chaque côté du centre du plateau avec un pas de 1 pixel) afin de ne pas dépasser de la zone du plateau tout en ayant un assez grand nombre. Ce nombre a été trouvé expérimentalement.

Nous prédisons donc les cas de visibilité de 40 profils extraits autour du centre du plateau tibial et nous prenons le cas obtenant la majorité de la prédiction comme étant le cas de visibilité du plateau entier.

4.6 Méthodologies de segmentation

Les améliorations relatives aux cartes de poids du chemin minimal, que nous avons présentées précédemment, avantagent la recherche du contour correct. Cependant, ces améliorations ne permettent pas d'extraire plusieurs contours pour les plateaux tibiaux. Pour cela les travaux de Ouertani *et al.* (2015) montrent que les méthodes multi-structures fonctionnent très bien dans le cas de la recherche des contours de la tête fémorale et du cotyle de la hanche. Nous proposons donc d'adapter l'algorithme multi-structures de Ouertani *et al.* (2015) afin de segmenter les contours du tibia simultanément. De plus, nous avons développé une méthode reposant sur la prédiction de la visibilité des plateaux, présentée précédemment, afin de segmenter les plateaux tibiaux grâce à des contraintes spatiales fortes.

Dans cette section, nous allons décrire trois différents algorithmes que nous proposons afin de répondre à notre problématique.

4.6.1 Méthode 1 : Chemin minimal 3D sur ROI non-redressée

La première méthode que nous proposons utilise les algorithmes de chemin minimal en 2D pour le contour du fémur et en 3D pour les contours du tibia. On applique ces algorithmes

sur la région d'intérêt pré-traitée non-redressée mentionnée à la section 4.2.1. On commence donc par rechercher le contour du fémur en 2D puis les contours du tibia en 3D en utilisant le contour du fémur afin de contraindre la position de ceux-ci.

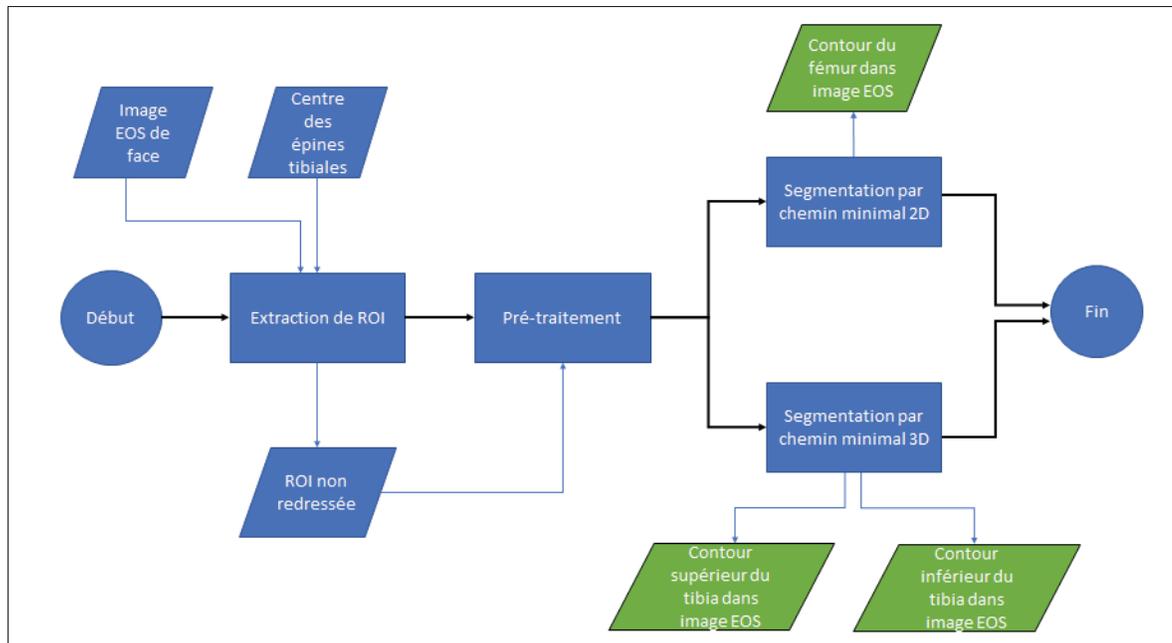


Figure 4.10 Schéma détaillé du processus de la méthode 1

Voici les différentes étapes de la méthode représentée sur la figure 4.10 :

- Création d'une ROI du genou à partir de la radiographie EOS de face (section 4.2.1) (figure 4.11 (a)).
- Pré-traitement de la ROI avec normalisation des valeurs entre 0 et 1, filtre médian de noyau 5×5 et égalisation locale d'histogramme (section 4.3) (figure 4.11 (b)).
- Segmentation du contour du fémur avec une recherche d'un chemin minimal en 2D avec une carte de poids améliorée (section 4.4.1) (figure 4.11 (c) et (d)).
- Suppression des valeurs au bord de l'image : nettoyage du contour (figure 4.11 (e)).

Le chemin minimal trouvé parcourt la ROI de gauche à droite. Les points aux extrémités de ce contour ne font pas partie du contour du fémur. C'est pourquoi nous appliquons un seuillage des points en fonction de leur gradient. Nous supprimons les points si la

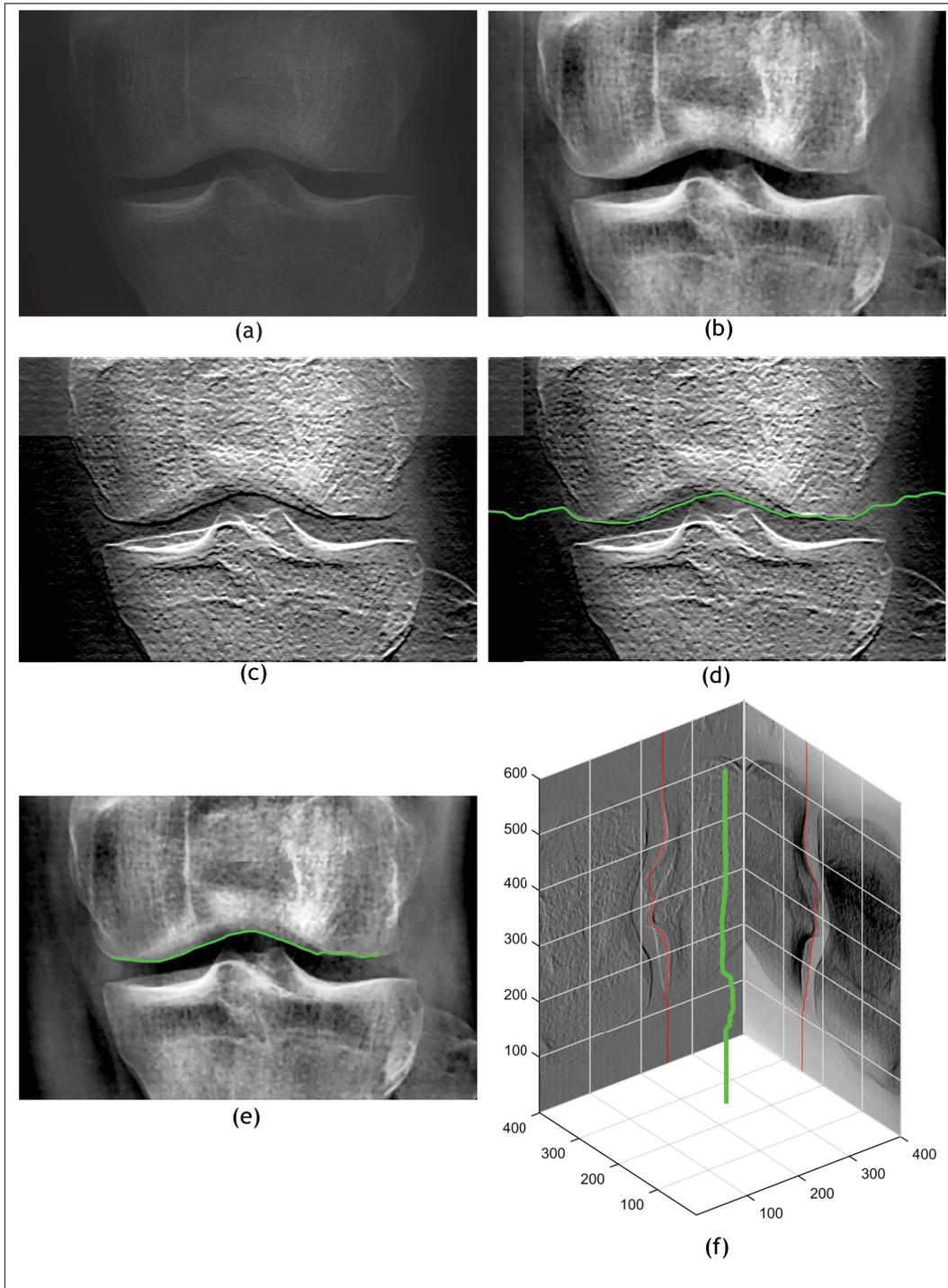


Figure 4.11 Étapes détaillées de la méthode 1

(a) ROI extraite. (b) ROI pré-traitée. (c) Carte de poids améliorée pour le contour du fémur. (d) Chemin minimal en 2D extrait pour le contour du fémur. (e) Suppression des valeurs extrêmes du contour extrait. (f) Recherche d'un chemin minimal en 3D avec deux cartes de poids améliorées pour les contours du tibia

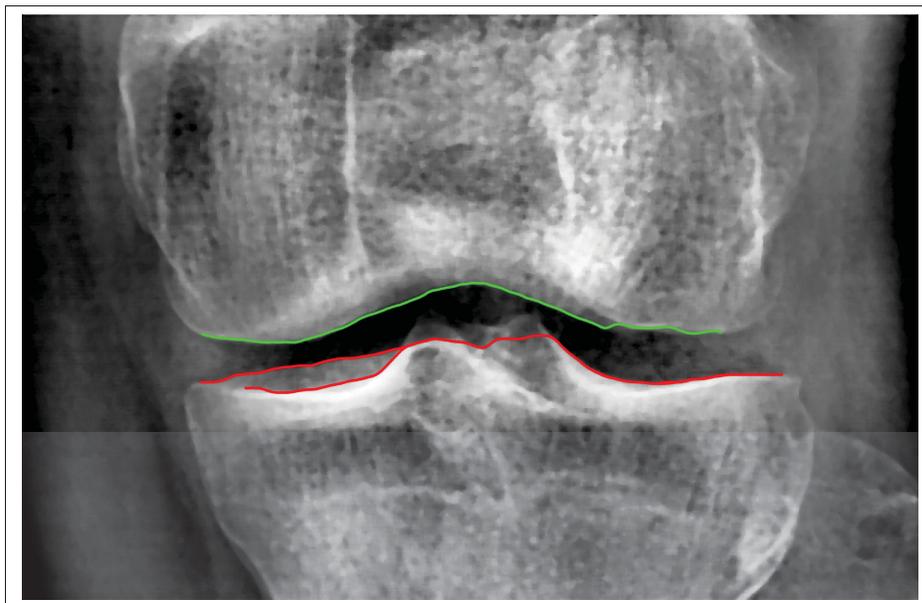


Figure 4.12 Contours fins extraits pour le fémur (en vert) et pour le tibia (en rouge) avec la méthode 1

médiane des gradients traversés par le contour dans une fenêtre de 10 pixels est inférieure à un seuil. Une fois que la médiane de cette fenêtre dépasse le seuil, la suppression des valeurs du contour est arrêtée afin de ne supprimer que les extrémités des contours. Nous avons expérimentalement choisi la valeur du seuil comme étant le vingtième centile des gradients traversés par le contour.

- e. Segmentations des contours inférieur et supérieur du tibia avec une recherche d'un chemin minimal en 3D avec des cartes de poids améliorées (sections 4.4.2 et 4.4.3) (figure 4.11 (f)).

Le chemin minimal 3D est modifié par rapport à la méthode de Ouertani *et al.* (2015) (section 2.3.2.2). Premièrement, la carte de poids du chemin minimal correspondant au contour inférieur a des valeurs infinies pour les pixels se trouvant sur le contour du fémur et au-dessus. Cela contraint le contour inférieur à passer en-dessous de celui du fémur.

Ensuite, les deux contours n'ont pas de distance minimale à respecter ($d_{min} = 0$). Ainsi les contours inférieur et supérieur peuvent se chevaucher lorsqu'un seul contour du plateau tibial est visible.

Nous avons aussi modifié la recherche du chemin minimal (section 2.3.2.2 étape d.). À cette étape, le voisinage du pixel courant est agrandi aux 25 pixels suivants. Ce changement a été effectué après expérimentations car il améliorerait les résultats de segmentations de l'algorithme. Il donne ainsi aux chemins plus de souplesse en augmentant l'angle maximal qu'ils peuvent emprunter. Pour N^- nous avons donc :

$$N^-(x_1, x_2, y) = (x'_1, x'_2, y - 1) \quad \text{avec } x'_1 \in [x_1 - 2, x_1 + 2] \quad \text{et } x'_2 \in [x_2 - 2, x_2 + 2] \quad (4.7)$$

Enfin, la recherche du chemin minimal dans le volume final débute du bord de l'image dans la méthode décrite par Ouertani *et al.* (2015). Cela a pour conséquence d'assurer des valeurs vraiment minimales dans une zone de l'image avec peu de contraste et dans laquelle le contour ne sera pas présent. Pour améliorer cela, nous débutons la recherche final au milieu de l'image. On s'assure ainsi de commencer la recherche dans une zone où le contour est obligatoirement présent.

- f. Suppression des valeurs des contours inférieur et supérieur du tibia aux bords de l'image (figure 4.12).

4.6.2 Méthode 2 : Chemin minimal 3D sur ROI redressée

Une autre méthode que nous proposons reprend le même algorithme que la méthode précédente en l'appliquant à une ROI redressée (section 4.2.2). Grâce aux primitives d'intérêt placés par l'utilisateur, des modèles 3D du fémur et du tibia sont placés sur les images. Comme pour la méthode de segmentation de Chav *et al.* (2009) utilisée actuellement, nous pouvons redresser des régions d'intérêt à partir de bandeaux suivant les silhouettes de ces modèles. Ici, "redresser" signifie calculer la transformation nécessaire pour interpoler les positions et les valeurs des pixels de la région d'intérêt originale (un bandeau) afin d'obtenir une image rectangulaire (ou redressée) (figure 1.9). Le processus complet est schématisé en figure 4.13.

Voici les étapes de cette méthode :

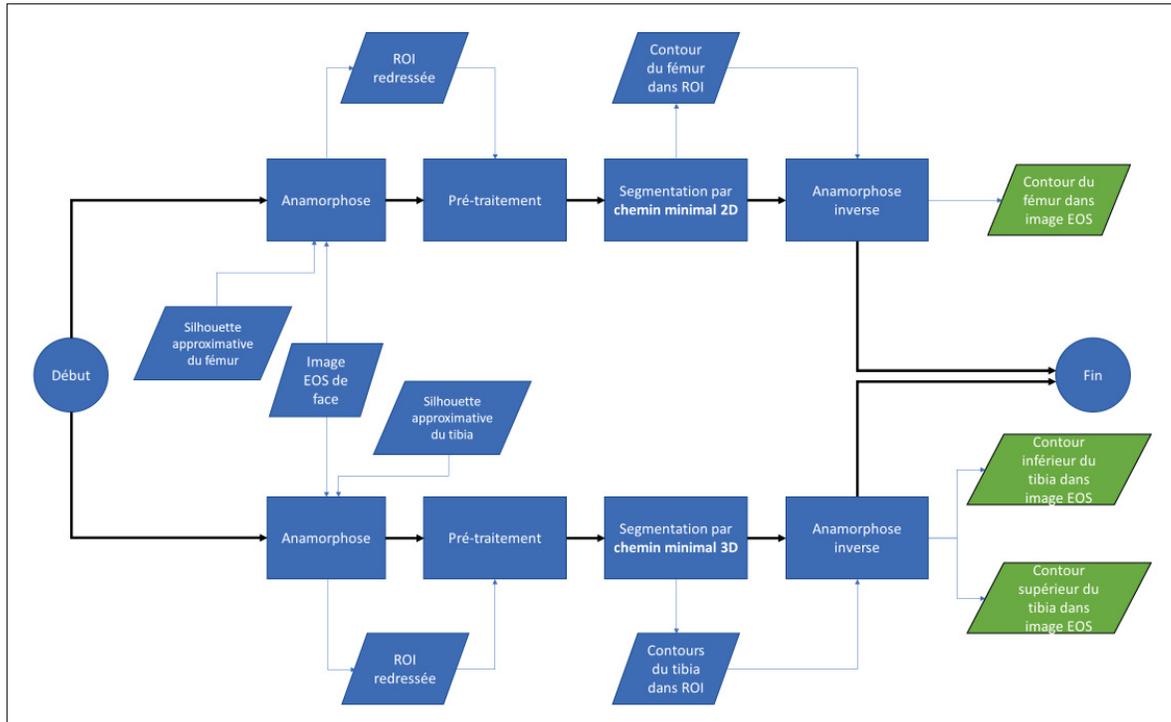


Figure 4.13 Schéma détaillé du processus de la méthode 2

- Redressement d'une ROI à partir d'un bandeau de 100 pixels de large autour de la silhouette du modèle du fémur initialisé (figure 4.14 (a) et (b)). Le redressement est fait grâce aux normales des points de la silhouette et par interpolation linéaire des valeurs. Il s'agit de la même méthode que celle utilisée par Chav *et al.* (2009) et Ouertani *et al.* (2015).
- Pré-traitement de la ROI avec normalisation des valeurs entre 0 et 1, filtre médian de noyau 5×5 et égalisation locale d'histogramme (figure 4.14 (c)).
- Segmentation du contour du fémur avec une recherche d'un chemin minimal en 2D avec une carte de poids améliorée (figure 4.14 (d)).
- Suppression des valeurs aux bords du contour du fémur (même processus que pour la méthode précédente).
- Transformation des points du contour du fémur de la ROI redressée à l'image EOS par anamorphose inverse (figure 4.14 (e)).

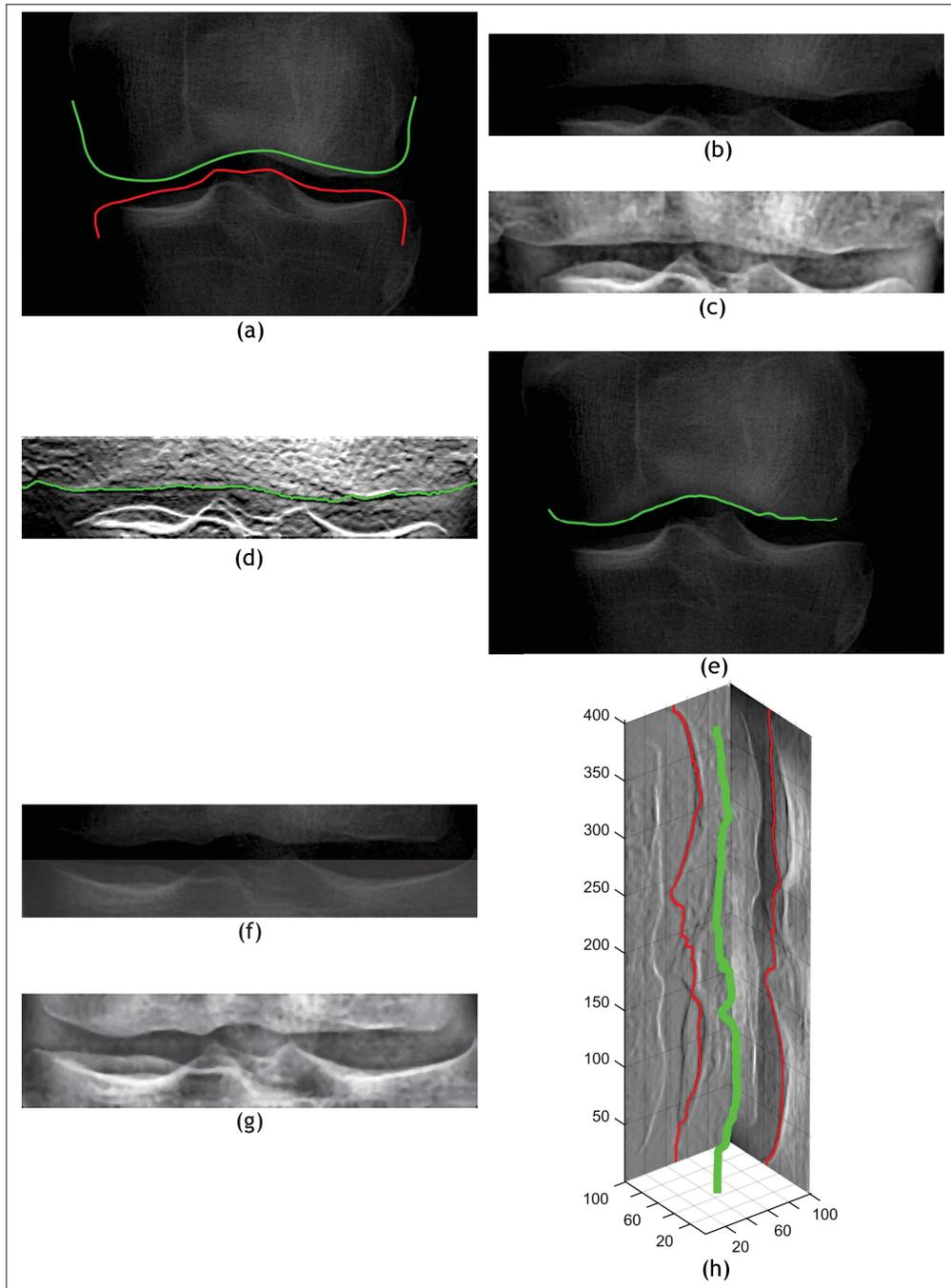


Figure 4.14 Étapes détaillées de la méthode 2

- (a) Silhouettes des modèles du fémur et du tibia déformés grossièrement.
 (b) ROI redressée du fémur. (c) ROI pré-traitée du fémur. (d) Chemin minimal en 2D extrait pour le contour du fémur. (e) Contour final du fémur.
 (f) ROI redressée du tibia. (g) ROI pré-traitée du tibia. (h) Recherche d'un chemin minimal en 3D avec deux cartes de poids améliorées et redressées pour les contours du tibia

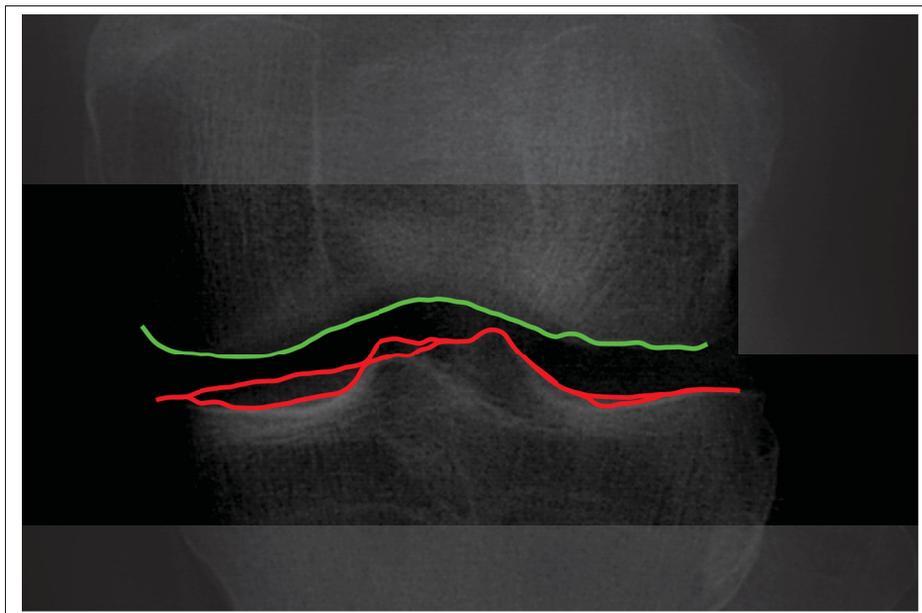


Figure 4.15 Contours finaux extraits pour le fémur (en vert) et pour le tibia (en rouge) avec la méthode 2

- f. Redressement d'une ROI à partir d'un bandeau de 100 pixels de large autour de la silhouette du modèle du tibia initialisé par anamorphose (figure 4.14 (f)).
- g. Pré-traitement de la ROI avec normalisation des valeurs entre 0 et 1, filtre médian de noyau 5×5 et égalisation locale d'histogramme (figure 4.14 (g)).
- h. Segmentation des contours du tibia avec une recherche d'un chemin minimal en 3D avec des cartes de poids améliorées (figure 4.14 (h)).
De même que pour la méthode 1 (4.6.1), la distance minimale est nulle ($d_{min} = 0$), le voisinage du pixel courant est agrandi et la recherche débute à partir du milieu de la ROI.
- i. Suppression des valeurs aux bords des contours du tibia.
- j. Transformation des points des contours du tibia de la ROI redressée à l'image EOS par anamorphose inverse (figure 4.15).

4.6.3 Méthode 3 : Classification et prédiction à partir de profils d'intensités

La dernière méthode que nous avons implémentée repose sur des techniques de prédiction. Comme nous l'avons décrit en section 4.5, une fois le fémur détecté par un chemin minimal 2D amélioré, nous pouvons prédire le cas de visibilité des contours du tibia (section 1.6.2). Pour cela, nous avons utilisé un arbre décisionnel entraîné sur des profils d'intensité verticaux. L'arbre décisionnel nous donne donc une prédiction sur le nombre et la position des contours tibiaux pour chaque plateau et nous appliquons des recherches de chemins minimaux différents en fonction de ces prédictions (figure 4.16).

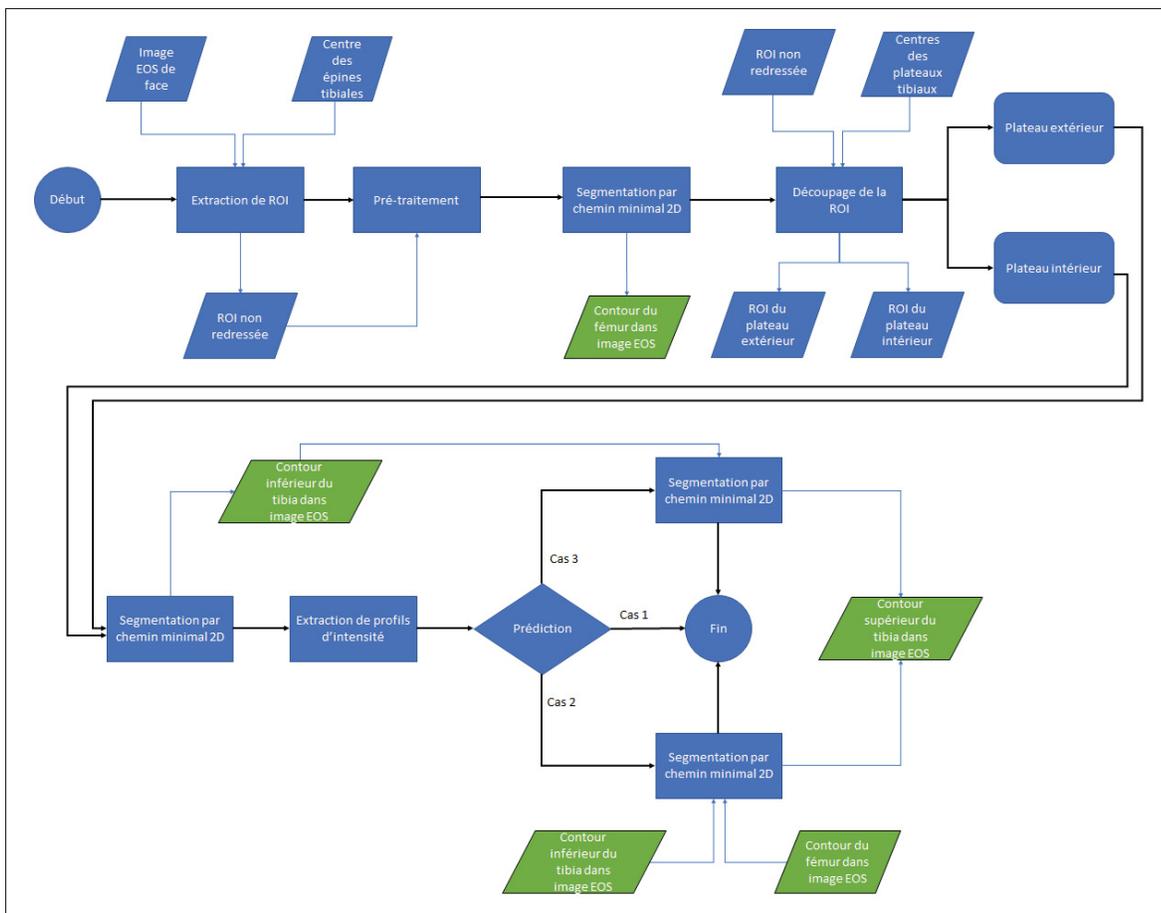


Figure 4.16 Schéma détaillé du processus de la méthode 3

Voici les étapes de cette méthode :

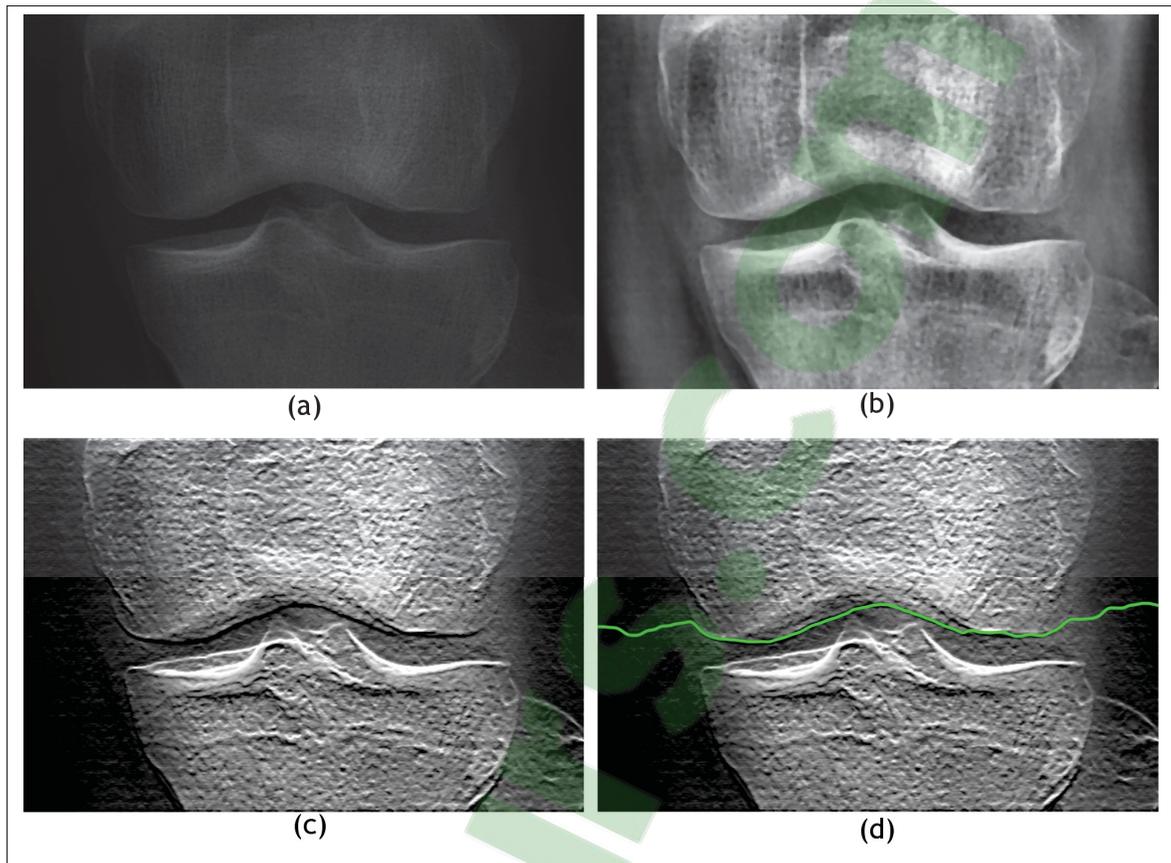


Figure 4.17 Étapes détaillées de la méthode 3 - Partie 1
 (a) ROI extraite. (b) ROI pré-traitée. (c) Carte de poids améliorée pour le contour du fémur. (d) Chemin minimal en 2D extrait pour le contour du fémur

- Création d'une ROI du genou à partir de la radiographie EOS de face (section 4.2.1) (figure 4.17 (a)).
- Pré-traitement de la ROI avec normalisation des valeurs entre 0 et 1, filtre médian de noyau 5×5 et égalisation locale d'histogramme (section 4.3) (figure 4.17 (b)).
- Segmentation du contour du fémur avec une recherche d'un chemin minimal en 2D avec une carte de poids améliorée (section 4.4.1) (figure 4.17 (c) et (d)).
- Suppression des valeurs aux bords de l'image (même processus que pour les méthodes précédentes) (figure 4.18 (e)).
- Création de deux ROI séparant les deux plateaux tibiaux.

La ROI est coupée à partir du centre des épines tibiales présent dans la pangonométrie.

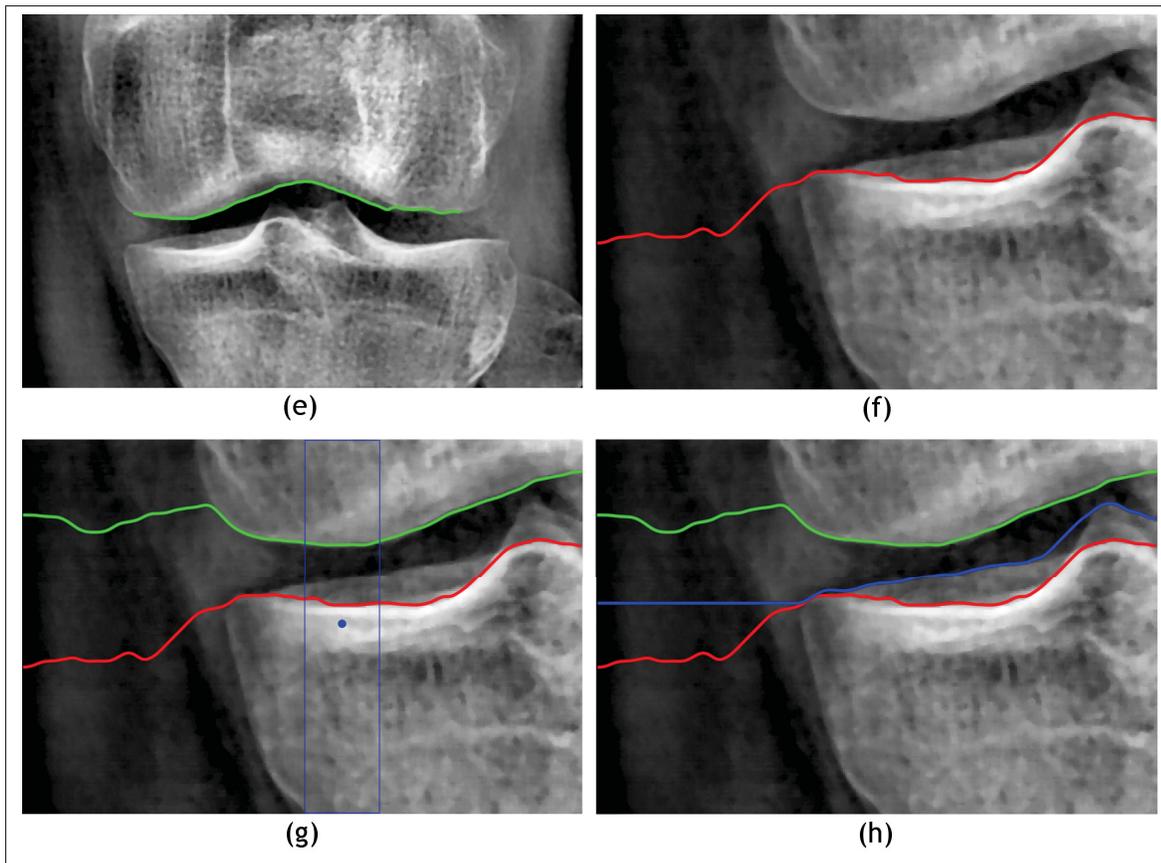


Figure 4.18 Étapes détaillées de la méthode 3 - Partie 2

(e) Suppression des valeurs extrêmes du contour extrait. (f) Recherche d'un chemin minimal sur une ROI limitée à un plateau tibial pour le tibia inférieur. (g) Extraction des 40 profils d'intensités (rectangle bleu) autour du centre du plateau (point bleu).

(h) Chemin minimal extrait pour le contour du tibia supérieur (en bleu) entre les contours du fémur (en vert) et du tibia inférieur (en rouge)

- f. Segmentations du contour inférieur du tibia avec une recherche d'un chemin minimal en 2D avec une carte de poids améliorée (section 4.4.3) pour les deux ROI de chaque plateau tibial (figure 4.18 (f)).
- g. Extraction de 40 profils d'intensités autour du centre du plateau présent dans la pangonomie (figure 4.18 (g)).

Les profils sont extraits à partir de rectangles de 100 pixels de hauteur par 3 de largeur. Ils sont ensuite filtrés avec le filtre de minimisation L0 des gradients (section 2.1.1). Cela permet d'obtenir un profil d'intensité lissé et gardant les gradients les plus importants.

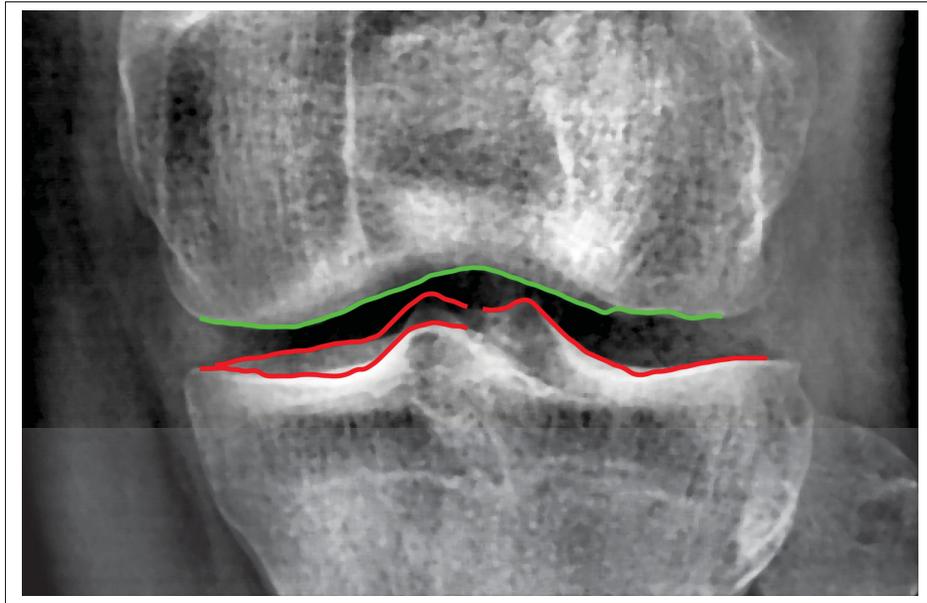


Figure 4.19 Contours finaux extraits pour le fémur (en vert) et pour le tibia (en rouge) avec la méthode 3

- h. Extraction de métriques pour les 40 profils de chaque plateau tibial.
- i. Prédiction du cas du plateau tibial grâce à un arbre décisionnel et aux métriques de ces profils.

Nous avons entraîné un arbre décisionnel afin de prédire le cas d'un plateau tibial à partir des métriques extraites d'un profil d'intensité. En récupérant les prédictions sur les 40 profils d'un même plateau, nous déterminons le cas final en choisissant le cas prédit le plus souvent. Le choix de l'arbre décisionnel est expliqué dans la section 5.5.3.

- j. Segmentation du contour du tibia supérieur en fonction de la prédiction (figure 4.18 (h)). Si le cas prédit est le cas n°1 (un unique contour), nous n'appliquons pas de segmentation supplémentaire.

Si le cas prédit est le cas n°2 (deux contours sous le fémur), nous appliquons une recherche de chemin minimal 2D entre les contours du fémur et du tibia inférieur.

Si le cas prédit est le cas n°3 (deux contours avec superposition du fémur), nous appliquons le même algorithme au-dessus du contour du tibia inférieur. Le contour du fémur n'est pas utilisé car le contour recherché le traverse.

- k. Suppression des valeurs aux bords de la ROI sur les contours recherchés (même processus que pour les méthodes précédentes) (figure 4.19).

4.7 Méthodologie de validation

Afin de valider nos méthodes, nous avons besoin de les comparer de façon précise aux véritables contours des structures osseuses ainsi qu'à la segmentation actuellement utilisée dans le logiciel SterEOS.

On considère qu'une segmentation manuelle réalisée par un expert clinicien correspond aux véritables contours des structures osseuses recherchées. Afin de quantifier les erreurs de nos segmentations automatiques à cette segmentation manuelle, nous utilisons des métriques de distances de points 2D. La *Root Mean Square Deviation* (RMSD) est une métrique très utilisée pour quantifier l'erreur moyenne. Nous regardons aussi l'écart type (ÉT) de nos moyennes d'erreur. Ces métriques seront extraites automatiquement en utilisant la plateforme de comparaison d'algorithme développée par Laurent *et al.* (2016). Cette plateforme permet aussi de calculer des critères d'évaluation à partir de plusieurs autres métriques. Grâce à ces critères, nous pouvons mieux évaluer la précision d'un algorithme (sa capacité à se rapprocher du véritable contour) ainsi que sa robustesse (sa capacité à identifier la forme du contour) et sa fiabilité (ou homogénéité à l'erreur, sa capacité à avoir un comportement uniforme en terme d'erreur).

La précision A d'un algorithme est sa capacité à se rapprocher de la référence B_s . Elle est définie en utilisant l'erreur moyenne symétrique (ASD) entre le contour segmenté par l'algorithme (c) et la référence segmentée manuellement et est normalisée par la limite de précision v_{B_s} de la référence :

$$A = 100 \times \frac{v_{B_s}}{ASD(c)} \quad (4.8)$$

Il est à noter qu'ici, nous utilisons un étalon d'or pour les segmentations de référence et donc que $v_{B_s} = 1$. D'après Laurent *et al.* (2016), ces critères d'évaluation tiennent compte des différences de segmentations entre experts et utilisent un étalon de bronze (une compilation des différentes segmentations manuelles).

La fiabilité (ou homogénéité à l'erreur) R d'un algorithme est sa capacité à produire une forme homogène par rapport à la référence, à avoir un comportement uniforme vis-à-vis des erreurs de segmentations. Elle est définie en utilisant l'écart type de l'erreur générée par l'algorithme σ_c normalisée par l'écart type de la précision de la référence σ_{Bs} :

$$R = 100 \times \frac{2 \times \sigma_{Bs}^2}{\sigma_{Bs}^2 + \sigma_c^2} \quad (4.9)$$

Encore une fois, $\sigma_{Bs} = 1$ dans notre cas car nous utilisons un étalon d'or.

Enfin, la robustesse Φ d'un algorithme est sa capacité à identifier la forme de la référence. Elle est définie avec l'indice de similarité de Jaccard J couplé à la différence relative de surface (RSD) :

$$\Phi = J(c, Bs) \times (100 - |RSD(c, Bs)|) \quad (4.10)$$

Finalement, les valeurs des métriques et des distances entre les points sont en pixel. Nous utilisons donc la résolution fixe des images EOS (0.179363 mm par pixels) pour transformer toutes nos métriques en mm.

CHAPITRE 5

RÉSULTATS ET DISCUSSION

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons nos résultats obtenus grâce aux trois méthodes présentées précédemment. Nous décrirons tout d'abord la base de données d'images sur laquelle nous avons testé nos algorithmes. Ensuite, nous présenterons quelques résultats qualitatifs de chaque méthode proposée. Nous aborderons après cela l'étude de précision réalisée afin de valider quantitativement nos méthodes entre elles et par rapport à la méthode utilisée actuellement. Nous détaillerons aussi les expérimentations réalisées afin de choisir les pré-traitements réalisés sur les images et les différents coefficients de nos méthodes. Nous terminerons ce chapitre par une discussion générale sur les résultats de nos méthodes.

5.2 Base de données

Nos expérimentations ont été réalisées sur une base de données d'images EOS de 74 patients. Nous avons donc 147 images de face de genoux. Cela correspond à deux genoux par patients. Un genou a été exclu de l'étude car il présentait une condition extrême (figure 5.1). Le peu de contraste dans l'image de ce genou faussait nos résultats et nous avons préféré le retirer de notre base d'évaluation.

Certaines images sont des images du même patient pré et post-opératoire (patients sans prothèses mais qui ont subi des opérations pour des ruptures de ligaments croisés antérieurs (LCA)).

Nous avons fait segmenter les contours de ces fémurs et tibias au niveau du genou par un expert clinicien sur le logiciel IdefX. Ce logiciel a été développé au laboratoire du LIO et permet, entre autres, de réaliser des segmentations manuelles sur des images EOS. Ces segmentations ont été



Figure 5.1 Genou d'un patient considéré comme un cas extrême

réalisées sur des images EOS de face. Certaines segmentations manuelles ont été réalisées par un non-clinicien mais ont été vérifiées par l'expert clinicien.

Afin de mettre en place nos méthodes et de les comparer entre elles, nous avons besoin des primitives d'intérêt et des silhouettes des modèles initiaux (fémur et tibia). Pour cela, nous avons réalisé le placement manuel des primitives d'intérêt et la première étape de la reconstruction 3D du membre inférieur grâce au logiciel SterLIO (logiciel s'apparentant à SterEOS mais développé au sein du LIO).

5.3 Résultats qualitatifs

Les figures 5.2, 5.3 et 5.4 présentent plusieurs résultats intéressants pour chaque méthode présentée précédemment :

- La méthode de Chav *et al.* (2009) utilisant des recherches de chemins minimaux classiques en 2D sur des images redressées.
- La méthode 1 utilisant les recherches de chemins minimaux améliorées en 2D pour le fémur et en 3D pour le tibia sur des images non redressées.

- La méthode 2 utilisant les mêmes méthodes sur des images redressées.
- La méthode 3 utilisant une recherche de chemin minimal améliorée en 2D pour le fémur et des recherches de chemin minimaux améliorées en 2D pour le tibia en fonction des cas de visibilité des plateaux tibiaux prédit par un arbre de décision.

On peut voir sur ces images que les méthodes 1, 2 et 3 obtiennent des résultats de segmentation assez semblables pour les cas de visibilité 1 et 2 (figures 5.2 et 5.3). Le fémur est toujours très bien détecté pour les trois cas de visibilité présentés. Pourtant les contours du tibia sont difficilement extraits dans le cas de visibilité 3 (figure 5.4). On remarque tout de même une amélioration pour les contours du tibia puisque les méthodes proposées détectent deux contours distincts afin de segmenter les contours inférieurs et supérieurs des plateaux tibiaux.

Les images de résultats nous permettent aussi de reconnaître plusieurs erreurs possibles dans les segmentations. Dans le cas (a) de la figure 5.5, la méthode de Chav *et al.* (2009) détecte très mal les contours du tibia. Il s'agit d'un cas difficile causé par le manque de contraste dans l'image. L'utilisation des intensités des pixels permet de régler le problème. Les nouvelles méthodes que nous proposons suppriment les pixels des bords du contour dans le cas où le gradient y est trop faible. Mais il arrive que cette suppression fonctionne mal, comme sur le cas (b) de la figure 5.5 où trop peu de pixels sont supprimés sur la gauche. De la même manière, le cas (c) de la figure 5.5 montre un cas où le gradient était trop faible et où la grande majorité des contours du tibia sont supprimés. Enfin, dans le cas de la méthode 3, il arrive que la classification ne fonctionne pas bien. Par exemple dans le cas (d) de la figure 5.5, le cas de visibilité prédit du plateau tibial gauche a dicté qu'il y avait deux contours à chercher. On se retrouve donc avec une segmentation erronée avec un contour dans une zone de tissus mous.

Il existe donc des différences entre les différents résultats de segmentation de toutes ces méthodes. Pour mieux comprendre la qualité de ces résultats, il est important d'extraire des scores de critères d'évaluation. C'est pourquoi nous réalisons une étude quantitative de ces méthodes.

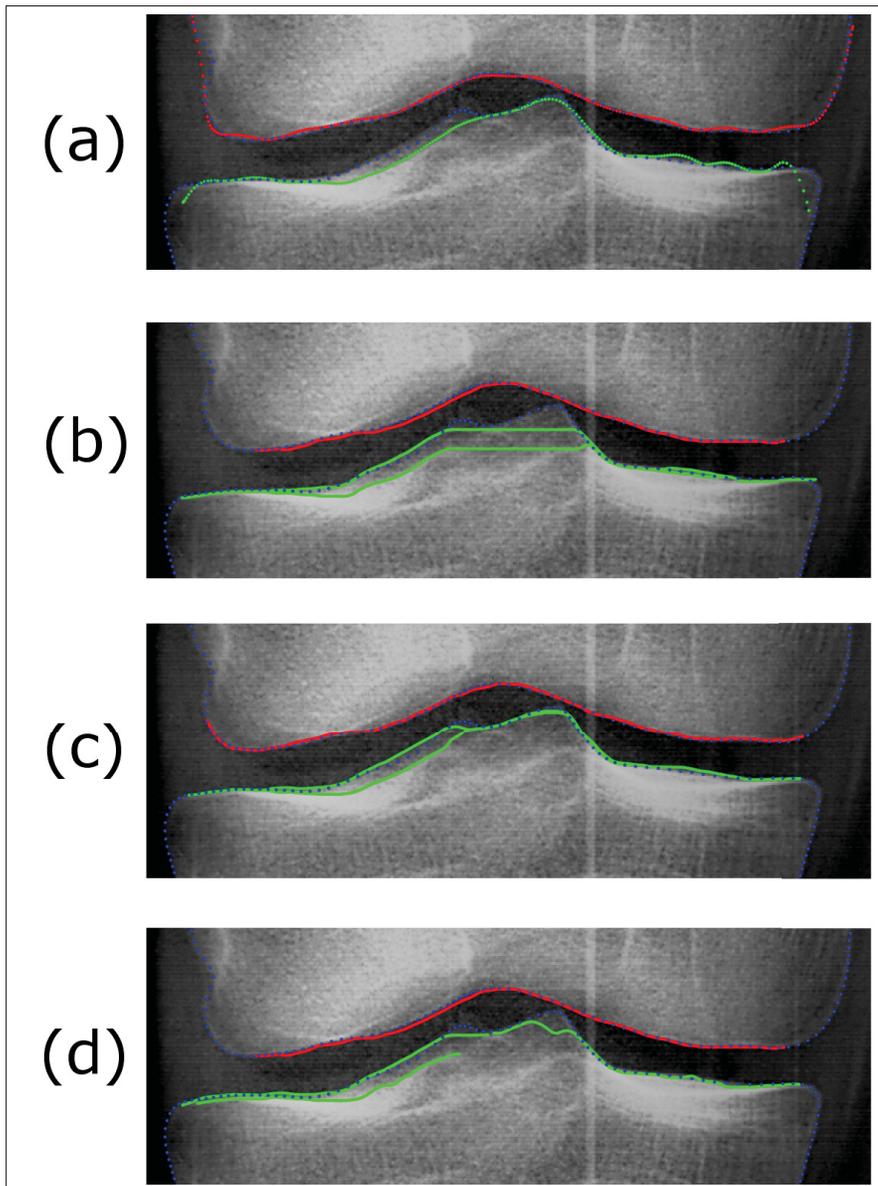


Figure 5.2 Exemples de résultats obtenus avec la méthode de Chav *et al.* (2009) et avec les 3 méthodes présentées dans le cas 1 de visibilité des plateaux tibiaux (la silhouette du tibia n'a qu'un seul contour). Le contour du fémur est représenté en rouge, les contours du tibia sont représentés en vert et la segmentation manuelle de l'expert en pointillés bleus
 (a) Méthode de Chav *et al.* (2009). (b) Méthode 1. (c) Méthode 2.
 (d) Méthode 3

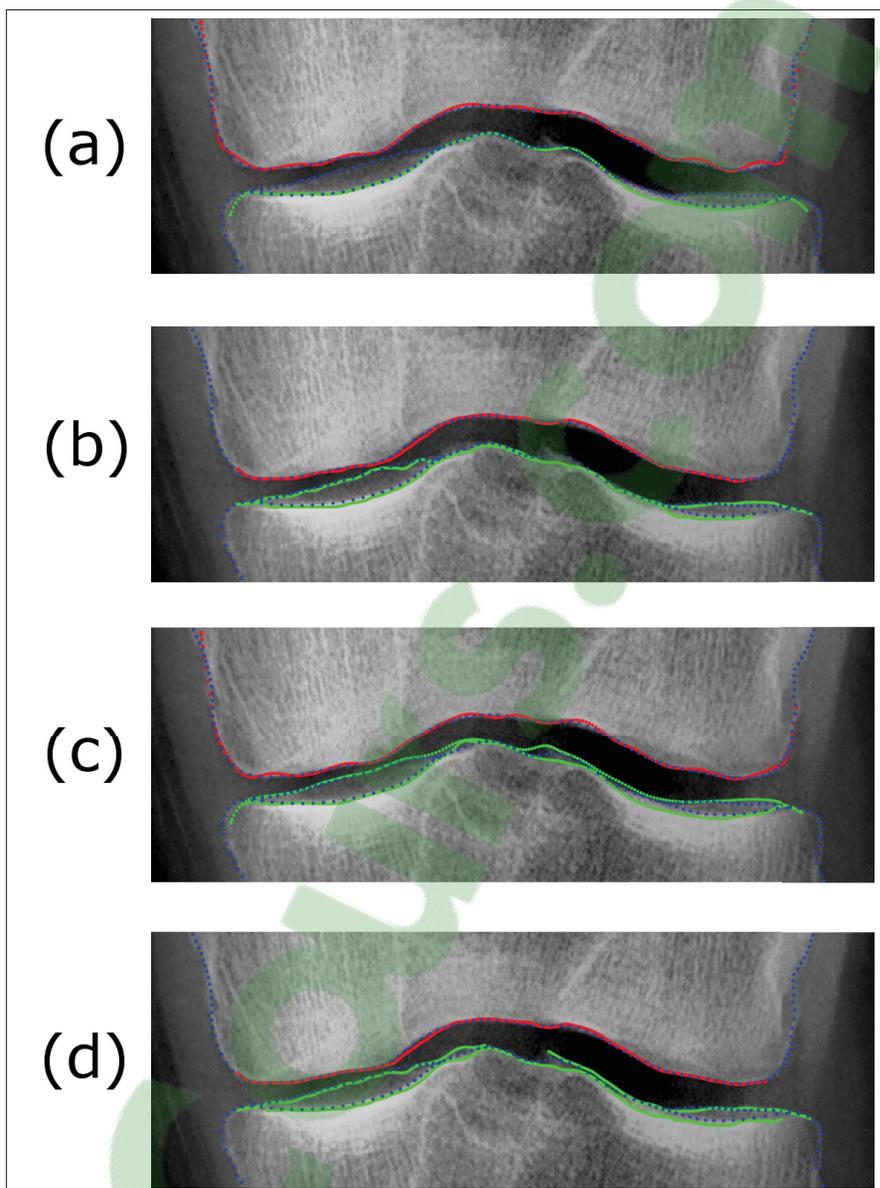


Figure 5.3 Exemples de résultats obtenus avec la méthode de Chav *et al.* (2009) et avec les 3 méthodes présentées dans le cas 2 de visibilité des plateaux tibiaux (la silhouette du tibia a deux contours). Le contour du fémur est représenté en rouge, les contours du tibia sont représentés en vert et la segmentation manuelle de l'expert en pointillés bleus
 (a) Méthode de Chav *et al.* (2009). (b) Méthode 1. (c) Méthode 2.
 (d) Méthode 3

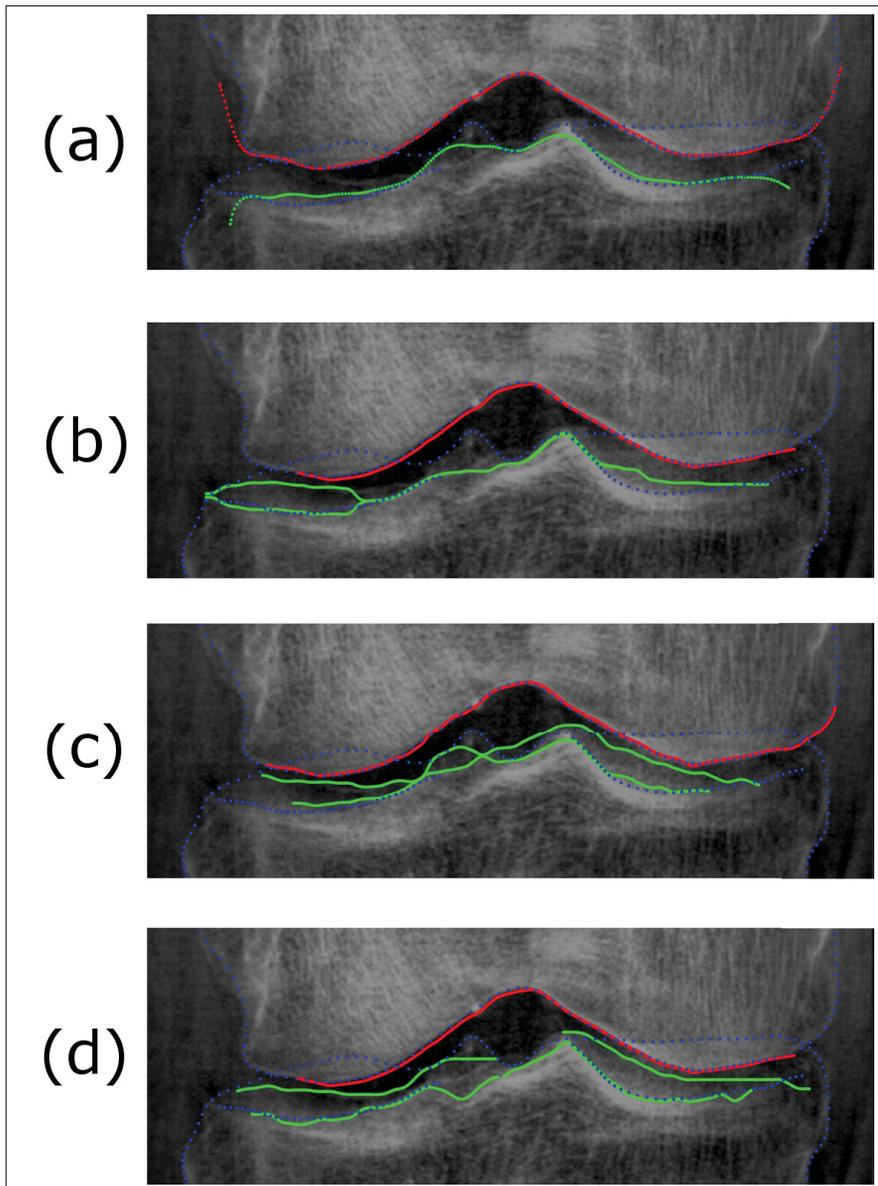


Figure 5.4 Exemples de résultats obtenus avec la méthode de Chav *et al.* (2009) et avec les 3 méthodes présentées dans le cas 3 de visibilité des plateaux tibiaux (la silhouette du tibia a deux contours avec superposition sur le fémur). Le contour du fémur est représenté en rouge, les contours du tibia sont représentés en vert et la segmentation manuelle de l'expert en pointillés bleus (a) Méthode de Chav *et al.* (2009). (b) Méthode 1. (c) Méthode 2. (d) Méthode 3

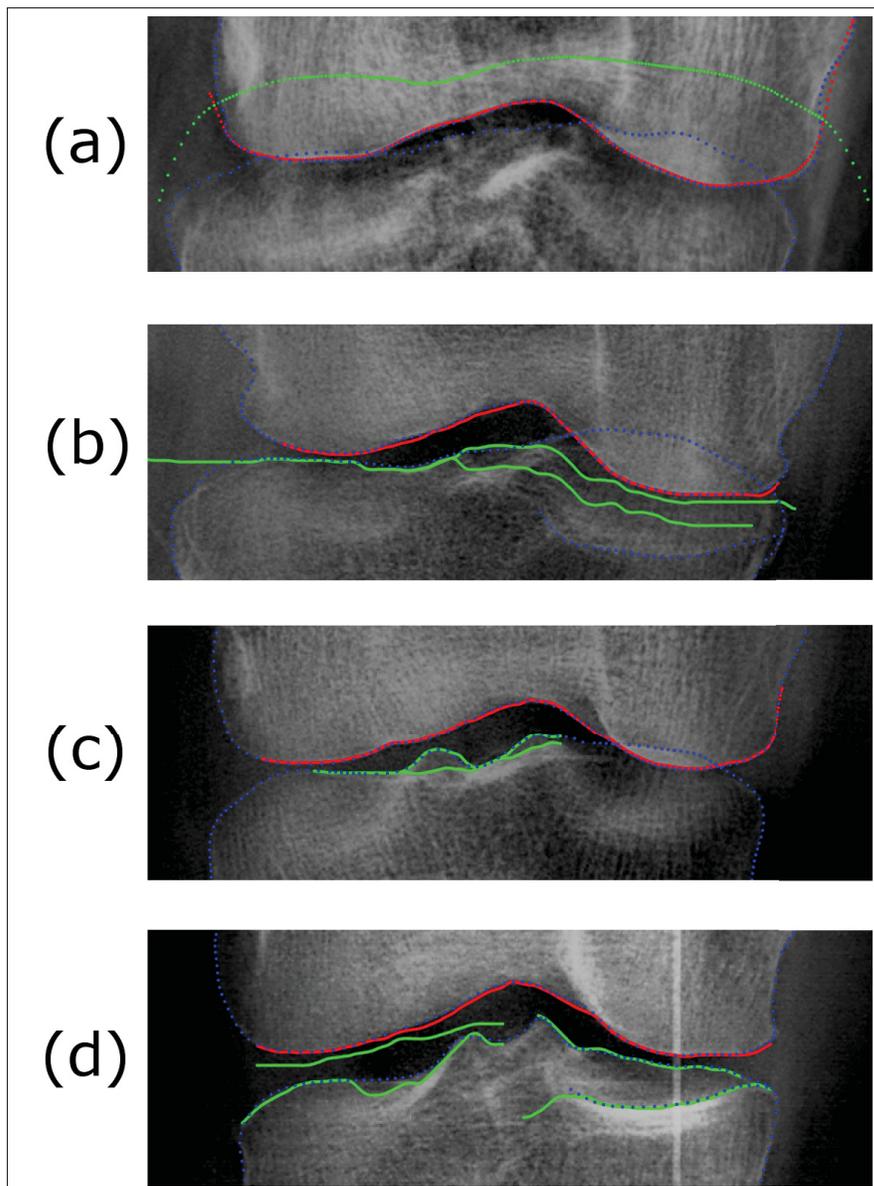


Figure 5.5 Exemples d'erreurs de segmentation obtenus avec la méthode de Chav *et al.* (2009) et avec les 3 méthodes présentées. Le contour du fémur est représenté en rouge, les contours du tibia sont représentés en vert et la segmentation manuelle de l'expert en pointillés bleus
 (a) Méthode de Chav *et al.* (2009). (b) Méthode 1. (c) Méthode 2. (d) Méthode 3

5.4 Étude quantitative

Dans cette partie, nous présentons l'étude quantitative que nous avons réalisé pour comparer les différentes méthodes proposées et la méthode de Chav *et al.* (2009) utilisée actuellement dans SterLIO.

5.4.1 Résultats de l'étude de précision

L'étude de précision a été réalisée sur la base de données (présentée en section 5.2). Le tableau 5.1 présente les erreurs de précision de chaque méthode par rapport à la segmentation manuelle. Comme nous l'avons dit précédemment, la méthode actuelle de Chav *et al.* (2009) ne segmente qu'un seul contour pour le tibia dans n'importe quel cas. Les erreurs pour le tibia supérieur et pour le tibia inférieur ont été calculées à partir du même contour. Les *p-value* calculées avec le test de Mann-Whitney (Gibbons & Chakraborti (2011)) permettent de savoir si les différences avec la méthode de Chav *et al.* (2009) sont significatives.

Tableau 5.1 Erreurs de segmentation (RMSD±ÉT) des contours du fémur et du tibia sur des images de face pour les méthodes testées en mm

	Fémur	<i>p-value</i>	Tibia supérieur	<i>p-value</i>	Tibia inférieur	<i>p-value</i>
Chav <i>et al.</i>	0.85±0.52	-	1.76±1.11	-	1.62±1.17	-
Méthode 1	0.41±0.13	0%	1.29±0.90	0%	2.07±1.12	0%
Méthode 2	0.40±0.13	0%	0.90±0.68	0%	1.43±1.04	5.8%
Méthode 3	0.41±0.13	0%	1.15±1.02	0%	2.06±1.46	0.15%

Nous avons aussi présenté ces résultats sous la forme d'un graphique à moustaches (ou *box plot*) sur la figure 5.6. Le graphique à moustaches permet de voir la distribution des erreurs de segmentation. Les rectangles bleus contiennent les cas des premiers quartiles aux troisièmes quartiles. Les traits au centre des rectangles sont les médianes. Enfin les traits noirs (ou moustaches) sont les minimums et maximums de chaque série.

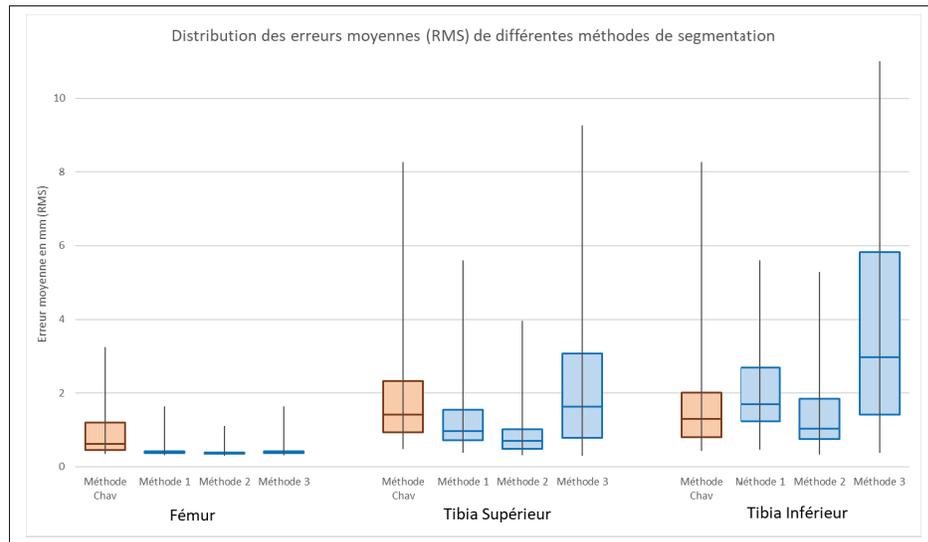


Figure 5.6 Graphique à moustaches des erreurs de segmentations de différentes méthodes pour chaque contour recherché

5.4.2 Étude des critères d'évaluation

La plateforme de Laurent *et al.* (2016) permet d'extraire des critères d'évaluation à partir des résultats de segmentation de plusieurs algorithmes. En plus de la distance de l'algorithme à la référence (décrite par la RMSD), nous pouvons comparer sa précision, sa fiabilité et sa robustesse (tableau 5.2). Le graphique radar (figure 5.7) présente ces résultats de façon plus lisible.

5.4.3 Discussion de l'étude quantitative

Les résultats obtenus dans l'étude de précision montrent que les méthodes proposées améliorent les résultats de segmentation du fémur et du tibia supérieur (tableau 5.1). Cette observation est aussi visible lorsqu'on compare les critères d'évaluation des trois méthodes proposées à la méthode de Chav *et al.* (2009) (figure 5.7). La méthode 2 que nous proposons est meilleure dans chaque catégorie de critères pour chaque contour segmenté par rapport à la méthode actuelle de Chav *et al.* (2009) (tableau 5.2).

Tableau 5.2 Résultats des critères d'évaluation pour les contours du fémur, du tibia supérieur et du tibia inférieur pour les méthodes testées. Les scores des critères sont sur 100

Fémur	Précision	Fiabilité	Robustesse
Méthode Chav <i>et al.</i> (2009)	37	40	44
Méthode 1	51	93	80
Méthode 2	53	90	59
Méthode 3	51	93	80

Tibia Supérieur	Précision	Fiabilité	Robustesse
Méthode Chav <i>et al.</i> (2009)	19	11	52
Méthode 1	25	19	56
Méthode 2	35	37	66
Méthode 3	30	38	57

Tibia Inférieur	Précision	Fiabilité	Robustesse
Méthode Chav <i>et al.</i> (2009)	22	14	52
Méthode 1	16	8	37
Méthode 2	25	19	56
Méthode 3	18	9	48

La méthode 2 a les meilleures précisions de segmentation. Ceci est expliqué par l'utilisation des images redressées avec les améliorations du chemin minimal. En effet cela permet de contraindre l'espace de recherche des contours à une zone précise, proche des vrais contours des structures osseuses. C'est pourquoi les écarts types de cette méthode sont aussi les plus bas. On peut voir sur la figure 5.6 que les distributions des erreurs pour la méthode 2 sont les plus restreintes.

En ce qui concerne le contour du tibia inférieur, la méthode 2 est la seule à améliorer la segmentation mais ces améliorations ne sont pas significatives ($p\text{-value} > 0.05$). Cependant, il faut tenir compte du fait que la méthode de Chav *et al.* (2009) ne segmente qu'un seul contour. Et donc, les valeurs de précision pour les tibias supérieur et inférieur proviennent toujours du même contour segmenté. Cependant, on remarque que la méthode 2 est tout de même bien plus précise que les deux autres méthodes proposées (1 et 3) en ce qui concerne le tibia.

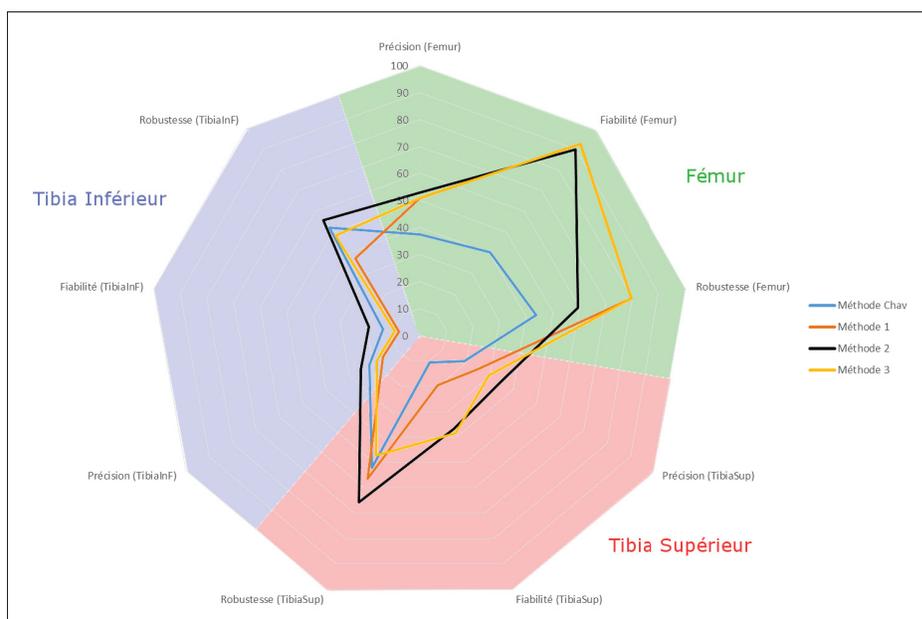


Figure 5.7 Graphique en radar comparant les méthodes de Chav *et al.* (2009) et nos méthodes 1, 2 et 3 sur la précision, fiabilité et robustesse des segmentations du fémur, du tibia inférieur et du tibia supérieur

On peut conclure que la méthode 2 est supérieure à la méthode 1. La seule différence entre ces deux méthodes étant le redressement de la ROI, on peut donc dire qu'il est nécessaire de réaliser cette étape afin d'obtenir les meilleures segmentations possibles. La ROI étant plus restreinte, nous obtenons des segmentations plus robustes dans le cas de la méthode 2.

La méthode 3, quant à elle, n'obtient pas de très bonnes segmentations pour le tibia. Cela pourrait s'expliquer par une classification peu précise. En effet, les erreurs de prédiction sont d'environ 18% (voir section 5.5.3). Cela serait peut-être dû à des erreurs dans les classifications de la base de données d'entraînement ou à la méthode de prédiction par profils d'intensité qui n'est pas adaptée à notre problème. L'arbre de décision généré avec notre base d'entraînement n'utilise pas la totalité des 13 critères que nous avons extrait (section 4.5). L'arbre généré utilise seulement 9 des 13 critères totaux et n'utilise donc pas 4 critères :

- Intensité maximum entre fémur et tibia inférieur
- Distance entre fémur et tibia inférieur

- Pente de la droite affine moyenne des valeurs avant le fémur
- Écart d'intensités avant le fémur (max-min)

Ce choix est fait automatiquement par l'algorithme d'entraînement de l'arbre décisionnel. Lorsque la prédiction est bonne cependant, les fortes contraintes de position appliquées permettent une segmentation assez précise. Un autre problème possible de cette méthode est le fait que les métriques utilisées lors de la prédiction sont basées sur les contours du fémur et du tibia inférieur préalablement segmentés. Or les contours du tibia inférieur ne sont pas segmentés très précisément avec une erreur moyenne de 2.06 ± 1.46 mm. On peut conclure que la méthode 3 peut encore être améliorée.

Pour conclure nous avons vu que les trois méthodes proposées segmentaient mieux les contours du genou de face que la méthode actuelle de Chav *et al.* (2009). Nous avons vu que l'utilisation de ROI redressées améliorerait fortement la précision des segmentations en réduisant l'espace de recherche. Enfin nous avons conclu que l'utilisation de méthodes de prédiction était intéressante mais que pour le moment, la méthode 3 était trop peu précise pour être utilisée. Nous pouvons dire que la méthode 2 a fait ses preuves et permettrait d'améliorer fortement les résultats de segmentation du genou sur les radiographies de face.

Différents paramètres au sein des trois méthodes proposées ont été choisis expérimentalement. Nous allons donc décrire les études qui nous ont permis de faire le choix des algorithmes de pré-traitement, des valeurs des coefficients ou bien des méthodes de classification.

5.5 Expérimentations sur la méthodologie

Dans cette partie, nous parlerons des choix fait dans la méthodologie en ce qui concerne le pré-traitement des ROI, les coefficients des cartes de poids utilisés dans les chemins minimaux améliorés (section 4.4) ainsi que les méthodes de classification utilisées dans la méthode 3.

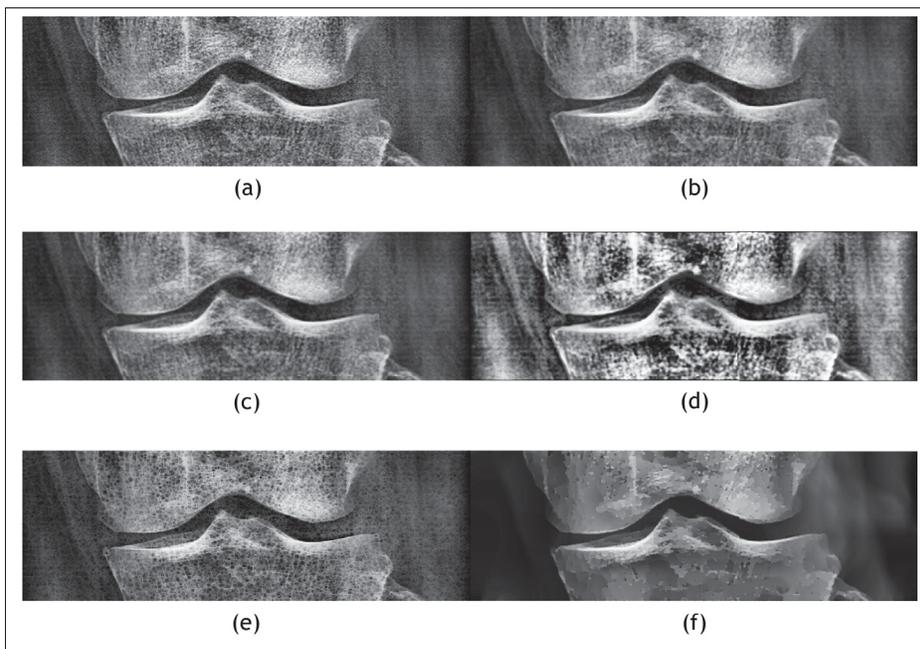


Figure 5.8 Exemples de radiographies de genou filtrées par : (a) aucun filtre, (b) filtre médian, (c) filtre gaussien, (d) filtre de diffusion anisotropique non-linéaire, (e) filtre de choc d'amincissement, (f) filtre de minimisation L0 des gradients

5.5.1 Impact des filtres sur la segmentation

Nous avons vu dans la revue de littérature (section 2.1) qu'il existe plusieurs filtres possibles afin de réduire le bruit et d'améliorer le contraste des radiographies. Dans notre cas, les filtres modifiant les contours ne nous intéressent pas. Nous voulons garder la précision des contours et simplement améliorer leurs contrastes et limiter l'impact du bruit. C'est pourquoi nous avons réalisé une étude de l'impact de différents filtres (figure 5.8) sur la précision de notre segmentation avec la méthode 2 (présentée en section 4.6.2). Les filtres sont appliqués après normalisation de la ROI et avant l'adaptation locale d'histogramme.

Les résultats de segmentations obtenus (tableau 5.3) sont assez proches pour les filtres médians, gaussien et de minimisation L0 ainsi que pour l'image non filtrée. Les résultats du filtre médian de noyau 5×5 sont légèrement meilleurs globalement et c'est pourquoi nous décidons de l'utiliser dans nos méthodes.

Tableau 5.3 Erreurs de segmentation (RMSD \pm ÉT) des contours du fémur et du tibia sur des images de face pour plusieurs filtres en mm en utilisant la méthode 2

Filtres	Fémur	Tibia supérieur	Tibia inférieur	Paramètres
Aucun	0.44 \pm 0.18	0.95 \pm 0.69	1.60 \pm 1.08	N.A
Médian 3	0.43 \pm 0.16	0.90 \pm 0.66	1.48 \pm 1.06	Noyau 3 \times 3
Médian 5	0.40\pm0.13	0.90 \pm 0.68	1.43\pm1.04	Noyau 5 \times 5
Gaussien	0.43 \pm 0.17	0.96 \pm 0.68	1.53 \pm 1.07	Noyau 3 \times 3, $\sigma = 2.5$
Anisotropique	0.59 \pm 0.30	1.15 \pm 0.72	1.95 \pm 1.35	2 itérations
Choc	0.52 \pm 0.16	1.00 \pm 0.63	1.60 \pm 1.04	100 itérations
Minimisation L0	0.43 \pm 0.16	0.88\pm0.67	1.51 \pm 1.10	$\lambda = 5e^{-4}$

5.5.2 Choix des coefficients d'intensité des cartes de poids

Comme nous l'avons vu dans la section 4.4, nous avons amélioré les cartes de poids utilisées par nos recherches de chemins minimaux. À la place d'utiliser le gradient vertical seul, nous lui ajoutons l'intensité de l'image avec un certain coefficient. Les valeurs optimales de ces coefficients α , β et λ ont été trouvées expérimentalement.

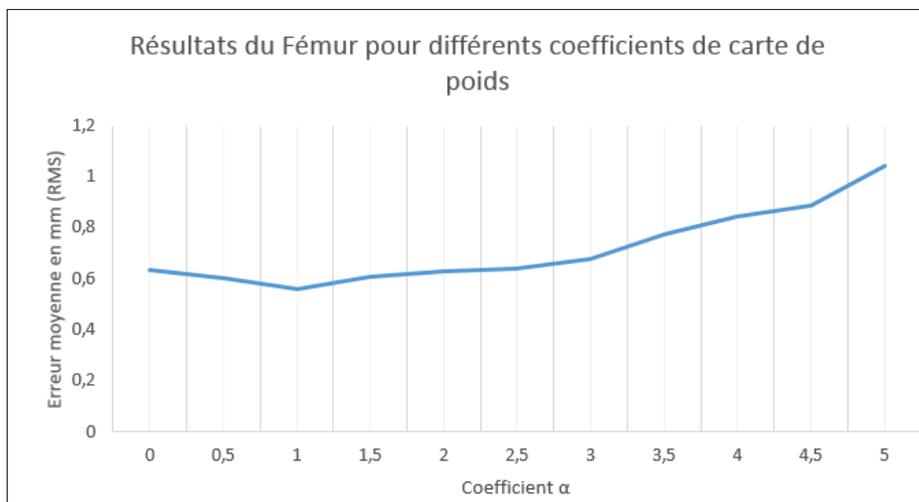


Figure 5.9 Courbe des erreurs moyennes (RMSD) en mm de la segmentation du fémur en fonction du coefficient choisi pour la carte de poids du chemin minimal

Les figures 5.9 et 5.10 montrent respectivement les courbes des erreurs moyennes de segmenta-

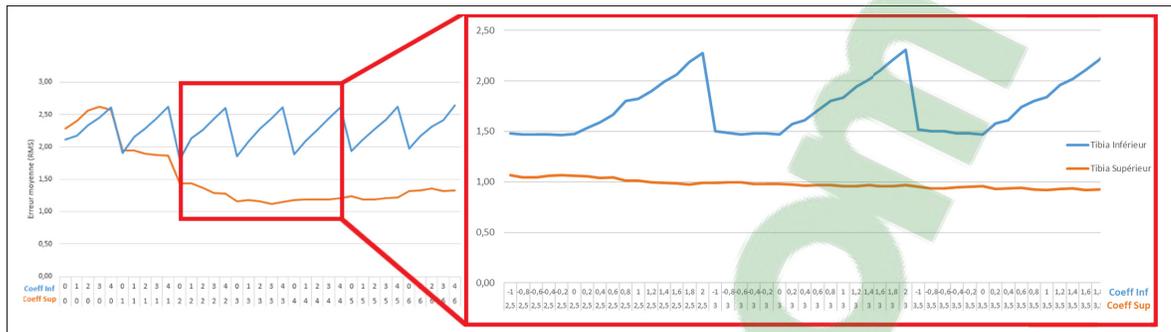


Figure 5.10 Courbes des erreurs moyennes (RMSD) en mm des segmentations du tibia en fonction des coefficients choisis pour les cartes de poids du chemin minimal. En rouge, la courbe d'erreurs du tibia supérieur. En bleu, la courbe d'erreurs du tibia inférieur.

tion du fémur et du tibia obtenues en fonction de différentes valeurs de coefficients. Nous avons fait varier les coefficients des tibias inférieur et supérieur ensemble puisque la segmentation de l'un impacte la segmentation de l'autre.

Pour la carte de poids du fémur, on trouve que la valeur optimale, qui donne les meilleurs résultats de segmentation, est : $\alpha = 1$. Pour la carte de poids du tibia supérieur, on trouve : $\beta = 3.5$ et pour la carte de poids du tibia inférieur, on trouve : $\lambda = 0$. Une valeur nulle pour le coefficient λ de la carte de poids du tibia inférieur s'explique par les cas différents de visibilité des plateaux tibiaux. Pour ce contour, il est plus intéressant de se fier uniquement au gradient de la région d'intérêt plutôt qu'à l'intensité des pixels.

5.5.3 Choix de la méthode de classification

Pour la méthode 3 (section 4.6.3), nous utilisons un arbre décisionnel afin de classifier nos trois cas de visibilité des plateaux tibiaux. Ces trois cas sont décrits en section 1.6.2. Nous avons testé expérimentalement de classifier les plateaux avec un SVM, un KNN et un arbre décisionnel à partir de la même base d'apprentissage de 779 radiographies de genoux. Ces méthodes étaient implémentées dans la plateforme de codage Matlab. Nos expériences ont montré que l'arbre décisionnel donnait les meilleurs résultats avec un taux d'erreur de classification de

17,8%. Les méthodes de classification utilisant un SVM ou un KNN avaient respectivement des taux d'erreurs de 20,4% et 21,28%.

Afin de mieux connaître les performances de l'arbre décisionnel, nous avons calculé ses scores de sensibilité et de spécificité (Skaik (2008)). Ces scores dépendent du nombre de vrais positifs (VP), de faux positifs (FP), de vrais négatifs (VN) et de faux négatifs (FN) retournés en moyenne par la méthode. La sensibilité d'une prédiction mesure sa capacité à donner un résultat positif lorsque l'hypothèse est vérifiée. Elle est donnée par :

$$\text{Sensibilité} = \frac{\text{VP}}{\text{VP} + \text{FN}} \quad (5.1)$$

La spécificité d'une prédiction mesure sa capacité à donner un résultat négatif lorsque l'hypothèse n'est pas vérifiée. Elle est donnée par :

$$\text{Spécificité} = \frac{\text{VN}}{\text{VN} + \text{FP}} \quad (5.2)$$

Nous avons calculé ces scores pour notre arbre décisionnel pour chaque cas de visibilité des plateaux tibiaux (voir tableau 5.4). On remarque que la classification n'est pas très sensible

Tableau 5.4 Résultats de sensibilité et spécificité de l'arbre décisionnel

	Cas 1	Cas 2	Cas 3
Vrai Positif	263	350	27
Vrai Négatif	377	290	613
Faux Positif	64	67	8
Faux Négatif	25	45	69
Sensibilité	91,32%	88,61%	28,13%
Spécificité	85,49%	81,23%	98,71%

aux cas 3 avec un score 28,13%. Cela montre que notre arbre décisionnel a des difficultés à détecter ce cas de visibilité. Ce résultat montre pourquoi la segmentation du tibia supérieur est si mauvaise dans notre étude quantitative pour la méthode 3. Pour les cas 1 et 2, la prédiction

reste assez médiocre. Les spécificités de ces prédictions ne sont pas assez hautes pour être acceptables et montrent qu'il y a un nombre assez important de faux positifs.

Nous avons aussi essayé d'ajouter de nouvelles métriques afin d'en constater l'impact sur la qualité de la prédiction. En plus des treize métriques présentées en section 4.5, nous avons testé d'entraîner un arbre décisionnel avec les six métriques suivantes :

- Intensité du premier palier
- Ordonnée à l'origine de la droite affine
- Distance entre le plus grand gradient positif avant le fémur et le fémur
- Intensité minimale avant le fémur
- Intensité maximale avant le fémur
- Écart type des intensités avant le fémur (STD)

Les résultats obtenus avec ce plus grand nombre de métriques n'étaient pas aussi bons comparés à l'arbre décisionnel de treize métriques, comme on peut le voir dans le tableau 5.5. Les prédictions sont beaucoup moins sensibles, le nombre de vrais positifs diminue et le nombre de faux positifs augmente par rapport au précédent arbre décisionnel.

Tableau 5.5 Résultats de sensibilité et spécificité de l'arbre décisionnel avec 19 métriques extraites par profil d'intensité

	Cas 1	Cas 2	Cas 3
Vrai Positif	118	224	12
Vrai Négatif	292	192	650
Faux Positif	198	194	34
Faux Négatif	172	170	84
Sensibilité	40,69%	56,85%	12,50%
Spécificité	59,59%	49,74%	95,03%

Pour conclure, il faudrait améliorer la prédiction des cas de visibilité (en particulier le cas 3) pour améliorer cette méthode qui paraissait prometteuse. Pour cela, on pourrait réaliser une

étude inter-opérateur sur la réalisation de la base de données d'entraînement. Il est possible qu'en laissant la création de la base de données à une unique personne, des erreurs de classes de visibilité soient présentes. Autrement, on pourrait trouver un meilleur moyen de classifier les cas de visibilité des plateaux tibiaux que l'utilisation de profils d'intensité qui repose fortement sur les segmentations préalables du fémur et du tibia inférieur par chemin minimal. Dans les cas où ces segmentations sont erronées, la prédiction est biaisée.

5.6 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre que les travaux proposés dans ce mémoire améliorent les résultats de segmentation à plusieurs niveaux. Premièrement, nous avons vu que nos méthodes donnent de meilleurs résultats en terme de précision, robustesse et fiabilité pour les contours du fémur et du tibia (section 5.4) par rapport à l'approche de Chav *et al.* (2009) utilisée dans le logiciel d'EOS Imaging. Le premier objectif, qui était d'améliorer la précision des segmentations, est donc atteint. Ensuite, nous avons vu que les trois méthodes que nous avons proposées segmentent et labellent les différents contours du tibia de face. Nous pouvons donc dire que le second objectif de ce mémoire est atteint.

Au final, la méthode 2 semble être la plus efficace pour le moment pour segmenter la région du genou de face. Les résultats de la méthode 1 montrent que le redressement de la ROI est une étape nécessaire à une segmentation précise. Enfin, la méthode 3 paraît prometteuse avec la prédiction du nombre de contours pour le tibia mais la classification reste à améliorer avant d'obtenir des résultats aussi bon que les autres méthodes proposées.

En dehors des résultats de segmentation, nous avons aussi réalisé des études sur l'impact des filtres lors de nos pré-traitement, sur le choix des coefficients utilisés pour nos cartes de poids lors de la recherche de chemins minimaux et aussi sur les méthodes de classification utilisées dans la méthode 3. Ces études pourront être utiles dans le futur pour continuer à améliorer la segmentation du membre inférieur.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'objet de cette maîtrise était d'améliorer la segmentation des contours du fémur et du tibia au niveau du genou sur des images radiographiques EOS. Nous avons repris l'algorithme de Chav *et al.* (2009) utilisé actuellement dans SterEOS et l'avons modifié pour améliorer sa précision et segmenter tous les contours visibles des plateaux tibiaux. La méthode la plus performante repose sur une recherche simultanée des contours inférieur et supérieur du tibia dans un espace 3D à partir de ROI redressées.

En termes de contributions, nous avons testés différents filtres de pré-traitement et en avons conclu qu'un filtre médian de noyau 5×5 permettait d'obtenir les meilleurs résultats. Nous avons utilisé les algorithmes de recherche de chemins minimaux en 2D (Chav *et al.* (2009)) et en 3D (Ouertani *et al.* (2015)) et les avons modifiés en optimisant leurs cartes de poids et en prenant en compte les contraintes spécifiques à la zone du genou de face. Nous avons aussi testé une méthode reposant sur la prédiction du nombre de contours détectés pour les plateaux tibiaux. D'après nos résultats, cette méthode n'est pas encore au point mais pourrait s'avérer plus précise si la prédiction était améliorée. Enfin, nous avons comparé nos algorithmes à la méthode utilisée actuellement au laboratoire et nous avons observé de nettes améliorations dans toutes les métriques que nous avons testées (précision, robustesse et fiabilité des segmentations).

Le travail présenté ici pourra facilement être intégré à la plateforme de reconstruction SterEOS. Il s'agit d'une première étape dans l'automatisation totale de la reconstruction 3D du membre inférieur. D'autres travaux pourront s'inspirer de cette nouvelle méthode afin de segmenter d'autres structures osseuses sur des radiographies.

RECOMMANDATIONS

Bien que les résultats obtenus par nos méthodes soient satisfaisants, plusieurs améliorations sont encore possibles. De plus, la fin de cette maîtrise permet de réfléchir à de nouveaux projets possibles.

- **Amélioration de la classification/prédiction**

Une première amélioration possible est de minimiser les erreurs de prédictions de la méthode 3. Connaître le cas de visibilité des plateaux tibiaux afin d'appliquer un algorithme spécialisé est une bonne méthode pour améliorer la segmentation. Pour le moment, la classification a des taux de faux positifs et de faux négatifs beaucoup trop élevés. Il est possible que cela provienne de la base d'entraînement de la classification. Les profils d'intensité sur lesquels s'est entraîné l'arbre de décision étaient pris dans l'image sans vérifier que les contours étaient vraiment visibles à ces endroits précis.

- **Impact des travaux sur la reconstruction 3D**

Bien que la segmentation du genou ait été améliorée, nous ne connaissons pas l'impact que cela aura sur la reconstruction 3D finale. Pour ce faire, il faut d'abord changer la méthode de reconstruction afin d'autoriser des déformations précises du modèle. Actuellement, les déformations par poignées MLS (*Moving Least Squares*) ne permettent pas au modèle de coller parfaitement aux contours segmentés.

- **Utilisation des images de profil**

Nous avons vu que les images de profil des genoux étaient extrêmement difficiles à utiliser pour la segmentation. Il arrive cependant qu'elles puissent être utilisables dans le cas où le patient a les jambes décalées. Dans ce cas, il serait intéressant d'utiliser les informations sur les images de face et de profil afin d'améliorer encore plus la segmentation. De la même manière, on pourrait utiliser ces informations pour améliorer la classification des plateaux tibiaux. En effet, les images de profil permettent de détecter l'orientation (la pente) des

plateaux tibiaux. Cette information pourrait être très utile lors de la prédiction des cas de visibilité de ceux-ci.

- **Adaptation de l'amélioration du chemin minimal à d'autres structures**

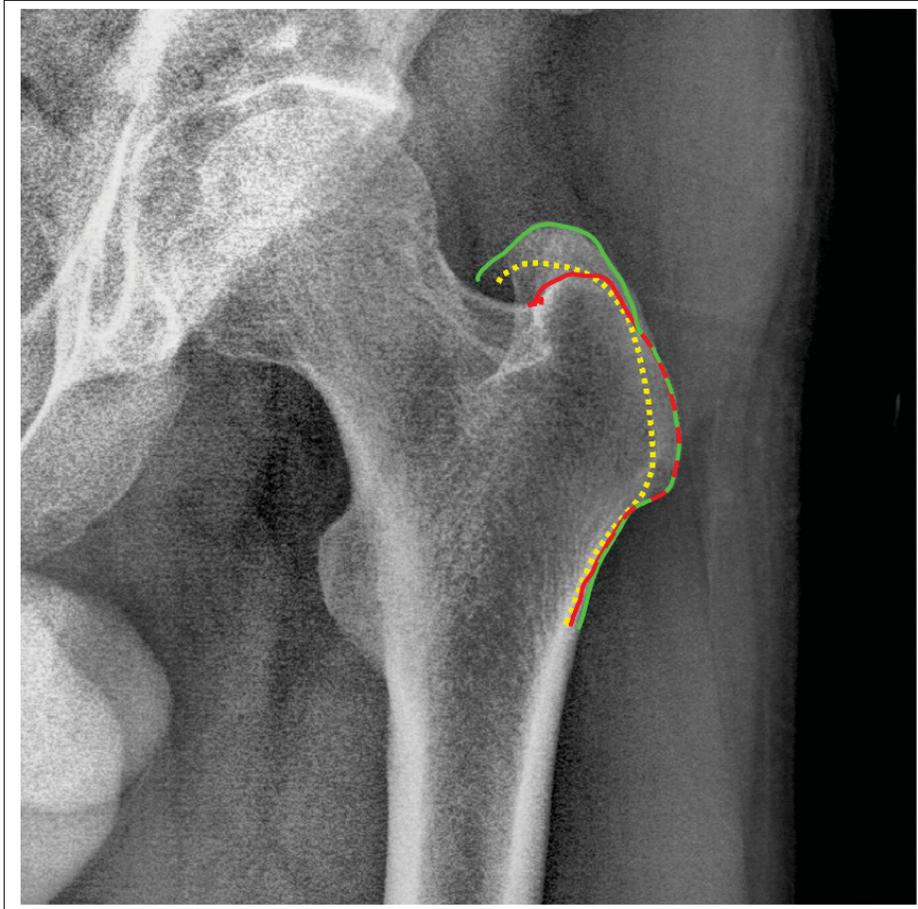


Figure 7.1 Segmentations du contour d'un grand trochanter avec les méthodes de Chav *et al.* (2009) (en rouge) et l'amélioration du chemin minimal utilisé par la méthode 2 (en vert). Les segmentations ont été réalisées sur des ROI redressées à partir de la silhouette en jaune

L'amélioration de la recherche du chemin minimal se base sur la prise en compte de l'intensité des pixels. Les contours des os sur les radiographies sont toujours clairs par rapport aux tissus mous voisins qui sont sombres. On pourrait donc utiliser cette amélioration pour

toutes les structures osseuses que l'on cherche à segmenter sur les images EOS (diaphyses du fémur et du tibia, grand trochanter, etc.). Nous avons testé notre chemin minimal amélioré (présenté en section 4.4) sur des images de grand trochanter. Nous avons remarqué une nette amélioration de la segmentation dans cette zone comme on peut le voir sur la figure 7.1.

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Ahmed, H. S. & Nordin, M. J. (2011). Improving diagnostic viewing of medical images using enhancement algorithms. *Journal of computer science*, 7(12), 1831.
- Aubert, B., Vidal, P. A., Parent, S., Cresson, T., Vazquez, C. & De Guise, J. (2017). Convolutional neural network and in-painting techniques for the automatic assessment of scoliotic spine surgery from biplanar radiographs. *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention*, 10434 LNCS, 691–699. doi : 10.1007/978-3-319-66185-8_78.
- Baillard, C., Schmid, C., Zisserman, A. & Fitzgibbon, A. (1999). Automatic line matching and 3D reconstruction of buildings from multiple views. *Isprs conference on automatic extraction of gis objects from digital imagery iaprs vol32 part 32w5*, 5(3; SECT 2W5), 69–80. doi : 10.1.1.30.9651.
- Baka, N., Kaptein, B., Giphart, J., Staring, M., de Bruijne, M., Lelieveldt, B. & Valstar, E. (2014). Evaluation of automated statistical shape model based knee kinematics from biplane fluoroscopy. *Journal of biomechanics*, 47(1), 122–129. Repéré à [https://www.jbiomech.com/article/S0021-9290\(13\)00445-4/fulltext](https://www.jbiomech.com/article/S0021-9290(13)00445-4/fulltext).
- Berger, R. A., Rubash, H. E., Seel, M. J., Thompson, W. H. & Crossett, L. S. (1993). Determining the rotational alignment of the femoral component in total knee arthroplasty using the epicondylar axis. *Clin orthop relat res*, (286), 40–47. Repéré à <http://europepmc.org/abstract/med/8425366>.
- Beucher, S. & Meyer, F. (1993). The morphological approach to segmentation : the watershed transformation. *Mathematical morphology in image processing*, 433–481. doi : Export Date 6 May 2013.
- Blackburn, T. A. & Craig, E. (1980). Knee anatomy : a brief review. *Physical therapy*, 60(12), 1556–1560.
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. & Stone, C. (1984). Classification and regression trees. Repéré à <http://inspirehep.net/record/1382689/>.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5–32. doi : 10.1023/A:1010933404324.
- Burger, W. & Burge, M. J. (2016). *Digital Image Processing : An Algorithmic Introduction Using Java*.
- Canny, J. (1986). A Computational Approach to Edge Detection. *Ieee transactions on pattern analysis and machine intelligence*, PAMI-8(6), 679–698. doi : 10.1109/T-PAMI.1986.4767851.
- CCHS, C. C. H. S. (2016). Statistics Canada. Repéré à <http://www.statcan.gc.ca/tables-tableaux/sum-som/101/cst01/health51a-eng.htm>.

- Chaibi, Y., Cresson, T., Aubert, B., Hausselle, J., Neyret, P., Hauger, O., de Guise, J. A. & Skalli, W. (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), 457–466. doi : 10.1080/10255842.2010.540758.
- Chav, R., Cresson, T., Kauffmann, C. & de Guise, J. a. (2009). Method for fast and accurate segmentation processing from prior shape : application to femoral head segmentation on x-ray images. *Spie medical imaging 2009 : Image processing*, 7259(28720), 72594Y–72594Y–8. doi : 10.1117/12.812459.
- Chen, X.-j. & Li, D. (2010). Medical image segmentation based on threshold svm. *Biomedical engineering and computer science (icbecs), 2010 international conference on*, pp. 1–3.
- Chen, Y., Ee, X., Leow, W. & Howe, T. (2005). Automatic extraction of femur contours from hip x-ray images. *Computer vision for biomedical image*, 1–10. doi : 10.1007/11569541_21.
- Cootes, T. F. & Taylor, C. J. (1992). Active Shape Models — ‘Smart Snakes’. Dans *Bmvc92* (pp. 266–275). London : Springer London. doi : 10.1007/978-1-4471-3201-1_28.
- Cootes, T., Taylor, C., Cooper, D. & Graham, J. (1995). Active Shape Models-Their Training and Application. *Computer vision and image understanding*, 61(1), 38–59. doi : 10.1006/cviu.1995.1004.
- Cootes, T., Edwards, G. & Taylor, C. (2001). Active appearance models. *Ieee transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 23(6), 681–685. doi : 10.1109/34.927467.
- Cortes, C. & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273–297.
- Cresson, T., Godbout, B., Branchaud, D., Chav, R., Gravel, P. & de Guise, J. A. (2008). Surface reconstruction from planar x-ray images using moving least squares. *Engineering in medicine and biology society, 2008. embs 2008. 30th annual international conference of the ieee*, (January 2016), 3967–3970. doi : 10.1109/IEMBS.2008.4650078.
- Cresson, T., Branchaud, D., Chav, R., Godbout, B., A, D. G. J. & Est, S. (2010). 3D shape reconstruction of bone from two x-ray images using 2D / 3D non-rigid registration based on moving least-squares deformation. *spiedigitallibrary.org*, 7623(poste 28722), 1–9. doi : 10.1117/12.844098.
- Deng, G. & Cahill, L. (1993). An adaptive Gaussian filter for noise reduction and edge detection. *Nuclear science symposium and medical imaging conference*, pp. 1615–1619. doi : 10.1109/NSSMIC.1993.373563.
- Deschênes, S., Charron, G., Beaudoin, G., Labelle, H., Dubois, J., Miron, M.-C. & Parent, S. (2010). Diagnostic Imaging of Spinal Deformities. *Spine*, 35(9), 989–994. doi : 10.1097/BRS.0b013e3181bdcaa4.

- Dong, X., González Ballester, M. Á. A. & Zheng, G. (2007). Automatic Extraction of Femur Contours from Calibrated X-Ray Images using Statistical Information. *Journal of multimedia*, 2(5), 46–54. doi : 10.4304/jmm.2.5.46-54.
- Dubousset J, Charpak G, Dorion I, Skalli W, Lavaste F, Deguise J, Kalifa G & Ferey S. (2005). Nouvelle imagerie ostéo- articulaire basse dose en position debout. Mémoires de l'Académie Nationale de Chirurgie. *Bull acad natl med*, 4, 22–27.
- EOS-Imaging. (2018). EOS Imaging : HOME | Connecting Imaging to Care. [En ligne; Page disponible le 03-mai-2018], Repéré à <http://www.eos-imaging.com/fr>.
- Faria, R., McKenna, C., Wade, R., Yang, H., Woolacott, N. & Sculpher, M. (2013). The EOS 2D/3D X-ray imaging system : a cost-effectiveness analysis quantifying the health benefits from reduced radiation exposure. *European journal of radiology*, 82(8), e342–e349. Repéré à [http://www.ejradiology.com/article/S0720-048X\(13\)00085-5/abstract](http://www.ejradiology.com/article/S0720-048X(13)00085-5/abstract).
- Fix, E. & Hodges, J. L. (1989). Discriminatory Analysis-Nonparametric Discrimination : Consistency Properties. *International statistical review*, 57(3), 238–247. doi : 10.2307/1403797.
- Gibbons, J. D. & Chakraborti, S. (2011). Nonparametric Statistical Inference. Dans *International Encyclopedia of Statistical Science* (pp. 977–979). Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg. doi : 10.1007/978-3-642-04898-2_420.
- Goldring, S. R. & Goldring, M. B. (2006). Clinical aspects, pathology and pathophysiology of osteoarthritis. *Journal of musculoskeletal neuronal interactions*, 6(4), 376–378. Repéré à <http://ismni.org/jmni/pdf/26/30GOLDRING.pdf>.
- Gooßen, A., Hermann, E., Weber, G. M., Gernoth, T., Pralow, T. & Grigat, R. R. (2011). Model-based segmentation of pediatric and adult joints for orthopedic measurements in digital radiographs of the lower limbs. *Computer science - research and development*, 26(1-2), 107–116. doi : 10.1007/s00450-010-0139-8.
- Hall, E., Kruger, R., Dwyer, S., Hall, D., McLaren, R. & Lodwick, G. (1971). A survey of preprocessing and feature extraction techniques for radiographic images. *Ieee transactions on computers*, 100(9), 1032–1044. Repéré à <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1671992/>.
- Huang, T., Yang, G. & Tang, G. (1979). A fast two-dimensional median filtering algorithm. *Ieee transactions on acoustics, speech, and signal processing*, 27(1), 13–18. doi : 10.1109/TASSP.1979.1163188.
- Humbert, L., De Guise, J., Aubert, B., Godbout, B. & Skalli, W. (2009). 3D reconstruction of the spine from biplanar X-rays using parametric models based on transversal and longitudinal inferences. *Medical engineering and physics*, 31(6), 681–687. Repéré à [http://www.medengphys.com/article/S1350-4533\(09\)00037-X/abstract](http://www.medengphys.com/article/S1350-4533(09)00037-X/abstract).

- Ibrahim, R., Mazli, M., Amrizal, M. & Aljunid, S. (2012). Cost of Magnetic Resonance Imaging (MRI) and Computed Tomography (CT) scan in UKMMC. *Bmc health services research*, 12(1), 11. doi : 10.1186/1472-6963-12-S1-P11.
- Illés, T. & Somoskeöy, S. (2012). The EOSTM imaging system and its uses in daily orthopaedic practice. *International orthopaedics*, 36(7), 1325–1331. doi : 10.1007/s00264-012-1512-y.
- Karthikeyan, B. & Vaithyanathan, V. (2012). Analysis of image segmentation for radiographic images. *Indian journal of science and technology*, 5(11), 3660–3664. Repéré à <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.1020.6415{&}rep=rep1{&}type=pdf>.
- Kass, M., Witkin, A. & Terzopoulos, D. (1988). Snakes : Active contour models. *International journal of computer vision*, 1(4), 321–331. doi : 10.1007/BF00133570.
- Kwak, N. & Choi, C. (2002). Input feature selection for classification problems. *Ieee transactions on neural networks*, 13(1), 143–159. Repéré à <http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/977291/>.
- Laporte, S., Skalli, W., de Guise, J. A., Lavaste, F. & Mitton, D. (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. doi : 10.1080/1025584031000065956.
- Laurent, P., Cresson, T., Vazquez, C., Hagemester, N. & De Guise, J. A. (2016, aug). A multi-criteria evaluation platform for segmentation algorithms. *Proceedings of the annual international conference of the ieee engineering in medicine and biology society, embs*, 2016-Octob, 6441–6444. doi : 10.1109/EMBC.2016.7592203.
- Meghoufel, A., Cloutier, G., Crevier-Denoix, N. & De Guise, J. A. (2011). Tissue characterization of equine tendons with clinical B-scan images using a shock filter thinning algorithm. *Ieee transactions on medical imaging*, 30(3), 597–605. doi : 10.1109/TMI.2010.2089636.
- Michael, J. W.-P., Schluter-Brust, K. U. & Eysel, P. (2010). The Epidemiology, Etiology, Diagnosis, and Treatment of Osteoarthritis of the Knee. *Deutsches ärzteblatt international*, 107(9), 152–162. doi : 10.3238/arztebl.2010.0152.
- Mitton, D., Landry, C., Véron, S., Skalli, W., Lavaste, F. & De Guise, J. A. (2000). 3D reconstruction method from biplanar radiography using non-stereocorresponding points and elastic deformable meshes. *Medical and biological engineering and computing*, 38(2), 133–139. doi : 10.1007/BF02344767.
- Ouertani, F., Vazquez, C., Cresson, T. & Guise, J. D. (2015). Simultaneous extraction of two adjacent bony structures in x-ray images : application to hip joint segmentation. *International conference on image processing (icip)*, 2, 1–5.

- Perona, P., Shiota, T. & Malik, J. (1994). Anisotropic Diffusion. Dans *in Geometry Driven Diffusion in Computer Vision* (pp. 73–92). doi : 10.1007/978-94-017-1699-4_3.
- Pizer, S. (1987). Adaptive Histogram Equalization and Its Variations.pdf. *Computer vision, graphics, and image processing*, 355–368. doi : 10.1016/S0734-189X(87)80186-X.
- Poilvache, P. L., Insall, J. N., Scuderi, G. R. & Font-Rodriguez, D. E. (1996). Rotational landmarks and sizing of the distal femur in total knee arthroplasty. *Clinical orthopaedics and related research*, (331), 35–46. doi : 10.1097/00003086-199610000-00006.
- PxHere. (2018). Banque d’images gratuites, PxHere. [En ligne; Page disponible le 01-mai-2018], Repéré à <https://pxhere.com/fr/photo/619689>.
- Roskopf, A. B., Buck, F. M., Pfirrmann, C. W. A. & Ramseier, L. E. (2017). Femoral and tibial torsion measurements in children and adolescents : comparison of MRI and 3D models based on low-dose biplanar radiographs. *Skeletal radiology*, 46(4), 469–476. doi : 10.1007/s00256-017-2569-x.
- Rudin, L. I. (1987). Images, Numerical Analysis of Singularities and Shock Filters. 1–207. Repéré à <https://authors.library.caltech.edu/26684/>.
- Seeram, E. (2011). *Digital Radiography : An Introduction for Technologists*. Repéré à <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=1824229>.
- Seise, M., McKenna, S. J., Ricketts, I. W. & Wigderowitz, C. A. (2005). Segmenting tibia and femur from knee X-ray images. *Medical image understanding and analysis*, (January), 103–106.
- Shung, K. K., Smith, M. & Tsui, B. M. (2012). *Principles of medical imaging*. Academic Press.
- Simon, H. (1998). *Neural Network : A Comprehensive Foundation*. doi : 0-13-273350-1.
- Skaik, Y. A. E.-W. (2008). Understanding and using sensitivity, specificity and predictive values. *Indian journal of ophthalmology*, 56(4), 341. Repéré à <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/18580002><http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=PMC2636153>.
- Sobel, I. & Feldman, G. (1968). An isotropic 3x3 image gradient operator. Repéré à https://www.researchgate.net/publication/239398674_An_Isotropic_3_3_Image_Gradient_Operator.
- Solomon, C. & Breckon, T. (2011). Fundamentals of Digital Image Processing : A Practical Approach with Examples in Matlab. Dans *Fundamentals of Digital Image Processing : A Practical Approach with Examples in Matlab* (vol. 46, pp. 1–328). doi : 10.1002/9780470689776.

- Stolojescu-Crisan, C. & Holban, S. (2013). A Comparison of X-Ray Image Segmentation Techniques. *Advances in electrical and computer engineering*, 13(3), 85–92. doi : 10.4316/AECE.2013.03014.
- Thomson, J., O'Neill, T., Felson, D. & Cootes, T. (2015). Automated Shape and Texture Analysis for Detection of Osteoarthritis from Radiographs of the Knee. *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention*, pp. 127–134. doi : 10.1007/978-3-319-24571-3_16.
- Viergever, M. A., Maintz, J. A., Klein, S., Murphy, K., Staring, M. & Pluim, J. P. (2016). A survey of medical image registration—under review. *Medical image analysis*, 33, 140–144. Repéré à [http://www.medicalimageanalysisjournal.com/article/S1361-8415\(16\)30107-4/abstract](http://www.medicalimageanalysisjournal.com/article/S1361-8415(16)30107-4/abstract).
- Vincent, L. (1998). Minimal path algorithms for the robust detection of linear features in gray images. *Ismm*, 12, 331–338.
- Wikipédia. (2017a). Égalisation d'histogramme — Wikipédia, l'encyclopédie libre. [En ligne ; Page disponible le 19-janvier-2017], Repéré à http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=%C3%89galisation_d%27histogramme&oldid=133799705.
- Wikipédia. (2017b). Tibia — Wikipédia, l'encyclopédie libre. [En ligne ; Page disponible le 19-novembre-2017], Repéré à <http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Tibia&oldid=142762677>.
- Wikipédia. (2018a). Fémur — Wikipédia, l'encyclopédie libre. [En ligne ; Page disponible le 14-février-2018], Repéré à <http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=F%C3%A9mur&oldid=145487091>.
- Wikipédia. (2018b). Genou — Wikipédia, l'encyclopédie libre. [En ligne ; Page disponible le 4-mars-2018], Repéré à <http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Genou&oldid=146067409>.
- Xu, L., Lu, C., Xu, Y. & Jia, J. (2011). Image smoothing via L 0 gradient minimization. *Proceedings of the 2011 siggraph asia conference on - sa '11*, 30(6), 1. doi : 10.1145/2024156.2024208.
- Zheng, G. & Nolte, L. P. (2015). Reconstruction of 3D Vertebral Models from a Single 2D Lateral Fluoroscopic Image. Dans *Spinal Imaging and Image Analysis* (pp. 349–365). doi : 10.1007/978-3-319-12508-4_11.
- Zikic, D., Glocker, B., Konukoglu, E., Criminisi, A., Demiralp, C., Shotton, J., Thomas, O. M., Das, T., Jena, R. & Price, S. J. (2012). Decision Forests for Tissue-Specific Segmentation of High-Grade Gliomas in Multi-channel MR. *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention*, pp. 369–376. doi : 10.1007/978-3-642-33454-2_46.