

UNIVERSITÉ PARIS-EST

ÉCOLE DOCTORALE MATHÉMATIQUES  
ET STIC  
(MSTIC, E.D. 532)

THÈSE DE DOCTORAT  
EN INFORMATIQUE

Présentée et soutenue par  
Agnès MASSON-SIBUT

Développement d'un processus  
coopératif de traitement d'images  
ultrasonores pour le référencement  
géométrique de structures  
osseuses en chirurgie orthopédique

soutenue le 31 janvier 2013

**Jury :**

Nicolas PASSAT	Professeur des Universités	URCA Reims	Rapporteur
Alexandre MOREAU-GAUDRY	Maître de Conférences	UJF Grenoble	Rapporteur
Olivier GAGEY	Professeur de Chirurgie	Paris	Examineur
Angel OSORIO	Directeur de Recherche CNRS	Paris	Invité
François LEITNER	Centre de Recherche Aesculap	Grenoble	Co-Directeur
Amir NAKIB	Maître de Conférences	UPEC Lissi	Co-Directeur
Eric PETIT	Professeur des Universités	UPEC Lissi	Directeur

## Remerciements

Enfin le moment d'écrire les remerciements ! Quel périple que ces trois années, mais quelle aventure enrichissante. Le genre d'aventure qui me fait dire que ces trois années sont passées très vite.

Je voudrais commencer par remercier les membres du Jury qui ont gentiment accepté de prendre part à l'aventure au moment le plus crucial :

- Le Professeur Nicolas Passat et le Docteur Alexandre Moreau-Gaudry pour avoir passé du temps sur mon manuscrit pendant la période de Noël, avec des contraintes de temps assez serrées.
- Le Professeur Olivier Gagey pour avoir accepté de participer au jury et d'apporter ses connaissances de chirurgien en orthopédie.

Je voudrais ensuite remercier l'équipe qui a encadré ce travail pendant ces trois années :

- Le Professeur Eric Petit qui a accepté de diriger cette thèse, avec tous les problèmes que l'éloignement crée. Je sais que je n'ai pas été facile, mais vous avez tenu le coup.
- Amir Nakib, qui m'a supporté (dans tous les sens du terme) et qui n'a pas craqué. Quoique ... Pour tout ce que tu as apporté à ce travail, ce que je te dois et les coups de gueule. Merci.
- François Leitner, pour m'avoir fait confiance dès le début. Tu m'as dit un jour : "Profites-en, quand tu ne seras plus en thèse, tu regretteras ce temps." Ce n'est pas encore le cas, mais merci pour tout.

Je voudrais remercier les équipes avec lesquelles j'ai travaillé : celle du Lissi, que je n'ai pas côtoyé beaucoup, mais dont j'ai apprécié l'accueil ; celle d'Aesculap Grenoble, qui a permis que je me maintienne en forme (il faut d'ailleurs vite que je me remette à courir !), qui a égayé mes journées quand le temps d'écrire fût venu et que j'avais du mal à voir le bout du tunnel. J'ai toujours choisi les gens avec qui je travaille, encore une fois je ne me suis pas trompée.

Je voudrais remercier les gens par qui tout cela est un peu arrivé : le Docteur Jean-Claude Panisset qui m'a permis d'entrer en contact avec l'équipe d'Aesculap, le Professeur Farida Cheriet qui m'a donné l'envie de faire cette thèse, ainsi que les membres du LIV4D de l'Ecole Polytechnique de Montréal en citant particulièrement mes amis Lama et Fouzi. Les kilomètres nous séparent mais je vous emporte partout avec moi.

Je voudrais remercier ma famille que m'a toujours soutenu et qui continuera encore à le faire longtemps je l'espère : mes parents, mon frère, ceux qui m'ont accompagné, par leur présence, par leurs pensées ou par le souvenir. Merci à vous tous. Je sais que qu'est une vraie famille.

Vient le tour des amis. Il y a ceux qui sont loin : Alex qui a participé à la relecture fastidieuse de certains de mes articles, Aurélie et Simon dans le grand

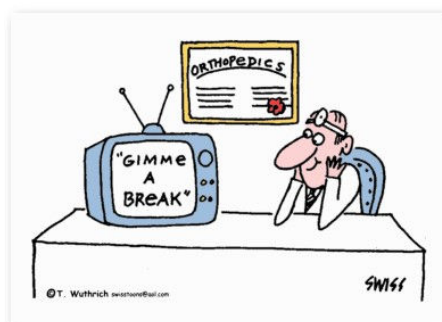
nord, Lama et Nadim qui sont sûrement les gens les plus gentils que je connaisse et Fouzi qui sera bientôt dans le même cas que moi. Vous êtes des gens formidables.

Les amis de Grenoble : Mireille pour l'entretien esthétique, parce que "tu le vaux bien" et surtout pour tout, Chti, Thom, Cookie, Schag, Thominou, Daniel pour les soirées dépayssantes au Fam, Clairette, Tiff, Nono, Coco, Jen pour les soirées filles, Sandrine pour le soutien, pour me sortir des fois de mes geekeries et pour tout le reste. Merci.

Les amis de Paris : Isa, Mounir et Maxime pour les souvenirs montréalais et les binouzes au Moose. Jilouc pour le B&B, Loïc pour les bières et le saumon fumé, Mhugues pour avoir été autant perdu dans cette lourde tâche de rédaction que moi, Gugli pour les coups de gueule et tes genoux. Toto pour m'avoir soutenu durant ces trois années et bien plus avant, pour être toi, une personne que j'admire et qui me fait grandir, pour être aussi cette personne affreuse que j'adore. Merci pour l'accueil quand j'en avais besoin, et pas seulement pour le toit et le canapé (sincèrement désolée pour ton dernier canapé BTW).

Les amis de prépa : Vinciane, Audrey et Jean-Christophe qui sont toujours disponibles et qui me rappelle très souvent qu'à distance, l'amitié sincère tient.

Enfin, je voudrais remercier dans le désordre : Glee, David Guetta, Ocean Spray, le chocolat, mes baskets et mon jogging, Brice Fournier et le Livingstone, Apple, le café, Carly Rae Jepsen, Mc Cain pour ses Buns, Jacotte et le Fam, ...



---

**Résumé :** La radiologie est actuellement la modalité d'imagerie la plus utilisée en chirurgie orthopédique, que ce soit en planification opératoire, en contrôle per-opératoire ou pour le suivi du patient. Un de ses inconvénients est de ne pas permettre un référencement géométrique des objets représentés. Il est donc impossible tout au long du processus chirurgical orthopédique, de mesurer précisément les modifications de géométrie des structures osseuses. En salle d'opération les instruments chirurgicaux sont référencés spatialement et permettent par palpations de points de référence une identification géométrique des structures osseuses. Ceci est limité au contexte chirurgical car ces palpations requièrent des incisions.

Dans cette thèse, nous proposons d'introduire en chirurgie orthopédique une nouvelle approche fondée sur l'utilisation d'un capteur d'images ultrasonores dont le positionnement spatial est connu. Nous présentons une méthode d'analyse d'images ultrasonores qui aboutit à la détection des points de référence dans un contexte non chirurgical. Cet apport est fondamental car il introduit une continuité dans le contrôle précis de la géométrie des structures osseuses tout au long du processus chirurgical orthopédique de la planification opératoire jusqu'au suivi du patient.

Pour déterminer la position des points de référence sur les images ultrasonores osseuses nous sommes passés par une étape intermédiaire consistant en la détection de l'interface osseuse par des approches fondées sur des modèles de contours. Devant la difficulté du problème lié à la très faible qualité des images ultrasonores osseuses, nous nous sommes orientés vers une approche coopérative innovante. Dès que la sonde est positionnée sur le patient, le système affiche en temps réel le contour détecté et le clinicien peut, par un mouvement continu de la sonde, faire converger le système vers une solution optimale au regard de son expertise et des propriétés images.

La validation de nos algorithmes s'est tout d'abord effectuée en mode non coopératif sur une base de données contenant 651 images ultrasonores. Le meilleur algorithme fondé sur la recherche d'un chemin optimal parmi un ensemble de points de contours candidats a été validé en mode coopératif sur un prototype appelé PhysioPilot dédié à la mesure de paramètres physiologiques dans un contexte non chirurgical.

**Mots clés :** Chirurgie Orthopédique Assistée par Ordinateurs, segmentation, système coopératif, imagerie ultrasonore

---

---

## **Design of a cooperative protocol to reference anatomical bone structures during orthopedic procedures via ultrasound imaging**

**Abstract :** X-rays remain the preferred imaging modality for orthopedic surgery for surgical planning, intra-operative control or patient follow-up. Nevertheless, it does not allow anatomical bone structures referencing. It is then impossible to control geometrical modifications of bone structures during the surgical process. However, surgical tools are referenced in the operating-room space and allow the surgeon to define anatomical structures geometrically by defining landmark positions. This process is only allowed during surgical procedures because it requires to do cuts on the patient.

In this work, we propose a new approach using an ultrasound probe that is referenced in the operating-room space. We present an image processing algorithm to extract anatomical landmark position in a surgical context. It is a crucial improvement because it allows a complete patient follow-up from pre-operative planning to post-operative consults.

To determine anatomical landmark positions on ultrasound images we added an intermediate step to extract the bone/soft tissues interface via several segmentation methods as active contours. Due to the low quality of ultrasound images we decided to design a innovative cooperative process. As the surgeon positions the ultrasound probe on the patient, the bone interface appears on the system screen in real time. Then the clinician can help the segmentation result to converge to the final solution by a soft movement of the probe.

The validation of our work was performed on a database of 651 ultrasound images, in a non-cooperative way. The best algorithm that extracts the bone interface by defining the optimal path in a graph of potential candidates was validated with a cooperative protocol on a prototype called PhysioPilot, in order to perform physiological measurements in a non-surgical context.

**Keywords :** Computer Assisted Orthopedic Surgery, segmentation, cooperative protocol, ultrasound imaging

---

# Table des matières

<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
<b>I Contexte et état de l'art</b>	<b>4</b>
<b>1 Chirurgie Orthopédique Assistée par Ordinateur</b>	<b>5</b>
1.1 Introduction à l'orthopédie	5
1.1.1 Anatomie des membres inférieurs	5
1.1.2 Mesures physiologiques	8
1.2 Historique de la Chirurgie Assistée par Ordinateur	12
1.2.1 Des procédures traditionnelles aux procédures naviguées	13
1.2.2 Quelques exemples de systèmes	15
1.2.3 Validation, limitations et évolutions	16
1.3 Conclusion	17
<b>2 L'imagerie ultrasonore</b>	<b>19</b>
2.1 Physique des ultrasons	19
2.1.1 Formation des ondes ultrasonores	19
2.1.2 Construction des images	20
2.2 Les différents types de sondes	22
2.2.1 Les types de sondes 2D	22
2.2.2 L'imagerie 3D	24
2.3 L'imagerie ultrasonore en orthopédie	26
2.3.1 Interprétation d'une image ultrasonore d'une surface osseuse	26
2.3.2 L'imagerie ultrasonore et la chirurgie assistée par ordinateur	28
2.3.3 D'autres applications	29
2.4 Conclusion	30
<b>3 Amélioration et segmentation des images ultrasonores</b>	<b>31</b>
3.1 Introduction	31
3.2 La segmentation d'images par modèles déformables	32
3.2.1 Les modèles paramétriques	32
3.2.2 Application aux images biomédicales	34
3.3 Descripteurs de forme	36
3.3.1 Les descripteurs de forme	36
3.3.2 Descripteurs Elliptiques de Fourier	38
3.4 Conclusion	39

<b>II</b>	<b>Contribution à l'extraction du contour osseux dans les images ultrasonores</b>	<b>40</b>
<b>4</b>	<b>Formalisation et analyse du problème de mise en place d'un système d'assistance</b>	<b>41</b>
4.1	Problématique . . . . .	41
4.2	Méthodologie de validation des résultats . . . . .	43
4.2.1	Système d'imagerie ultrasonore utilisé . . . . .	43
4.2.2	Mise en place d'une base de données de test . . . . .	46
4.2.3	Critères quantitatifs de comparaison des images . . . . .	48
4.2.4	Matériel . . . . .	49
4.3	Approche naïve pour la résolution du problème . . . . .	50
4.3.1	Recherche simple des points de repère . . . . .	50
4.3.2	Résultats et analyse . . . . .	52
4.4	Conclusion . . . . .	54
<b>5</b>	<b>Contribution à l'extraction du contour osseux via des contours actifs</b>	<b>55</b>
5.1	Extraction du contour osseux et des points de repère par contour actif	55
5.1.1	Méthode SCOPCA . . . . .	55
5.1.2	Expression de l'énergie externe $E_E$ . . . . .	56
5.1.3	Extraction des points de repère anatomiques . . . . .	58
5.2	Résultats et discussion . . . . .	59
5.2.1	Réglage des paramètres . . . . .	59
5.2.2	Validation . . . . .	62
5.2.3	Analyse de la complexité . . . . .	66
5.2.4	Robustesse vis à vis du bruit . . . . .	66
5.2.5	Discussion . . . . .	69
5.3	Post-traitement via un <i>a priori</i> géométrique . . . . .	71
5.3.1	Descripteurs elliptiques de Fourier . . . . .	71
5.3.2	Détermination de l'ordre du Descripteur Elliptique de Fourier	72
5.3.3	Resultats et discussion . . . . .	73
5.4	Conclusion . . . . .	75
<b>6</b>	<b>Contribution à l'extraction du contour osseux par sélection et élimination de segments candidats</b>	<b>77</b>
6.1	Méthode d'extraction par sélection et élimination de candidats (SCOPSEC) . . . . .	77
6.1.1	Détermination des pixels candidats au contour osseux . . . . .	77
6.1.2	Classification et élimination des candidats (faux positifs) . . . . .	78
6.1.3	Fermeture du contour et extraction des points de repère . . . . .	80
6.2	Résultats et discussion . . . . .	81
6.2.1	Réglage des paramètres . . . . .	82
6.2.2	Validation sur la base de données . . . . .	82

---

6.2.3	Analyse de la complexité . . . . .	83
6.2.4	Robustesse vis à vis du bruit . . . . .	84
6.2.5	Discussion . . . . .	86
6.3	Améliorations de la méthode . . . . .	87
6.3.1	Construction des segments (SCOPSEC-AC) . . . . .	87
6.3.2	Elimination des faux positifs via le plus court chemin dans un graphe (SCOPSEC-SA) . . . . .	90
6.4	Étude comparative de nos contributions . . . . .	94
6.5	Conclusion . . . . .	97
 <b>III Application</b>		<b>98</b>
<b>7</b>	<b>Mise en œuvre d'un système d'assistance aux mesures physiolo- giques pré- et post-opératoires</b>	<b>99</b>
7.1	Motivations . . . . .	99
7.2	L'OrthoPilot . . . . .	100
7.2.1	Matériel . . . . .	100
7.2.2	Construction du modèle simplifié par palpations . . . . .	102
7.3	Le PhysioPilot . . . . .	106
7.3.1	Matériel . . . . .	106
7.3.2	Amélioration de la palpation . . . . .	107
7.3.3	Protocole coopératif d'utilisation et stabilisation du contour .	108
7.4	Tests sur banc d'essai . . . . .	111
7.5	Conclusion . . . . .	112
 <b>Conclusions générales</b>		<b>114</b>
 <b>Annexes</b>		<b>116</b>
<b>A Morphologie mathématique</b>		<b>117</b>
<b>B Seuillage du gradient à partir de la probabilité cumulée</b>		<b>119</b>
<b>C Lissage de l'image ultrasonore</b>		<b>123</b>
 <b>Bibliographie</b>		<b>129</b>
 <b>Glossaire</b>		<b>141</b>



# Introduction générale

La chirurgie assistée par ordinateur existe depuis plusieurs années, et ne cesse de se développer, dans plusieurs domaines de la médecine moderne. Si les systèmes actifs sont beaucoup utilisés pour les interventions complexes à risques, en chirurgie orthopédique ce sont les systèmes semi-actifs et passifs qui prédominent. L'utilisation de ces systèmes permet aux chirurgiens d'accéder à des informations qu'ils n'avaient pas avant, même si cela ajoute un temps opératoire aux interventions. Si les informations accessibles pendant l'intervention sont importantes, celles recueillies avant pour préparer le protocole chirurgical le sont également. Ce recueil d'informations passe par des examens en salle de consultations et implique différentes mesures qui ne sont pas toujours faciles à réaliser.

Il existe peu de systèmes qui permettent au chirurgien d'avoir une continuité entre les mesures pré-opératoires, les mesures per-opératoire et les mesures post-opératoires. En effet, les deux types de systèmes (chirurgical et en consultation) utilisent souvent des référentiels différents qui ne permettent pas de faire un suivi direct des mêmes mesures. Il arrive alors que les procédures assistées par ordinateurs permettent au chirurgien de faire des mesures en bloc opératoire, juste avant et juste après l'intervention. De cette façon, le chirurgien peut mettre en place un protocole opératoire et en contrôler le résultat à la fin de l'intervention. Cependant, il ne peut pas effectuer un suivi du patient sur une longue période.

La première limitation dans l'élaboration d'un système permettant au chirurgien d'effectuer un suivi complet du patient est d'assurer une continuité des référentiels utilisés. Lors de l'utilisation de systèmes d'assistance dans le bloc opératoire, ces référentiels sont définis par le chirurgien, qui doit palper un certain nombre de points de repère anatomiques sur la surface osseuse, à travers des incisions. Cette étape ne peut pas se faire de la même manière pour des systèmes utilisés uniquement lors de la consultation.

L'imagerie ultrasonore est une modalité d'imagerie qui permet d'acquérir de façon rapide des images des structures anatomiques. Les modules échographiques sont légers, maniables et peu coûteux par rapport aux autres modalités d'imagerie. Cependant, les images sont souvent de moindre qualité et difficiles à interpréter.

Ce travail de thèse porte sur l'exploitation de l'imagerie ultrasonore pour réaliser des mesures physiologiques en consultation chirurgicale d'orthopédie. Pour compenser le fait que le chirurgien n'ait pas un accès direct à la surface osseuse, nous proposons un système coopératif qui lui permet d'utiliser l'imagerie ultrasonore afin de définir la position des points de repère anatomiques. Pour cela,

nous allons développer un protocole d'acquisition qui permet au chirurgien d'avoir accès à des informations extraites automatiquement du flux d'images. Il pourra alors adapter son geste en fonction de ces dernières, et le système réajustera ces informations. La coopération entre le chirurgien et le système permet de compenser la qualité limitée des images.

L'extraction des informations se fait par des méthodes de traitement d'images sur les images ultrasonores. Nous proposerons plusieurs méthodes d'extraction du contour osseux et des points de repère anatomiques, et nous comparerons leurs résultats sur une base de données que nous établirons préalablement.

Cette thèse, financée par Aesculap SAS (Chaumont), a été préparée au sein de l'Université Paris-Est Créteil (UPEC), dans le *Laboratoire Images, Signaux, et Systèmes Intelligents* (LiSSi, E.A. 3956). Elle a été dirigée par le Professeur Eric Petit, membre de l'équipe *Traitement de l'Image et du Signal*, et co-encadrée par Messieurs Amir Nakib, maître de conférence au sein de cette équipe et François Leitner, Directeur du centre de Recherche et Développement d'Aesculap à Echirolles (38).

Les principaux apports de cette thèse sont :

- l'élaboration d'un système coopératif permettant au chirurgien d'effectuer des mesures physiologiques lors de la consultation, à l'aide d'une sonde ultrasonore ;
- le développement de méthodes d'extraction du contour osseux et de points de repère dans des images ultrasonores.

Le plan de ce manuscrit est le suivant.

Dans le premier chapitre, nous présentons des notions d'anatomie, principalement sur le squelette des membres inférieurs. Nous développons aussi un bref historique de la chirurgie orthopédique assistée par ordinateur, en abordant les différents types de systèmes existants et leurs limitations.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons l'imagerie échographique, avec la construction des ondes utilisées par les différents systèmes ultrasonores, ainsi que l'interprétation des images ultrasonores représentant la surface osseuse.

Dans le troisième chapitre, nous détaillons la théorie des outils de segmentation d'image que nous utiliserons dans nos contributions.

Dans le quatrième chapitre, nous présentons la problématique liée à nos travaux de thèse. Ensuite, nous présentons là une base de données que nous avons établie et qui contient des images ultrasonores permettant de valider nos contributions. Enfin, nous présentons une résolution naïve afin d'analyser la complexité du problème que nous avons à étudier.

Dans le cinquième chapitre, nous présentons la méthode d'extraction du contour osseux par contour actif SCOPCA, que nous avons élaborée durant cette thèse. Il s'agit d'une méthode de segmentation globale du contour osseux. Nous commençons par présenter l'algorithme, avant d'effectuer des tests de robustesse face à différents bruits, et de comparer les résultats obtenus sur la base de données avec une segmentation manuelle. Nous proposons aussi une amélioration via un descripteur elliptique de Fourier, nommée SCOPCA-DF. Nous terminons en soulignant les limitations de cette méthode quant à notre objectif de développer un système coopératif.

Dans le sixième chapitre, nous présentons la méthode d'extraction du contour osseux par sélection et élimination de segments candidats SCOPSEC, que nous avons élaborée durant cette thèse. Il s'agit d'une méthode de segmentation locale du contour osseux. Nous commençons par présenter l'algorithme, puis nous effectuons des tests de validation sur notre base de données. Nous proposons aussi deux améliorations, concernant la construction des segments pour SCOPSEC-CA et pour améliorer l'élimination des faux-positifs pour SCOPSEC-SA. Enfin, une validation sur la base de données est aussi présentée, ainsi qu'une comparaison globale entre toutes nos contributions.

Dans le septième chapitre, nous développons le prototype de système coopératif que nous avons mis en place. Nous détaillons le système existant qui a servi de point de départ pour développer le système d'assistance à la prise de mesures physiologiques en orthopédie. Des tests sur banc d'essai ont été effectués pour valider notre approche.

Enfin, nous concluons sur nos travaux et nous présenterons nos perspectives.

Première partie

Contexte et état de l'art

# Chirurgie Orthopédique Assistée par Ordinateur

---

## Sommaire

---

<b>1.1 Introduction à l'orthopédie</b> . . . . .	<b>5</b>
<b>1.2 Historique de la Chirurgie Assistée par Ordinateur</b> . . . . .	<b>12</b>
<b>1.3 Conclusion</b> . . . . .	<b>17</b>

---

Ce chapitre présente les connaissances en orthopédie et en chirurgie naviguée nécessaires pour la lecture de la suite du manuscrit. Nous commençons par une introduction à l'orthopédie afin de présenter les différents os et articulations sur lesquels nous allons travailler, ainsi que les mesures physiologiques utilisées par les chirurgiens afin d'établir un diagnostic. Ensuite, nous présenterons un historique de la chirurgie orthopédique assistée par ordinateur et détaillerons certains systèmes.

## 1.1 Introduction à l'orthopédie

### 1.1.1 Anatomie des membres inférieurs

Le fémur et le tibia font partie de la famille des os longs. Ils se rejoignent au niveau de l'articulation du genou.

#### 1.1.1.1 Orientation des structures anatomiques

L'orientation des structures anatomiques est faite selon trois axes qui sont couplés avec trois plans : l'axe médio-latéral couplé au plan sagittal, l'axe antéro-postérieur couplé au plan coronal et l'axe proximo-distal couplé au plan axial. Cette configuration est présentée figure 1.1.

Ainsi, la direction proximale pointe vers le haut du squelette tandis que la direction distale pointe vers le bas, la direction antérieure pointe vers l'avant tandis que la direction postérieure pointe vers l'arrière et la direction médiale pointe vers l'intérieur tandis que la direction latérale pointe vers l'extérieur.

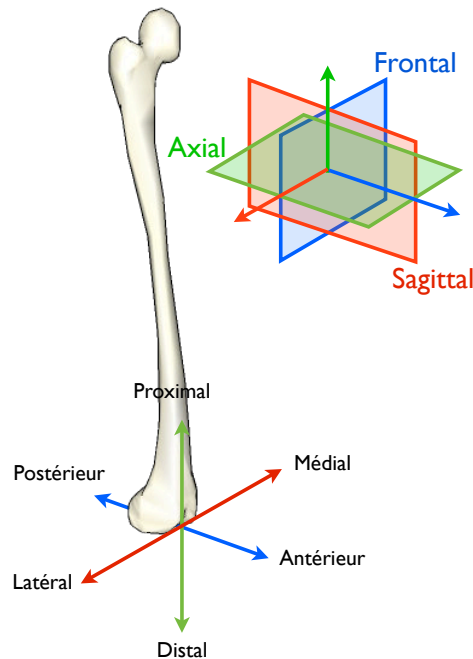


FIGURE 1.1 – Orientation des structures anatomiques.

### 1.1.1.2 Fémur

Le fémur est l'os le plus long du squelette de l'homme et celui qui résiste le mieux aux contraintes. La partie proximale du fémur est constituée de la tête fémorale qui s'articule dans le cotyle du bassin pour former l'articulation de la hanche. La tête du fémur est reliée à la diaphyse par le col du fémur (figure 1.2a). L'inclinaison du col par rapport à l'axe diaphysaire est en moyenne de  $125^\circ$  chez l'adulte, vers le haut et en dedans (figure 1.2c). L'axe du col du fémur fait aussi un angle avec l'axe médio-latéral de la partie distale du fémur (axe des condyles) : c'est l'angle d'antéversion (figure 1.2b) qui est en moyenne de  $16^\circ$  chez l'adulte.

La partie distale du fémur est constituée des condyles qui s'articulent avec la partie distale du tibia et la patella comme une poulie pour former l'articulation du genou. Les condyles postérieurs se rejoignent sur la face antérieure du fémur pour former la trochlée, échancrure qui permet de guider la patella lors des mouvements de flexion et extension. La ligne qui relie le point le plus antérieur sur la gorge de la trochlée au point le plus postérieur est nommée "ligne de Whiteside" [136]. La surface constituée des condyles et de la trochlée est recouverte de cartilage. La figure 1.3 montre un profil de coupe de fémur permettant de visualiser la forme de la trochlée et des condyles.

De part et d'autre des condyles et de la trochlée, les épicondyles (médial et latéral) sont des protubérances osseuses qui sont souvent utilisées comme points remar-

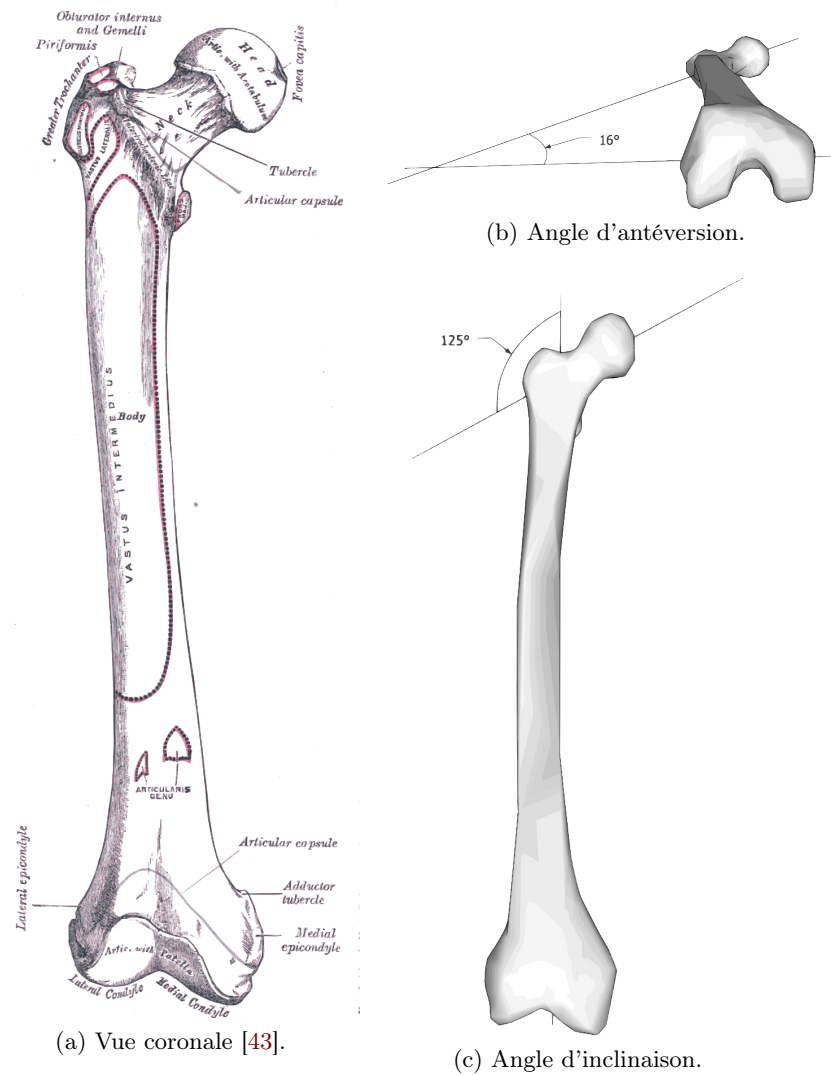


FIGURE 1.2 – Anatomie du fémur.

quables en orthopédie (figure 1.3). Ces points sont utilisés lors de l'initialisation des systèmes de chirurgie orthopédique assistée par ordinateur pour orienter les repères anatomiques.

### 1.1.1.3 Tibia

Le tibia constitue la partie basse de l'articulation du genou (figure 1.4a). Il est associé sur sa face latérale à un autre os : la fibula (ou péroné). La partie proximale du tibia est constituée du plateau tibial (figure 1.4b) qui permet l'articulation du genou avec le fémur. Deux cavités rehaussées de deux "coussins" (les ménisques) permettent aux condyles fémoraux de coulisser lors des mouvements de flexion-extension.

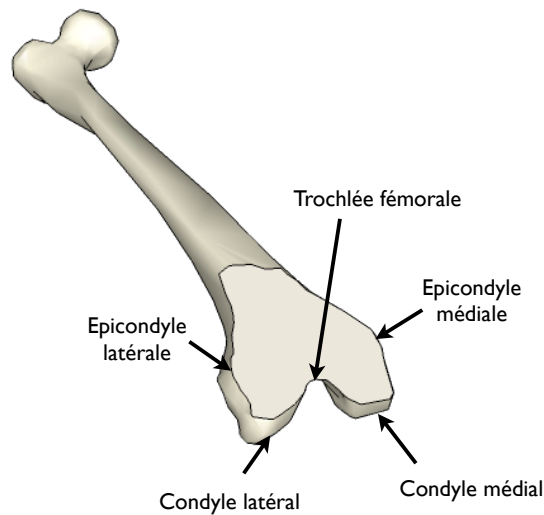


FIGURE 1.3 – Vue de la partie distale d'un fémur mettant en évidence un plan de coupe au niveau des condyles et de la trochlée.

Nous pouvons distinguer une protubérance sur la partie antérieure du tibia appelée tubérosité tibiale antérieure (TTA) sur laquelle vient se fixer le ligament patellaire. Elle peut constituer un point remarquable lors de l'initialisation des systèmes de chirurgie assistée par ordinateur. La partie diaphysaire du tibia présente trois faces et trois arêtes : les faces médiale, latérale et postérieure, avec une arête très marquée vers l'avant, appelée crête antérieure.

La fibula est un os plus fin qui est placé sur la face latérale du tibia. En proximal, il est fixé au niveau de la partie postérieure du condyle tibial latéral et présente une proéminence latérale : l'apex. La partie distale de la fibula constitue la malléole externe sur l'articulation de la cheville, qui est complétée par la malléole interne présente sur la partie distale du tibia (figure 1.4a). Ces deux proéminences osseuses peuvent constituer des points anatomiques de choix lors de l'initialisation des systèmes de chirurgie orthopédique assistée par ordinateur parce qu'elles sont facilement repérables par un chirurgien.

## 1.1.2 Mesures physiologiques

### 1.1.2.1 Axes singuliers des membres inférieurs

Tandis que l'axe anatomique ( $\mathcal{D}$ ) du fémur se définit comme l'axe passant au centre du canal centromédullaire fémoral, l'axe mécanique ( $\mathcal{M}$ ) relie le centre de la tête du fémur (point  $H$ ) avec le centre du plateau tibial (point  $G$ ), qui est aussi le centre de l'articulation du genou (figure 1.5). L'angle formé entre l'axe ( $\mathcal{D}$ ) et l'axe ( $\mathcal{M}$ ) est en moyenne entre 5 et 10° de façon à ce que l'axe mécanique soit tout le temps en dedans. Contrairement à l'axe anatomique du fémur, l'axe anatomique





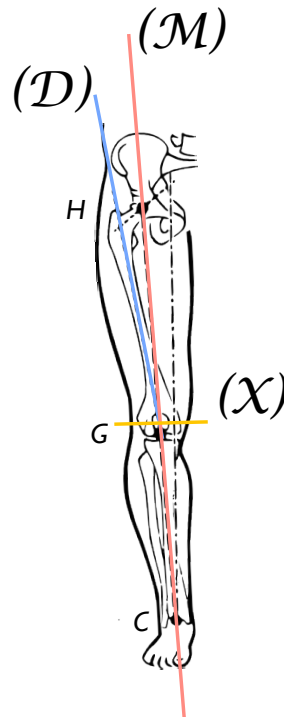


FIGURE 1.5 – Axes mécaniques de la jambe.  $(\mathcal{D})$  représente l'axe anatomique du fémur,  $(\mathcal{M})$  l'axe mécanique de la jambe, et  $(\mathcal{X})$  l'axe de rotation du genou.  $H$  représente le centre de hanche,  $G$  le centre du genou, et  $C$  le centre de cheville.

la figure 1.5 [60]. En moyenne, il fait un angle de  $85^\circ$  avec l'axe  $(\mathcal{M})$ , ce qui explique qu'en flexion maximum, le talon se retrouve sur la fesse (en arrière et en dedans) et non en arrière sur l'axe du fémur. Dans les systèmes d'assistance à la chirurgie, cet axe est souvent défini en utilisant les épicondyles ou la ligne des condyles postérieurs.

### 1.1.2.2 Laxité coronale du genou

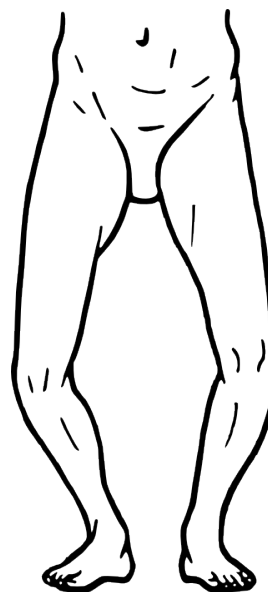
Naturellement, l'axe anatomique du tibia est confondu avec l'axe mécanique de la jambe. Une modification de cet angle entraîne l'apparition de pathologies. On parlera alors de genu varum ou de genu valgum, qui traduisent une déformation dans le plan coronal.

Le genu varum se traduit par une ouverture de l'angle fémoro-tibial (figure 1.6b). Le genou est déporté vers l'extérieur de la jambe. Un espace se crée entre le plateau tibial et le condyle fémoral sur le côté latéral et on observe un pincement en médial (figure 1.6a). A l'inverse, un genu valgum se traduit par une fermeture de l'angle fémoro-tibial (figure 1.6d). Le genou se déporte alors à l'intérieur, un espace est créé entre le plateau tibial et le condyle fémoral du côté médial et on observe un pincement en latéral (figure 1.6c). Les genu valgum ou varum se quantifient soit par

la valeur de l'angle entre l'axe mécanique et l'axe anatomique du tibia en latéral (genu varum si l'angle  $> 180^\circ$ , genu valgum sinon), soit par la mesure du déport de l'axe mécanique par rapport au centre anatomique du genou (déport à l'intérieur en cas de genu varum, à l'extérieur en cas de genu valgum).



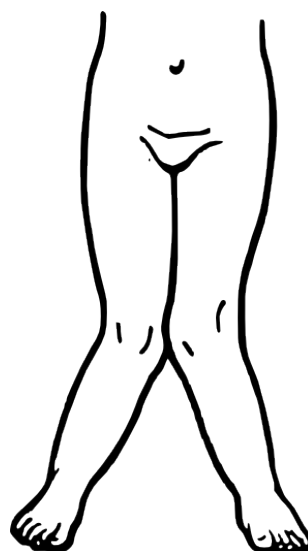
(a) Radiographie d'un genu varum (genou droit).



(b) Illustration d'un genu varum [60].



(c) Radiographie d'un genu valgum (genou droit).



(d) Illustration d'un genu valgum [60].

FIGURE 1.6 – Déformations coronales au niveau de l'articulation du genou.

Plusieurs pathologies peuvent être liées à ces modifications de l'axe mécanique de la jambe. La plus courante est l'usure précoce des condyles fémoraux (arthrose) et des ménisques à cause du pincement. En fonction du niveau d'usure, plusieurs traitements sont possibles : l'ostéotomie tibiale consiste à rééquilibrer l'axe mécanique en modifiant l'axe anatomique soit du tibia, soit du fémur ; la pose d'une prothèse unicompartementale pour remplacer le condyle fémoral abimé ; ou la pose d'une prothèse totale lorsque l'usure est très avancée. Dans le dernier cas, les deux condyles et la trochlée sont remplacés sur le fémur, ainsi que le plateau tibial.

### **1.1.2.3 Laxité sagittale du genou**

Le mouvement de flexion-extension consiste à rapprocher (ou éloigner) la face postérieure du fémur et la face postérieure du tibia. La position de référence est celle pour laquelle l'allongement de la jambe est maximum : on dit alors que la jambe est en extension. Pour la plupart des gens, la position de référence est aussi celle de l'extension maximum. Dans certains cas, l'extension peut être augmentée de 5 à 10° passivement (le patient est allongé et une tierce personne force l'extension). La pathologie associée à cette déformation s'appelle genu recurvatum. Dans ce cas, l'axe mécanique de la jambe est déporté vers l'avant par rapport au centre de genou.

A l'inverse, lorsque l'extension maximale n'atteint pas la position de référence, on parle de genu flexum. Dans ce cas, l'axe mécanique de la jambe est déporté vers l'arrière par rapport au centre de genou.

### **1.1.2.4 Rotation axiale du tibia par rapport au fémur**

La rotation du tibia par rapport au fémur autour de son axe anatomique ne peut se faire qu'en flexion. En extension, le verrouillage articulaire du tibia par le fémur empêche toute rotation axiale.

La mesure de la rotation axiale se fait lorsque le patient est assis avec les jambes fléchies à 90° et qui pendent dans le vide. La rotation interne se calcule en plaçant le pied vers l'intérieur par un mouvement d'adduction. A l'inverse, la rotation externe se calcule en plaçant le pied vers l'extérieur dans un mouvement dit d'abduction.

Un mouvement de rotation axiale automatique s'effectue en fin d'extension (ou en début de flexion) et le pied se trouve porté en rotation externe (ou interne en mouvement de flexion).

## **1.2 Historique de la Chirurgie Assistée par Ordinateur**

Initialement, le développement des techniques de chirurgie assistée par ordinateur (ou navigation chirurgicale) s'est fait pour faciliter la localisation des tumeurs cérébrales, avant d'arriver au domaine de l'orthopédie. Le fait que les différents os

soient facilement détectés et reconnaissables sur des images de diagnostic (radiologie, imagerie fluoroscopique, ...), et que les structures osseuses ne se déforment pas lors de manipulation permet à la chirurgie en orthopédie de faire partie des domaines de choix pour l'élaboration de systèmes de navigation.

Les systèmes d'assistance à la chirurgie orthopédique se déclinent en 3 familles [127] : les systèmes dits actifs, qui impliquent l'utilisation d'un système robotisé pour effectuer des tâches opératoires définies et programmées avant l'opération ; les systèmes semi-actifs où l'utilisation d'un robot se fait pour des tâches mineures qui ne nécessitent pas de programmation pré-opératoire, et pour lesquelles le chirurgien garde le contrôle de la machine ; et les systèmes passifs qui guident le chirurgien lors des actes chirurgicaux mais n'interviennent pas directement dans le champ opératoire. Le terme de navigation est utilisé pour les systèmes semi-actifs et passifs, lorsque le chirurgien contrôle seul la procédure. La suite de notre étude se concentrera sur les systèmes passifs.

### 1.2.1 Des procédures traditionnelles aux procédures naviguées

Les premiers systèmes d'assistance à la chirurgie orthopédique ont été introduits pour faciliter l'insertion des vis pédiculaires, dans les corps vertébraux, lors de chirurgies du rachis [134]. Ensuite, les applications se sont développées et les chirurgiens ont commencé à être assistés par des systèmes pour les poses d'implants de genoux [71, 90, 78] et de hanches [47, 50, 77], les reconstructions des ligaments croisés du genou [93, 48, 51], ou encore les ostéotomies [110, 111]. Certaines procédures d'orthopédie traumatologique peuvent aussi être naviguées comme la réduction des fractures des os longs par insertion d'un clou centromédullaire [62], ainsi que certaines procédures de chirurgie maxillo-faciale [45, 87]. Comme nous l'avons vu précédemment, les systèmes passifs d'assistance à la chirurgie fournissent au chirurgien, pendant l'opération, des informations qu'il ne pourrait pas avoir autrement, afin de le guider dans ses choix et dans ces gestes. Pour cela, deux étapes principales sont nécessaires : après avoir défini le modèle géométrique nécessaire à la chirurgie pratiquée, il faut identifier les paramètres de ce modèle géométrique. Cette étape peut être appelée "initialisation de la navigation", ou encore "calibrage patient". Dans certains cas, il est aussi nécessaire de calibrer les instruments utilisés, mais dans notre cas, nous considérons que les instruments sont calibrés en usine et que le système les reconnaît par un numéro d'identification. La deuxième étape est celle de la navigation. Il s'agit d'afficher la distance entre la position courante des instruments chirurgicaux et la position des structures anatomiques définie soit par calcul (à partir des données anatomiques contenues dans la littérature), soit en pré-opératoire (par exemple au cours d'une simulation de la chirurgie), soit en per-opératoire.

L'initialisation de la navigation consiste à placer le système dans l'environnement de la salle d'opération, par rapport au patient, au chirurgien, mais aussi par rapport

aux instruments utilisés. Pour cela, les systèmes sont dotés d'un dispositif de localisation qui est le plus souvent une caméra à lumière infrarouge associée à des marqueurs fixés sur les structures osseuses et sur les différents outils. Ces marqueurs peuvent être actifs et munis de diodes infrarouges, ou passifs et munis de boules réfléchissantes. Chaque marqueur se différencie des autres par la configuration géométrique des diodes ou des boules réfléchissantes qui est unique. Ainsi, un marqueur permet de repérer une et une seule structure. Les différents marqueurs sont donc placés de façon rigide sur les différentes structures à repérer. La figure 1.7 présente le système OrthoPilot™ développé par la société Aesculap AG (Tuttlingen, Allemagne). Ce système est constitué d'une caméra Polaris™ (Northern Digital

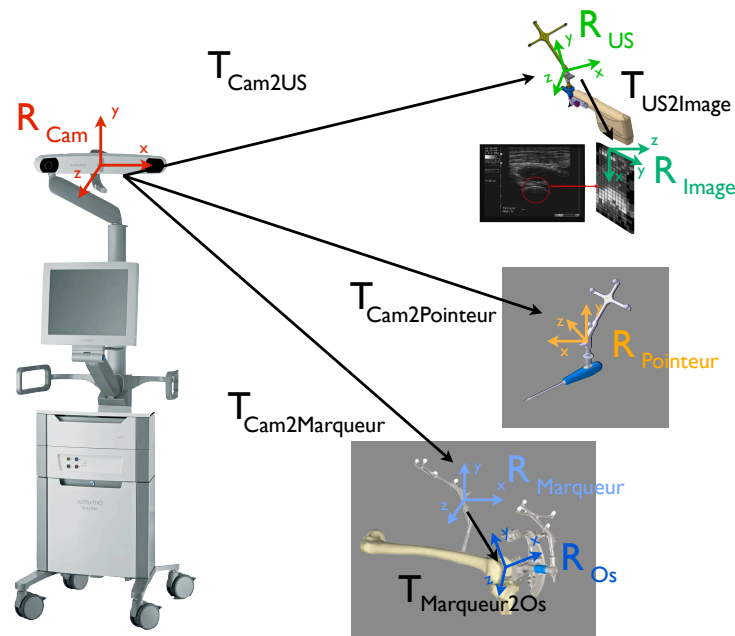


FIGURE 1.7 – Système passif d'assistance à la chirurgie orthopédique : l'OrthoPilot™.  $R_{Cam}$  représente le repère du localiseur,  $R_{US}$  celui de la sonde US,  $R_{Image}$  celui de l'image,  $R_{Pointeur}$  celui du pointeur,  $R_{Marqueur}$  celui du marqueur sur l'os et  $R_{Os}$  celui de l'os.  $T_{Cam2US}$  représente la transformation entre le localiseur et la sonde US,  $T_{US2Image}$  celle entre la sonde US et l'image,  $T_{Cam2Pointeur}$  celle entre le localiseur et le pointeur,  $T_{Cam2Marqueur}$  celle entre le localiseur et le marqueur sur l'os et  $T_{Marqueur2Os}$  celle entre le marqueur et l'os.

Inc., Waterloo, Canada) qui fournit une précision à 0,35 mm et dont la fréquence d'acquisition des scènes 3D est de 60 Hz; d'une unité centrale et d'un écran tactile. Ainsi, les positions de  $R_{US}$ ,  $R_{Pointeur}$  et  $R_{Marqueur}$  de la figure 1.7 sont connues. Les marqueurs donnant la position des structures osseuses sont fixés par le chirurgien au début de l'intervention. Une étape supplémentaire est nécessaire afin de connaître la position de chaque structure par rapport à son marqueur : c'est l'initialisation de la navigation [114]. Cette étape permet de définir les relations

$T_{\text{Marqueur}2Os}$  (figure 1.7) et de faire le lien entre la configuration chirurgicale et une éventuelle planification pré-opératoire.

L'étape de navigation consiste à utiliser les informations définies dans l'étape d'initialisation, ainsi que les valeurs planifiées pour le chirurgien, afin d'afficher l'état courant du système et l'état à atteindre. Le chirurgien est alors libre d'interpréter les données et d'adapter son geste en fonction.

### 1.2.2 Quelques exemples de systèmes

Les systèmes passifs d'assistance par ordinateur dans le domaine de la chirurgie orthopédique sont classés en trois familles [28] : les systèmes utilisant des images volumiques pré-opératoire afin d'établir une planification chirurgicale, les systèmes utilisant des images fluoroscopiques prises pendant l'intervention, et les systèmes n'utilisant pas directement d'images, dont l'initialisation est faite en utilisant des données acquises par le chirurgien au cours de l'intervention.

HipNav<sup>TM</sup> est un système d'assistance passive pour la pose de prothèses de hanche [26, 47, 77] développé au sein du Center for Medical Robotics and Computer Assisted Surgery à l'Université Carnegie Mellon (Pittsburg, Pennsylvanie). Il inclut un logiciel de planification qui utilise des modèles 3D du pelvis et du fémur adaptés à une acquisition scanner du patient en pré-opératoire. Ainsi, le chirurgien peut déterminer la position idéale de l'implant et faire une simulation de la chirurgie. Ensuite, à l'aide du système de localisation OptoTrack<sup>TM</sup> (Northern Digital Inc., Waterloo, Canada), l'étape d'initialisation est effectuée par le chirurgien en début d'opération en faisant un recalage entre la scène de la salle opératoire et les modèles 3D reconstruits à partir du scanner. Pour cela, plusieurs points sont palpés par le chirurgien sur les os et un recalage surfacique est effectué par le système. Fondé sur les mêmes principes d'utilisation d'un scanner pré-opératoire, KneeNav<sup>TM</sup> permet d'assister le chirurgien pendant la pose de prothèses du genou et HipNav-ACL<sup>TM</sup> est utilisé pour la reconstruction du ligament antérieur [89]. D'autres systèmes utilisant des images volumiques pré-opératoires existent, comme SurgiGate<sup>TM</sup>, développé par le Müller Institute for Biomechanics (Berne, Suisse) et Medivision (Oberdorf, Suisse), puis repris par Praxim (La Tronche, France) et qui est utilisé pour plusieurs types d'interventions, notamment la pose d'implants de hanche [108].

Le deuxième type de système permet au chirurgien d'utiliser de l'imagerie fluoroscopique pendant l'opération de façon à pouvoir visualiser la position des différentes structures à n'importe quel moment de l'opération, comme le système Surgix [50, 122]. Ainsi, Bail et al. [1] proposent un système de ce type permettant de guider le chirurgien lors du placement de vis pour le traitement de lésions articulaires de la cheville. Cependant, l'imagerie fluoroscopique est irradiante [145] et des systèmes sont proposés pour réduire les doses de radiations subies par les patients et les chirurgiens lors des opérations [141].

Enfin, l'OrthoPilot™ (figure 1.7) est un système passif d'assistance chirurgicale qui n'utilise pas d'image pré-opératoire. L'étape d'initialisation de la navigation se fait en déterminant les centres anatomiques (hanche, genou et cheville) par des mesures cinématiques (c'est-à-dire, en enregistrant des mouvements) et la position de certains points de repère au début de l'opération. Ce système est développé par Aesculap AG (Tuttlingen, Allemagne) pour différentes interventions telles que la pose des prothèses du genou [76], des prothèses de la hanche [55], la reconstruction du ligament croisé antérieur [51] et les ostéotomies autour du genou [111]. Des études ont été conduites afin de valider ce système, notamment concernant les chirurgies du genou [6, 17] et il apparaît que son utilisation permet de réduire le nombre de cas de ré-opération précipitée. Plus récemment, Kohler et al. [65] ont exposé les résultats d'une étude sur 10 ans, sur des implants posés en 1999. Sur 217 prothèses implantées, 113 l'ont été de façon manuelle et 104 de façon naviguées. Le taux de non remplacement pour les prothèses non naviguées était de 87%, contre 98% pour les prothèses naviguées. Cette différence est relativement significative, et montre que la navigation des prothèses permet d'augmenter leur durée de vie. Un système similaire est développé par la société BrainLab (Allemagne) [138, 68].

### 1.2.3 Validation, limitations et évolutions

La méthode de validation des systèmes de navigation est axée sur la comparaison des résultats calculés par les systèmes, et ceux mesurés sur des images, principalement de type scanner [98]. Ce genre d'images permet d'acquérir en haute définition les structures osseuses et il existe plusieurs méthodes de segmentation pour en extraire le contour des os. Cependant, l'étape de validation reste problématique à cause du manque de norme concernant la précision des techniques de segmentation d'images utilisées. Cette confusion peut freiner le développement et le déploiement à grande échelle des systèmes de navigation dans les centres de soin. La validation des systèmes peut aussi se faire de manière relative en comparant un type de système avec un autre. Ainsi, Jung et al. [58] concluent, pour la pose d'implants de genou, que les systèmes d'assistance passive mènent à de meilleurs résultats que les systèmes intégrant l'utilisation de l'imagerie fluoroscopique.

En plus de la validation technique des systèmes [101, 48, 103], il est nécessaire de faire valider par des chirurgiens les calculs effectués ainsi que l'ergonomie des logiciels développés. Plusieurs études sont faites chaque année pour démontrer l'utilité de tels systèmes par rapport à la technique manuelle. Certaines études [100, 49] se font sur cadavre afin de vérifier la cohérence des calculs effectués par les systèmes, d'autres se font sur des périodes longues [112, 5, 14, 65] afin de prendre en compte l'évolution des prothèses et le confort des patients sur plusieurs années (de 5 à 15 ans). Enfin, certaines études se font de façon aléatoire. Ek et al. [31] ont considéré 50 patients nécessitant la pose d'implant de genou. Deux groupes ont été constitués de façon



aléatoire et ont bénéficié, pour le premier, d'une opération assistée par ordinateur et pour le deuxième d'une implantation traditionnelle sans assistance. Après comparaison des résultats d'alignement des implants, pour les deux groupes, à partir de scanners post-opératoires, les interventions naviguées présentent de meilleurs scores.

Même si l'utilisation de systèmes d'assistance présente des avantages clairs pour le patient, le chirurgien, et les centres de soin [127], certains inconvénients peuvent décourager les chirurgiens et les faire douter [17]. Du fait des étapes supplémentaires, notamment en début d'intervention, le temps opératoire est allongé, et il existe une phase d'apprentissage pour les chirurgiens [80]. Cependant, Picard et al. [102] ont démontré que l'allongement de temps opératoire entre un chirurgien novice et un chirurgien expérimenté pour la pose de prothèses de genou n'est que de 10 minutes au début de la phase d'apprentissage et que cette différence tend à disparaître après une vingtaine d'interventions. Ils précisent cependant que l'adaptation est plus facile pour un chirurgien habitué à utiliser des appareils de nouvelles technologies.

Les systèmes d'assistance chirurgicale en orthopédie sont en constante évolution. La tendance actuelle est qu'ils deviennent plus simples à utiliser, plus rapides et plus ergonomiques. La plupart des chirurgiens veulent accélérer leurs gestes, tout en ayant toujours accès aux informations utiles à leur pratique chirurgicale. L'instrumentation aussi tend à être simplifiée, diminuée et allégée. Plusieurs travaux ont aussi été conduits dans le but de minimiser le caractère invasif des systèmes. Ainsi, Kendoff et al. [63] proposent un suivi des structures osseuses en fixant les marqueurs à l'aide de bandes de tissu. Toutefois, les mesures finales montrent que d'importants mouvements des bandes de tissu autour des tissus mous causent d'importants taux d'erreur, notamment en rotation.

En plus des systèmes de navigation, une autre technologie est en cours de développement : les guides de coupe personnalisés. Il s'agit pour le chirurgien de faire une planification pré-opératoire à partir d'un scanner et de faire fabriquer pour chaque patient un guide de coupe spécifique. Au moment de l'intervention, le chirurgien fixe le guide de coupe au genou du patient, effectue la résection de l'os comme lors d'une procédure traditionnelle, et la prothèse doit ensuite se positionner correctement sur le patient. Bien que cette idée ait été avancée il y a plusieurs années [106], notamment pour la chirurgie du rachis, elle n'a été reprise et développée que récemment [125]. Cependant, si l'utilisation de guides personnalisés présente certains avantages par rapport à la navigation (baisse des coûts, notamment sur l'instrumentation) [135], il n'existe pas encore d'étude à long terme pour sa validation clinique [96].

### 1.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions d'anatomie, ainsi que quelques systèmes utilisés pour assister le chirurgien durant ses interventions.

L'orthopédie apparaît comme une discipline de choix pour la navigation chirurgicale, du fait du peu de déformations qui peuvent être appliquées aux os pendant les procédures. Cependant, il est difficile de caractériser de manière objective un bon système de navigation.

Dans la suite de ce manuscrit, nous nous sommes intéressés au système OrthoPilot™ dans la configuration présentée sur la figure 1.7 : un système passif qui n'utilise pas d'image pré-opératoire, ni de système d'imagerie fluoroscopique.

# L'imagerie ultrasonore

## Sommaire

<b>2.1</b>	<b>Physique des ultrasons</b>	<b>19</b>
<b>2.2</b>	<b>Les différents types de sondes</b>	<b>22</b>
<b>2.3</b>	<b>L'imagerie ultrasonore en orthopédie</b>	<b>26</b>
<b>2.4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>30</b>

L'utilisation de l'imagerie ultrasonore dans le domaine du médical date des années 1950 lorsque Wild [137] et Edler et Hertz [30] avaient présenté les premiers résultats en utilisant des radars et des sonars modifiés. Dans ce chapitre, nous présentons la physique liée à l'imagerie ultrasonore, ainsi que différents types de matériels. Nous présentons également certaines applications possibles en orthopédie.

## 2.1 Physique des ultrasons

### 2.1.1 Formation des ondes ultrasonores

Les ondes acoustiques sont considérées comme des ultrasons pour des fréquences au dessus de 20 kHz. Dans le cas de l'imagerie médicale, seules des ondes longitudinales peuvent être utilisées puisque les fluides (les tissus mous) ne constituent pas un support matériel propice à la propagation des ondes transverses. Le déplacement de matière se fait parallèlement au déplacement de l'onde dans le milieu. En imagerie médicale, les fréquences ( $f_0$ ) utilisées sont généralement situées entre 2 et 15 MHz et la célérité moyenne ( $c$ ) dans les tissus mous est évaluée à  $1540 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  [56]. La longueur d'onde ( $\lambda$ ) s'écrit alors :

$$\lambda = \frac{c}{f_0} \quad (2.1)$$

Les ondes ultrasonores sont produites électriquement par un transducteur qui transforme l'énergie électrique en vibration mécanique : c'est le rôle des cristaux piézo-électriques utilisés sous forme de matrice dans les sondes ultrasonores. Des impulsions électriques sont envoyées aux cristaux, qui se déforment en fonction de la direction du champ électrique [109]. Cette mise en vibration a pour conséquence la génération d'ondes ultrasonores. En général, les transducteurs utilisés sont réversibles : ils sont alternativement émetteurs et récepteurs. Ainsi, à l'inverse, la déformation mécanique des cristaux entraîne la génération d'un courant électrique.

La formation d'un front d'onde ultrasonore découle du principe de Huygens : pour chaque cristal, une onde sphérique est créée et le déplacement local de la matière par toutes les ondes forme un front d'onde. La focalisation du faisceau d'onde permet de mettre l'accent sur une zone en particulier. Dans ce cas, l'impulsion électrique servant à faire vibrer un cristal est émise avec un retard qui dépend de la position du cristal dans la matrice (figure 2.1a). L'énergie se concentre alors sur la zone de focalisation et l'écho provenant de cette zone est plus puissant. La forme de la matrice de cristaux joue aussi un rôle dans la définition de la zone qui peut être imagée (figure 2.1).

### 2.1.2 Construction des images

La propagation des ondes ultrasonores et la formation de l'onde réfléchie se fait en suivant les lois de Snell-Descartes (figure 2.2). Pour chaque interface rencontrée par le front d'onde, une partie de l'énergie est transmise dans le nouveau milieu, et une autre partie est réfléchie. Dans le cas d'une interface entre deux milieux liquides (tissus mous), aucune onde transverse n'est créée. C'est par contre le cas lors de la traversée d'une interface de type tissus mous-os : ce phénomène est utilisé pour certaines applications. L'incidence de chacune des ondes réfléchies ou réfractées suit la règle suivante :

$$\frac{\sin i}{V_{L_1}} = \frac{\sin r}{V_{L_2}} = \frac{\sin i'}{V_{T_1}} = \frac{\sin r'}{V_{T_2}} \quad (2.2)$$

où  $i$  et  $i'$  sont respectivement les angles et  $V_{L_1}$  et  $V_{T_1}$  les vitesses des ondes longitudinale et transverse réfléchies à partir de l'onde incidente  $L_1$ . De même,  $r$  et  $r'$  sont respectivement les angles et  $V_{L_2}$  et  $V_{T_2}$  les vitesses des ondes longitudinale et transverse réfractées à partir de l'onde incidente  $L_1$ .

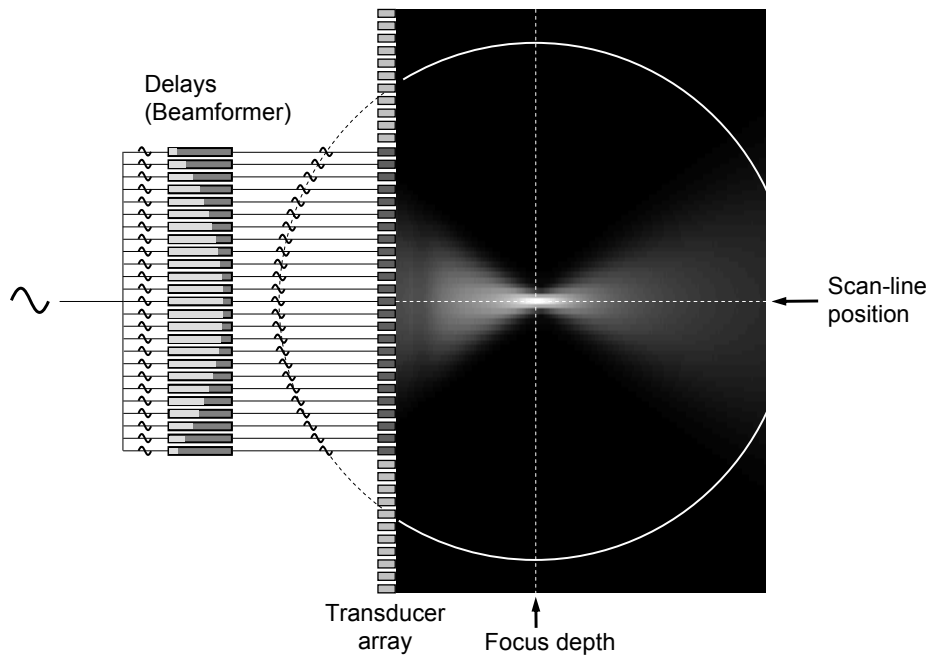
Les milieux traversés sont caractérisés par un indice d'impédance acoustique  $Z_i$ , où  $i$  est le milieu traversé. Quand une onde traverse une interface entre deux milieux, la quantité d'énergie transmise (ou réfléchie) dépend de la différence entre les deux indices d'impédance  $Z_1$  et  $Z_2$ . Des valeurs d'indices de réflexion ( $R$ ) et de transmission ( $T = 1 - R$ ) sont calculés à partir de ces indices.

Lorsque l'incidence de l'onde avec l'interface traversée est normale,  $R$  et  $T$  sont calculés comme suit :

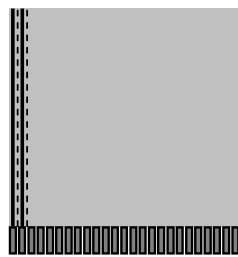
$$R = \frac{(Z_1 - Z_2)^2}{(Z_1 + Z_2)^2} \quad (2.3)$$

$$\begin{aligned} T &= 1 - R \\ &= \frac{4Z_1Z_2}{(Z_1 + Z_2)^2} \end{aligned} \quad (2.4)$$

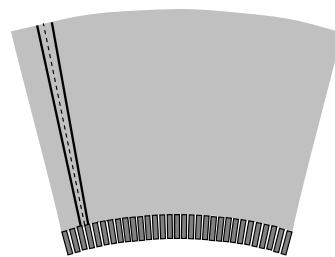
Ainsi, lorsque la différence entre les indices  $Z_1$  et  $Z_2$  est très grande, très peu d'énergie est transmise alors que si  $Z_1/Z_2$  se rapproche de 1, la transmission est



(a) Focalisation du faisceau par retard des impulsions.



(b) Matrice d'une sonde linéaire.



(c) Matrice d'une sonde convexe.

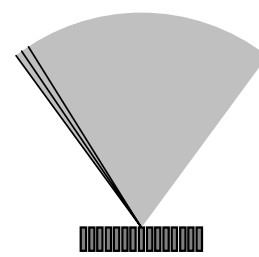
(d) Matrice d'une sonde de type *Phased Array*

FIGURE 2.1 – Forme du faisceau d'onde en fonction de la disposition des cristaux piézo-électriques [116].

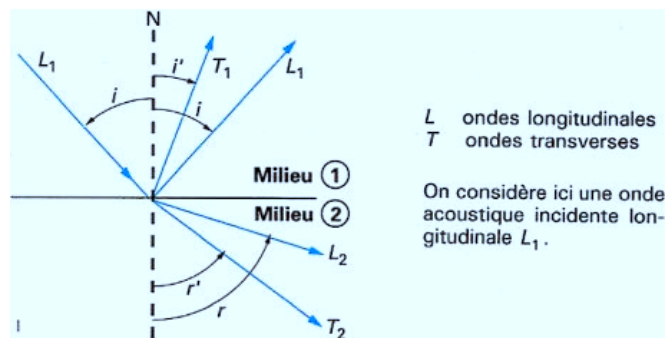


FIGURE 2.2 – Réflexion et réfraction lors du passage du front d’onde d’un milieu 1 à un milieu 2.  $i$  et  $i'$  sont les angles de réflexion des ondes longitudinale ( $L_1$ ) et transverse ( $T_1$ ) dans le milieu 1 et  $r$  et  $r'$  sont les angles de réfraction des ondes longitudinale ( $L_2$ ) et transverse ( $T_2$ ) dans le milieu 2.

proche de 100% et les deux milieux sont dits *adaptés acoustiquement* [109]. Pour les différents tissus mous (muscle, tissus gras, tendon, ligament), l’impédance acoustique reste autour de  $1,69 \cdot 10^6$  kg/(m<sup>2</sup>·s) alors que l’impédance acoustique de l’os est de  $7,80 \cdot 10^6$  kg/(m<sup>2</sup>·s) [53]. La viscosité des différents milieux traversés fait qu’il existe aussi une atténuation de l’ordre de 0,5 dB/(cm·MHz). Ainsi, la transmission de l’onde entre les différentes couches de tissus mous se fait facilement mais peu d’énergie est transmise à l’os. Par exemple, pour des fréquences entre 2 et 5 MHz, la pénétration des ondes ne dépasse pas 20 cm.

Lorsque l’écho est capté par les cristaux de la sonde, l’onde est transformée en signal électrique. Le mode le plus couramment utilisé est le mode B qui consiste à reconstruire une image en fonction de l’énergie de l’écho réceptionné par chacun des cristaux de la sonde. Chaque signal électrique reconstitué est amplifié, échantillonné et un détecteur d’enveloppe permet de le convertir en pixels dans l’image. L’intensité des pixels correspond alors à la quantité d’énergie contenue dans l’écho.

## 2.2 Les différents types de sondes

Il existe différents types de sondes en fonction de leur utilisation. Ainsi, les sondes peuvent avoir différentes formes, différentes tailles, et utiliser différentes technologies.

### 2.2.1 Les types de sondes 2D

Les sondes linéaires (figure 2.3) permettent d’obtenir des images rectangulaires. La matrice contient plusieurs cristaux disposés de façon linéaire. La taille de l’image est limitée en largeur par la taille de la sonde mais la résolution de l’image est constante en profondeur. Ce type de sonde est principalement utilisé pour obtenir

des images de petits organes situés relativement près de la surface de la peau.

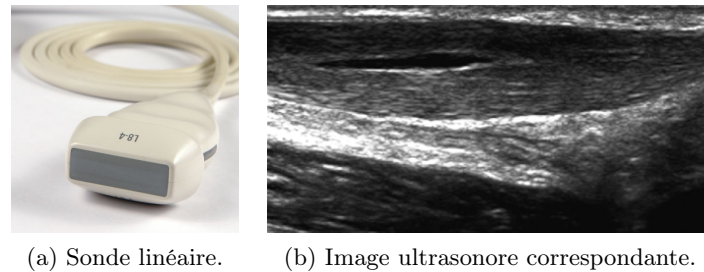


FIGURE 2.3 – Une sonde linéaire (L8-4, Philips) et l’image ultrasonore correspondante pour un tendon d’Achille.

Les sondes convexes utilisent aussi une matrice linéaire de cristaux qui sont cette fois disposés en arc de cercle (figure 2.4). L’image reconstruite représente un secteur de cercle, ce qui permet d’avoir une vision élargie en profondeur. Ce type de sonde est donc utilisé pour voir les organes en profondeur et notamment pour l’obstétrique. Par contre, la résolution est moins bonne que pour les sondes linéaires et diminue d’autant plus que la profondeur de visualisation augmente.

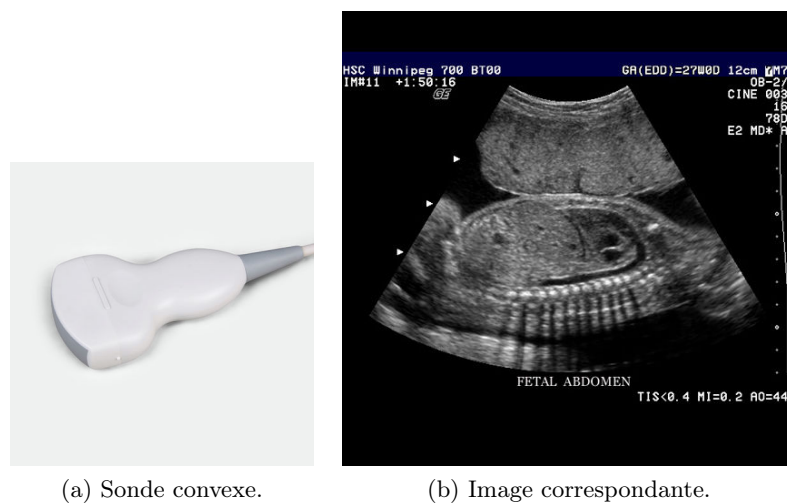


FIGURE 2.4 – Une sonde convexe (C3.5, Iontek) et l’image ultrasonore correspondante d’un foetus.

Les sondes de type *Phased Array*<sup>1</sup> sont utilisées lorsque la fenêtre de visée ultrasonore est réduite (figure 2.5). La matrice des cristaux peut être de différentes

1. Ces sondes sont constituées d’une matrice de cristaux qui sont déphasés volontairement afin de contrôler la forme et la direction du faisceau.

formes [104] mais reste de petite taille. A la différence des sondes précédentes avec lesquelles le balayage est effectué mécaniquement par l'utilisateur, ce type de sonde permet d'effectuer un balayage électronique. L'impulsion envoyée sur les cristaux est émise avec un certain retard en fonction de la direction voulue pour le faisceau (avec le même principe que la focalisation). Cette particularité permet de modifier la direction du faisceau sans avoir à bouger la sonde et permet donc, par exemple, de visualiser le cœur à travers les côtes.

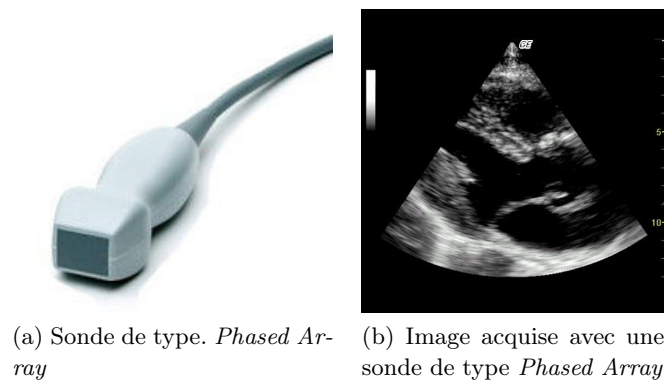


FIGURE 2.5 – Une sonde de type *Phased Array* (P17 1-5 MHz, BCF) et l'acquisition ultrasonore correspondante pour un cœur.

Enfin, les sondes à balayage sectorisé contiennent une petite matrice linéaire qui tourne autour d'un axe lors de l'acquisition de l'image (figure 2.6). La forme de la zone accessible est la même que pour les sondes de type *Phased Array* mais la reconstruction de l'image se fait comme si plusieurs petites sondes linéaires avaient été utilisées. De même que pour les sondes convexes, la résolution de l'image diminue quand la profondeur augmente.

Certaines sondes (principalement des sondes linéaires ou convexes) permettent de diminuer le bruit contenu dans les images ultrasonores. Dans ce cas, au lieu d'envoyer un seul faisceau pour reconstruire une image, plusieurs faisceaux sont envoyés avec des incidences différentes afin de reconstruire plusieurs images d'une même zone [97]. Les interfaces importantes seront présentes sur la plupart des images alors que les structures parasites et les faux échos seront différents et donc éliminés de l'image finale. Cette méthode d'acquisition est appelée *compound*. Le principal inconvénient est la diminution du taux d'images acquises à la seconde. En général, le nombre de faisceaux utilisés est limité à 3.

### 2.2.2 L'imagerie 3D

Certains capteurs d'imagerie ultrasonore permettent de réaliser des acquisitions en trois dimensions (3D). Pour obtenir ce genre d'images, plusieurs techniques ont



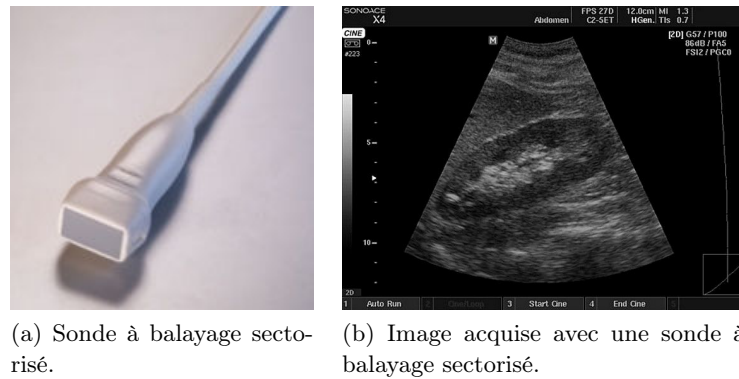


FIGURE 2.6 – Une sonde à balayage sectorisé (HP 21350A, HP) et l’acquisition ultrasonore correspondante pour un rein.

été mises en œuvre : l’image peut être reconstruite à partir de plusieurs acquisitions 2D en effectuant un balayage mécanique, par le chirurgien ou directement de la matrice de cristaux, selon un axe (figure 2.7), ou bien la sonde utilisée est équipée d’une matrice de cristaux en 2D.

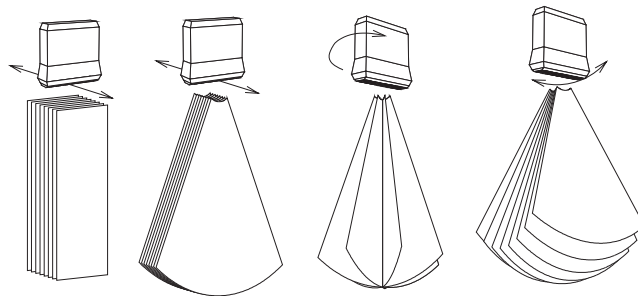


FIGURE 2.7 – Différents balayages possibles afin de reconstruire une image 3D à partir d’acquisition ultrasonores en 2 dimensions.

Ce type d’acquisition peut notamment être utilisé dans l’obstétrique afin de pouvoir visualiser le fœtus pendant la grossesse, ou en cardiologie afin de visualiser les mouvements du cœur (figure 2.8). D’autres utilisations telles que la planification des chirurgies du rein, du foie [69] et l’imagerie cardiaque se développent [25]. Cependant, le prix de ce genre de module est bien plus élevé que celui d’un module 2D traditionnel.

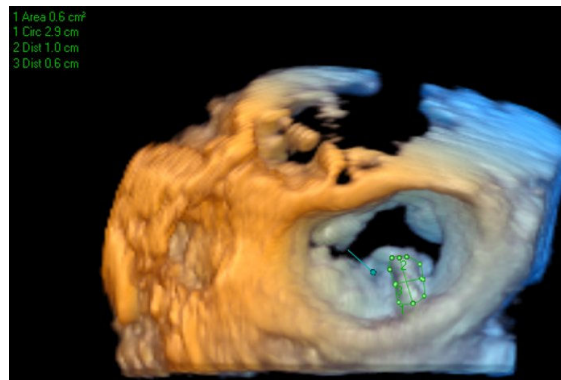


FIGURE 2.8 – Echographie 3D d'un coeur, obtenu à partir du système 4D Cardio-View de Tomtec.

## 2.3 L'imagerie ultrasonore en orthopédie

Dans cette partie, nous comparons les images acquises pour une même région avec deux modalités d'imagerie : l'imagerie ultrasonore et l'imagerie à rayons X. Les avantages que présente l'imagerie ultrasonore sont illustrés via quelques exemples de travaux la reliant à l'orthopédie.

### 2.3.1 Interprétation d'une image ultrasonore d'une surface osseuse

L'imagerie ultrasonore est peu utilisée pour réaliser des acquisitions de la surface osseuse car d'autres modalités d'imagerie semblent plus appropriées et permettent de fournir plus d'informations au chirurgien (forme et longueur des os, angles entre les différents os, densité osseuse, ...). L'imagerie à résonance magnétique (IRM) permet par exemple de calculer la densité osseuse [66] ou de repérer les métastases présentes dans la moelle osseuse [10]. Mais la modalité d'imagerie la plus utilisée pour l'étude des os reste l'imagerie à rayons X sous forme de simples radiographies 2D ou d'images tomographiques en 3D. La figure 2.9 permet de comparer la vue frontale d'un genou sur une image radiographique, un modèle 3D et un ensemble de coupes échographiques.

Les deux types de modalités présentent des images très différentes. Une radiographie permet de voir le profil de l'os en entier alors que les images ultrasonores permettent de voir des coupes de la surface osseuse, l'intérieur de l'os n'étant pas visible du fait des propriétés physiques des ultrasons.

Une image ultrasonore d'une surface osseuse se présente comme sur la figure 2.10. La limite supérieure de l'image représente le contact entre la sonde ultrasonore et la peau. Nous avons pu voir qu'une image ultrasonore représente les interfaces entre milieux de densités différentes. La partie haute de l'image représente les tissus mous qui sont présents entre la peau et la surface de l'os. Il s'agit de graisse, de

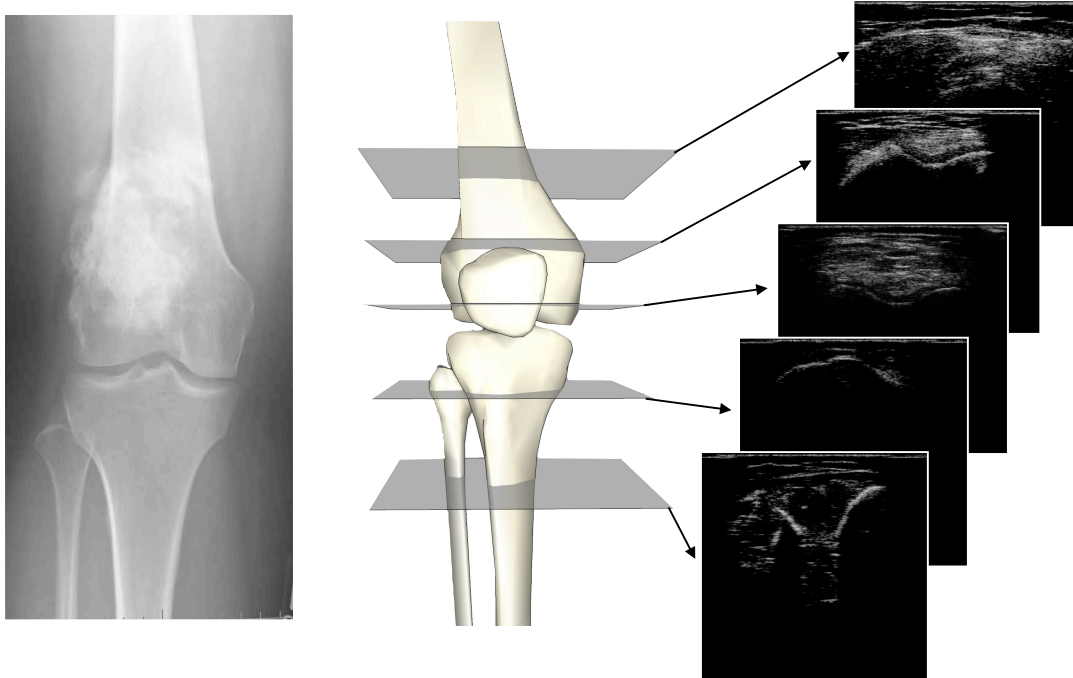
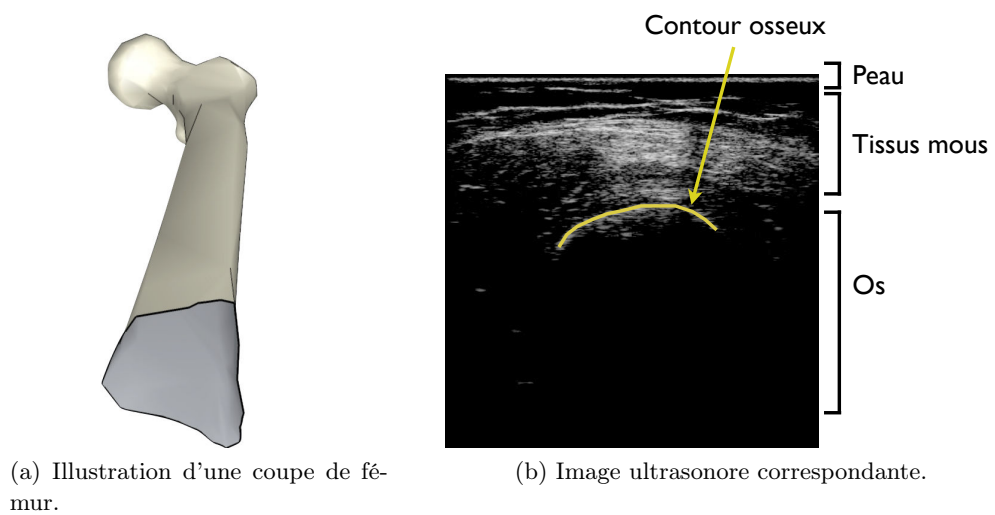


FIGURE 2.9 – Comparaison des images à rayons X et ultrasonores pour une vue frontale de l'articulation du genou.



(a) Illustration d'une coupe de fémur.

(b) Image ultrasonore correspondante.

FIGURE 2.10 – Image ultrasonore d'une coupe sur la diaphyse fémorale.

muscles, et parfois de ligaments ou de tendons. Les différents milieux traversés atténuent l'énergie du faisceau d'ondes, mais une partie continue à être diffusée dans les tissus plus profonds. L'interface lumineuse représente la surface de l'os, qui ne laisse passer aucune énergie et réfléchit entièrement l'énergie qui arrive sur elle. La zone noire (appelée "zone d'ombre") sous la surface osseuse traduit le fait que le faisceau d'ondes ne parvient pas à traverser la surface osseuse. Il est à signaler que l'orientation du faisceau d'ondes ultrasonores favorise l'apparition des interfaces horizontales dans l'image.

### 2.3.2 L'imagerie ultrasonore et la chirurgie assistée par ordinateur

Les procédures de chirurgie assistée par ordinateur en orthopédie nécessitent souvent une étape de mise en relation entre les images pré-opératoires sur lesquelles le chirurgien fait des mesures lui permettant de planifier l'intervention, et l'état per-opératoire du patient. Cette étape peut s'effectuer en utilisant des techniques d'imagerie invasives comme l'imagerie fluoroscopique, mais plusieurs travaux ont été conduits afin de pouvoir utiliser l'imagerie ultrasonore.

A. K. Jain et R. H. Taylor [54] proposent une méthode d'extraction du contour osseux dans les images ultrasonores qui utilise un modèle probabiliste bayésien et qui tient compte des propriétés de ce type d'image. Pour chaque pixel de l'image, la probabilité que le pixel appartienne au contour osseux à segmenter est calculée à partir de plusieurs critères. Ces critères utilisés sont définis à partir des limitations qu'ils établissent initialement concernant l'imagerie ultrasonore, comme la présence de bruit de type *speckle*, le fait que l'écho est meilleur en incidence normale, et le fait que le contour de l'os dans l'image peut avoir une épaisseur allant jusqu'à 4 mm. En combinant plusieurs critères, ils segmentent le contour osseux d'un pelvis plongé dans l'eau, mais aucun résultat n'est donné pour des tests effectués en condition clinique.

Hacihaliloglu et al. [46] soulèvent les mêmes problèmes liés à l'imagerie ultrasonore. Pour s'affranchir de ces problèmes, les auteurs proposent d'utiliser les valeurs de phase localement dans des images 3D, plutôt que d'utiliser l'amplitude qui dépend beaucoup de la qualité de l'image. La méthode proposée est comparée avec des méthodes basées sur des calculs de gradient, avec des images acquises sur des modèles de simulation en plastique, ainsi que sur les mains et poignets de volontaires. Cette méthode semble plus précise que celles utilisant des calculs de gradient, mais l'auteur souligne la grande difficulté de passer de la validation sur fantômes à celle sur sujets vivants.

Foroughi et al. [36] proposent une méthode d'extraction du contour osseux sur des images ultrasonores avec deux étapes : la première permet de mettre en valeur le contour osseux en définissant une loi de probabilité d'appartenance pour

chaque pixel à ce contour. La deuxième permet de le segmenter en minimisant une fonction de coût qui définit l'existence et la position dans l'image du contour. Les résultats obtenus avec des séries d'images acquises sur deux cadavres montrent que lorsqu'un contour osseux est détecté, il est correctement segmenté par rapport à une segmentation manuelle. Par contre, si le seuil défini pour la loi de probabilité est trop élevé, la proportion de faux négatifs et le nombre de contours non détectés augmentent.

Barratt et al. [4] proposent un système permettant d'établir un recalage per-opératoire avec un scanner pré-opératoire via une sonde ultrasonore. La sonde utilisée est dotée d'un mécanisme d'autocalibration, ce qui permet d'adapter l'acquisition au patient et aux structures. Le recalage est effectué en minimisant la distance entre les points acquis dans les images ultrasonores et la surface du modèle obtenu via le scanner. Chen et al. [16] proposent une méthode similaire, permettant d'effectuer un recalage entre un modèle volumique pré-opératoire établi à partir d'images ultrasonores, et des images ultrasonores acquises au début de l'intervention. Cette méthode est intégrée dans un système de chirurgie orthopédique assistée par ordinateur. Le chirurgien effectue une acquisition pré-opératoire de la zone d'intérêt d'environ 2000 images, en les recalant avec les positions des images acquises par un localiseur infrarouge afin de pouvoir reconstruire le volume. Ensuite, pendant l'opération, le chirurgien effectue l'acquisition de quelques images ultrasonores. Pour chaque nouvelle image, le système détermine l'image de la base pré-opératoire qui lui correspond au plus près, afin de les recalcr avec le modèle volumique. Ce système a été testé sur un modèle de simulation et l'acquisition se fait à 15 images par secondes. Le recalage marche à la condition que la base de données utilisée contienne une image très peu différente de celle acquise. Il faut donc que la base de données soit très dense, de façon à avoir, pour les mêmes zones, plusieurs images ultrasonores avec différentes orientations de la sonde. Cette exigence est très contraignante pour le praticien qui effectue l'acquisition pré-opératoire, et qui n'a pas de garanties que la base de données est assez complète pour donner de bons résultats pendant l'intervention.

### 2.3.3 D'autres applications

L'imagerie ultrasonore peut aussi être utilisée pour effectuer différentes mesures sur les os. En obstétrique par exemple, il est possible d'estimer l'âge d'un fœtus en mesurant la longueur du fémur [117]. Traditionnellement, cette mesure est effectuée par le gynécologue mais la variance inter et intra-utilisateur peut être assez importante [113]. Ainsi, Shrimali et al. [121] proposent de segmenter automatiquement le fémur dans les images ultrasonores de fœtus en utilisant des opérateurs morphologiques.

La motivation principale pour développer une technique de mesure automatique

est d'uniformiser la prise de mesure et de limiter les erreurs, qui peuvent conduire à une mauvaise estimation de l'âge. Les résultats sur 24 images ultrasonores montrent que la mesure automatique est corrélée avec la mesure manuelle. Le temps de traitement de chaque image est de 10 minutes mais peut facilement être amélioré en optimisant le calcul. Cependant, cette méthode ne convient pas directement pour notre problème, du fait de la différence qu'il existe entre les images à segmenter. La définition empirique des filtres utilisés rend cette méthode peu réutilisable sans modifications.

Une autre application de l'utilisation de l'imagerie ultrasonore dans l'étude des os consiste à faire des mesures sur les tissus osseux [44], que ce soit in vitro pour étudier le comportement de ces tissus dans différents cas (comme par exemple après la pose d'un implant [59]) ou in vivo pour prévenir des risques de fracture pour des patients atteints d'ostéoporose [3], ou accélérer et contrôler la consolidation osseuse après fracture [20, 86]. Les mesures se font en calculant les vitesses de propagation des ondes à basse fréquence, et dans des directions correctement choisies. En général, les ondes étudiées sont les ondes transversales produites par l'interface tissus mous-os. Si la taille de l'échantillon étudié, dans la direction normale à celle de la propagation des ondes, est grande devant la longueur d'onde, les modules élastiques connus peuvent être utilisés, et sinon, les vitesses sont directement reliées aux coefficients élastiques.

Enfin, Cinquin et al. [18] proposent d'utiliser une sonde ultrasonore miniaturisée comme une caméra endoscopique, afin de pouvoir l'utiliser pour évaluer l'usure des cartilages du genou de façon intra-articulaire. La validation a été faite sur 10 échantillons et les résultats obtenus ont été comparés à ceux évalués avec une IRM. La corrélation entre les deux séries de résultats est encourageante et une certification de ce prototype est en cours pour pouvoir effectuer des tests cliniques.

## 2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé le principe de l'imagerie ultrasonore, ainsi que certaines de ses applications médicales. En ce qui concerne l'orthopédie, même si cette modalité n'est pas la plus utilisée, nous avons montré que certaines de ses propriétés (non-invasive, facile à manier) en font un outil de choix lorsqu'il s'agit d'atteindre les structures osseuses sans avoir à faire d'incision. Dans ce but, nous avons détaillé l'interprétation d'une image ultrasonore représentant une interface osseuse et présenté plusieurs applications liées à l'orthopédie.

Dans la suite de ce document, nous allons développer les techniques d'amélioration et de segmentation des images que nous avons utilisées dans nos travaux.

# Amélioration et segmentation des images ultrasonores

---

## Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>31</b>
<b>3.2</b>	<b>La segmentation d'images par modèles déformables</b>	<b>32</b>
<b>3.3</b>	<b>Descripteurs de forme</b>	<b>36</b>
<b>3.4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>39</b>

---

## 3.1 Introduction

Certaines applications du traitement d'images requièrent l'étude d'une partie seulement de l'image comme par exemple la détection de nuages dans le ciel : il est inutile de chercher des nuages dans une zone avec du gazon. L'utilisation de régions d'intérêt dans le traitement d'images sert essentiellement à focaliser l'étude de l'image dans une petite région, plutôt que sur la totalité de l'image.

Les deux principaux problèmes que pose la recherche par régions d'intérêt sont : la définition et la description automatique des régions. Une solution possible serait d'utiliser une méthode non-supervisée qui permet d'utiliser à la fois une description localisée des intensités, mais aussi de leurs variations [34]. D'autres méthodes utilisant la description par la couleur ont été proposées, en la combinant par exemple avec une recherche par région d'intérêt [123]. Fasquel et al. [33] proposent une méthode de segmentation interactive qui s'appuie en même temps sur la recherche de régions d'intérêt et sur des informations concernant la topologie des structures médicales. Les informations topologiques des structures médicales permettent de faire une recherche précise des régions d'intérêt, ce qui diminue la complexité de l'algorithme de recherche et accélère le processus. D'autres méthodes ont été proposées pour établir des correspondances entre plusieurs images [32] ou pour fusionner plusieurs images acquises avec différentes valeurs de focalisation [74].

Cependant, les méthodes de recherche par régions d'intérêt sont en général gourmandes en temps de calcul et nécessitent souvent, pour être efficaces, une étape d'apprentissage sur un certain nombre d'images. La problématique à laquelle nous

essayons de répondre avec ce travail de thèse inclut la mise en place d'un protocole coopératif entre le chirurgien et le système. Il faut donc que le chirurgien puisse réagir directement en fonction du résultat qui lui est présenté. Il est donc nécessaire que l'extraction et l'affichage des informations pour le chirurgien se fasse sur un temps court se rapprochant au mieux du temps réel. Ainsi, si nous proposons d'étudier la complexité du problème en étudiant les résultats obtenus à partir d'une méthode d'extraction des informations par régions d'intérêt, nos contributions sont fondées sur des techniques d'extraction utilisant, entre autres, un modèle de contour déformable, et des descripteurs de forme que nous présentons dans la suite de ce chapitre.

## 3.2 La segmentation d'images par modèles déformables

La segmentation par modèles déformables a été introduite par Blake et Zisserman [7] et Terzopoulos et al. [128]. Nous présentons dans le paragraphe suivant un canevas des modèles développés, et nous détaillerons leur utilisation pour segmenter des images médicales et plus particulièrement des images ultrasonores.

### 3.2.1 Les modèles paramétriques

Les deux principaux modèles déformables sont les modèles paramétriques, proposés par Kass et al. [61], et les modèles géométriques proposés par Caselles et al. [12], mais il existe aussi des modèles déformables "basé-régions" [13].

Les modèles déformables paramétriques réduisent le problème de la segmentation de structures à un problème de minimisation d'énergie ( $E_C$ ), qui prend en compte des énergies internes (représentées par  $E_I$ ) seulement dépendantes du modèle, des énergies externes (représentés par  $E_E$ ) seulement dépendantes de l'image, et parfois aussi certaines contraintes définies par l'utilisateur. L'utilisation de ce type de modèle nécessite deux étapes : l'initialisation du modèle, et la déformation itérative du contour. Ainsi, pour un contour  $\mathcal{C}$  donné,  $E_C$  s'écrit comme suit

$$\begin{aligned} E_C(\mathcal{C}) &= \int_0^1 E(\nu(\zeta)) d\zeta \\ &= \int_0^1 E_I(\nu(\zeta)) + E_E(\nu(\zeta)) d\zeta \end{aligned} \quad (3.1)$$

où  $\zeta \in [0, 1]$  définit l'abscisse curviligne et  $\nu(\zeta) = (x(\zeta), y(\zeta))$  les coordonnées du contour.

L'énergie interne  $E_I$ , qui représente l'énergie contenue dans le contour actif, est notée

$$E_I(\nu(\zeta)) = \alpha(\zeta) \left\| \frac{d(\nu(\zeta))}{d\zeta} \right\|^2 + \beta(\zeta) \left\| \frac{d^2(\nu(\zeta))}{d\zeta^2} \right\|^2 \quad (3.2)$$



où  $\alpha(\zeta)$  est la fonction "poids" qui contrôle la dérivée première du contour qui représente l'élasticité de ce contour, et  $\beta(\zeta)$  est celle qui contrôle la dérivée seconde qui représente la rigidité du contour. Pour simplifier l'utilisation et l'implémentation de tels modèles, les fonctions poids  $\alpha(\zeta)$  et  $\beta(\zeta)$  sont souvent constantes et sont définies par  $\alpha(\zeta) = \alpha$  et  $\beta(\zeta) = \beta$ .

La définition de l'énergie externe  $E_E$  est souvent adaptée au problème à résoudre, sachant que le contour est attiré par les minima locaux. Elle est aussi appelée *potentiel* pour la rapprocher de la notion de champ de force  $\vec{F}_E$  où  $\vec{F}_E = -\nabla\mathcal{P} = -\nabla E_E$ . L'exemple le plus simple est de définir  $E_E = I(x, y)$  où  $I$  est l'image étudiée. Ainsi, en multipliant par un poids  $w_E$ , il est possible de contrôler si le contour sera attiré par les zones claires ( $w_E$  négatif) ou les zones sombres ( $w_E$  positif).

L'optimum de  $E_C$  définie dans l'équation 3.1 est atteint lorsque

$$\frac{\delta E_C(\mathcal{C})}{\delta \zeta} = 0 \quad (3.3)$$

Cette équation peut être séparée en deux équations, selon  $x$  et  $y$ , et le problème consiste à résoudre le système suivant :

$$\alpha \left\| \frac{d^2(x(\zeta))}{d\zeta^2} \right\|^2 + \beta \left\| \frac{d^4(x(\zeta))}{d\zeta^4} \right\| + \frac{\delta E_E}{\delta x} = 0 \quad (3.4)$$

$$\alpha \left\| \frac{d^2(y(\zeta))}{d\zeta^2} \right\|^2 + \beta \left\| \frac{d^4(y(\zeta))}{d\zeta^4} \right\| + \frac{\delta E_E}{\delta y} = 0 \quad (3.5)$$

En fonction de la définition utilisée pour  $E_E$ , les modèles déformables paramétriques présentent certaines limitations : pour que le résultat soit correct, l'initialisation du contour doit être assez proche de la solution finale et le contour peut avoir des difficultés à progresser dans les concavités de la structure à segmenter. Ainsi, Xu et al. [139] proposent d'utiliser un autre type de champ de force externe, fondé sur le calcul d'un champ vectoriel de gradients. Pour cela, une carte est créée à partir d'une expression d'énergie externe et permet de calculer le champ vectoriel. Ce champ remplace finalement l'expression de l'énergie externe dans l'équation 3.1. Li et Acton [73] proposent une amélioration de ce modèle afin que l'influence du bruit dans l'image et le temps d'exécution soient réduits.

Ce type de modèle permet d'extraire des contours réguliers, sous réserve que les paramètres aient bien été définis en fonction de l'application [143]. Strickland et al. [124] proposent d'adapter le choix des paramètres du contour en fonction des structures à segmenter et du patient afin d'accélérer le processus de segmentation et d'améliorer la qualité du recalage. Les paramètres du contour actif sont déterminés en quatre étapes :

1. l'utilisateur sélectionne la colonne vertébrale sur une suite d'images (la sélection sert de segmentation de référence),

2. une analyse des paramètres (analyse statistique de Cotter [22], en utilisant la distance de Hamming) permet de déterminer ceux qui ont une influence importante sur l'évolution du contour,
3. des ensembles de paramètres sont construits, avec différentes valeurs de façon à avoir un large choix de contours possibles,
4. le choix des paramètres est fait par une descente de gradient permettant d'optimiser les valeurs des paramètres en fonction de la qualité de la segmentation.

Ce travail s'inscrit dans le développement de méthode de recalage per-opérateur entre des images 2D acquises avant l'intervention par le chirurgien et des images fluoroscopiques utilisées pendant l'intervention. Cette étape étant habituellement faite avec une IRM volumique pré-opératoire, le temps de calcul approchait les 8 heures. L'utilisation d'images 2D et de cette méthode pour déterminer les meilleurs paramètres permet d'effectuer un recalage progressif durant l'opération, le temps de calcul initial passant à 5 minutes, tout en conservant la même précision. Cependant, les modèles paramétriques sont peu précis lorsque les structures à segmenter sont complexes. Felzenszwalb et al. [35] proposent de découper les images de structures complexes en petites zones de façon à adapter le modèle à chacune des petites parties du contour. Ces modèles présentent aussi la limitation de ne pas s'adapter à la topologie des contours segmenter. D'autres modèles de contours actifs ont été proposés pour résoudre ce problème [11, 24]).

### 3.2.2 Application aux images biomédicales

Les images biomédicales présentent des structures à segmenter souvent complexes. Pour certaines modalités d'imagerie (typiquement l'imagerie ultrasonore), le bruit rend cette tâche ardue. Il existe des méthodes qui utilisent un modèle de contour actif traditionnel et proposent d'adapter le calcul de l'énergie externe en fonction de la problématique [107, 133]. Truc et al. [131] proposent d'utiliser deux fonctions d'énergie qui permettent à la fois de s'affranchir du manque d'homogénéité des structures (par exemple, les os dans des images IRM), et de maximiser la séparation entre les structures et l'arrière plan de l'image. Par comparaison avec un autre modèle déformable utilisant une seule fonction d'énergie, les résultats sont identiques sur des acquisitions tomographiques et meilleurs sur des acquisitions IRM. Des systèmes plus complets ont aussi été proposés, combinant plusieurs outils aux modèles déformables paramétriques afin de s'adapter au problème à résoudre. Boscolo et al. [8] proposent de combiner une méthode de segmentation utilisant un modèle déformable paramétrique et une base de données permettant d'identifier statistiquement quelles sont les différentes structures segmentées. La validation a été effectuée sur des images tomographiques par rapport à une segmentation via des opérateurs morphologiques. Les résultats obtenus étaient au moins identiques, et meilleurs sur des images complexes.

D'autres évolutions de modèles déformables ont été proposées [21]. L'étape d'initialisation du contour est alors remplacée par une phase d'apprentissage du modèle, pour laquelle l'utilisateur doit extraire des points remarquables d'un ensemble d'images. L'étape itérative consiste à retrouver dans les images à traiter, les points correspondant au plus près à ceux du modèle. Une application de ce modèle est proposée par Thodberg et al. [129, 130] pour segmenter les os dans des radiographies de mains afin de déterminer la maturation osseuse des patients. Ils ont mis en place un système nommé BoneXpert qui utilise ce modèle, une analyse en composante principale à partir de la forme et de la texture des os à segmenter pour déterminer l'âge, et la mise en commun de ces valeurs afin de recouper les calculs et de déterminer l'âge exact du patient. La validation de cette méthode a été effectuée sur une base d'images publique (Digital Hand Atlas) et les résultats montrent que la détermination automatique de l'âge est très proche de la détermination manuelle, avec moins de fortes erreurs. Seghers et al. [118] en proposent une version améliorée en remplaçant l'étape itérative pour accélérer le processus de segmentation. Le nombre de caractéristiques utilisées pour décrire les points remarquables augmente considérablement. Au lieu de n'utiliser que l'image initiale, ils utilisent une série d'images (appelées LOI pour Local Orderless Images) obtenues à partir de l'image initiale via différentes opérations de filtrage. La recherche des points correspondant au plus près aux points remarquables se fait alors par comparaison directe des valeurs des différentes caractéristiques. La segmentation de poumons sur des radiographies est jusqu'à 5 fois plus rapide pour cette amélioration, et conduit même à de meilleurs résultats que ceux de la méthode initialement proposée.

En ce qui concerne l'imagerie ultrasonore (US), le principal problème lié à l'utilisation des contours actifs pour la segmentation est le niveau de bruit dans les images et leur nature texturée. La combinaison d'un modèle déformable et d'informations sur les densités de probabilité des intensités permet alors d'avoir de meilleurs résultats, en fonction des structures à segmenter (images du foie [15], ou pour détecter des thromboses veineuses [105]). Liu et al. [75] proposent de combiner l'utilisation d'un modèle déformable avec des courbes de niveaux et la densité de probabilité des intensités dans l'image afin d'améliorer la qualité de la segmentation. Des informations sur les structures à segmenter et l'arrière plan de l'image sont utilisés pour calculer des estimateurs. La fonction d'énergie du modèle utilise alors ces estimateurs pour affiner la segmentation du contour. La méthode a été validée sur des images de synthèse et des images ultrasonores de seins en comparant les résultats obtenus avec trois autres méthodes, et présente de meilleurs résultats.

En résumé, les contours actifs et autres modèles déformables peuvent être utilisés dans le cadre de la segmentation de structures dans des images ultrasonores. Cependant, cette approche est difficilement optimisable lors de son implémentation à cause de l'étape itérative qui est coûteuse en temps de calcul. Il est aussi difficile d'utiliser les modèles déformables dans leur forme la plus simple et il est souvent nécessaire d'ajouter de l'information (statistique, a priori, apprentissage du modèle)

pour que la segmentation soit de bonne qualité. Cette information peut se traduire par un descripteur de forme permettant de contraindre l'évolution du contour, ou de raffiner le résultat final.

### 3.3 Descripteurs de forme

Dans le cadre de nos travaux, nous utilisons les descripteurs elliptiques de Fourier après avoir calculé le contour dans l'image. Ils nous servent à raffiner le contour extrait. Pour cela, nous utilisons un ensemble d'images dans lesquelles le contour osseux a été préalablement segmenté manuellement par un expert. Ces contours nous permettent de définir une forme type qui se rapproche de la forme qu'est sensée avoir le contour segmenté automatiquement. A partir de cette forme de référence, les différentes harmoniques correspondantes à l'ordre choisi sont calculées. Puis, pour chaque image traitée, ces harmoniques de référence sont comparées avec celles calculées pour le contour segmenté. Le contour finalement utilisé est celui dont les harmoniques sont les plus proches de celles du contour de référence.

Dans ce qui suit, nous allons présenter brièvement quelques descripteurs de forme et nous nous focaliserons sur les descripteurs elliptiques de Fourier que nous utilisons dans nos contributions.

#### 3.3.1 Les descripteurs de forme

Il existe plusieurs types de descripteurs de forme. Certains descripteurs permettent de décrire une forme en décrivant la position de chaque points du contour échantillonné par rapport à ses seuls voisins. Par exemple, la méthode des Chaines de Freeman [38, 39] permet de définir la position d'un point du contour par rapport aux points qui le précèdent. Pour cela, une grille est définie sur la forme à étudier de façon à ce que les intersections entre la grille et la forme soient assez nombreuses pour représenter la forme correctement. Un point de départ est défini et les autres points sont décrits à l'aide d'une chaîne de chiffres de 0 à 7, chacun représentant une position. Cependant, cette représentation n'est pas invariante par rapport à l'orientation de la forme. Une amélioration est possible en utilisant la différence entre deux chiffres consécutifs. Très proche de la méthode précédente, la transformée de Hough sous sa forme généralisée en coordonnées polaires [94] permet de décrire chacun des points du contour par rapport à un point de départ, avec une distance et un angle.

Une description globale de la forme est donnée dans le domaine image par le calcul des moments spatiaux [2]. L'expression du moment est donnée par :

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} i^p j^q f(i, j) \quad (3.6)$$

où l'image originale est de taille  $M \times N$  et représentée par la fonction  $f(i, j)$ . L'ordre du moment est donné par  $p + q$ . La description complète de la forme nécessite de calculer tous les moments, mais généralement, les premiers moments suffisent à décrire la forme au plus près. Afin que la description de la forme soit inchangée lors d'une translation, les moments sont centrés :

$$\mu_{pq} = \sum_{\bar{i}=1}^{M-1} \sum_{\bar{j}=1}^{N-1} (i - \bar{i})^p (j - \bar{j})^q f(i - \bar{i}, j - \bar{j}) \quad (3.7)$$

avec  $\bar{i} = m_{10}/m_{00}$  et  $\bar{j} = m_{01}/m_{00}$ . De la même façon, nous pouvons aussi obtenir une description par les moments qui soit invariante par rapport à la taille de la forme en définissant :

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^{(p+q+2)/2} \quad (3.8)$$

avec  $p + q \geq 2$ . Enfin, l'invariance par rapport à l'orientation de la forme se fait en combinant les différents moments  $\eta_{pq}$  [52]. Comme elle prend en compte toute l'image, la description d'une forme en utilisant la méthode des moments spatiaux ne tient pas seulement compte de la forme de l'objet, mais aussi de sa représentation dans l'image. Elle peut aussi bien être utilisée sur des images en niveaux de gris que sur des images binaires.

Les descripteurs de Fourier [144, 95] permettent de décrire le contour d'une forme en utilisant la théorie de Fourier. Ainsi, la forme est décrite par un ensemble d'indices qui représentent les différentes fréquences présentes dans le contour à étudier. La première étape consiste à choisir une façon de représenter le contour (coordonnées images, sous forme complexe...), pour ensuite pouvoir étendre cette représentation en utilisant la théorie de Fourier (souvent à travers les séries de Fourier).

Ainsi, l'expression de la représentation d'un contour  $c(t)$  dans l'espace de Fourier est donnée par :

$$c(t) = \sum_k c_k e^{jk\omega t} \quad (3.9)$$

$$= \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^{\infty} a_k \cos(k\omega t) + b_k \sin(k\omega t) \quad (3.10)$$

où  $\omega$  est la fréquence fondamentale et vaut  $2\pi/T$  avec  $T$  la période de  $c(t)$ . Avec cette formulation, le premier ordre représente le centre de gravité de la courbe étudiée, et le deuxième ordre représente le cercle au plus proche de la courbe. D'où, les coefficients  $a_k$  et  $b_k$  s'écrivent :

$$a_k = \frac{2}{T} \int_0^T c(t) \cos(k\omega t) dt \approx \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m c_i \cos(k\omega i\tau) \quad (3.11)$$

$$b_k = \frac{2}{T} \int_0^T c(t) \sin(k\omega t) dt \approx \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m c_i \sin(k\omega i\tau) \quad (3.12)$$

où  $m$  est le nombre de points connus du contour,  $\tau = T/m$  la période d'échantillonnage et  $c_i = c(i\tau)$ . Dans les images, le contour est échantillonné donc nous ne gardons que la deuxième formulation. Dans ce cas, la fréquence maximale est reliée à  $\tau$  par  $\tau = 1/2f_c$ , d'où  $f_c = m/2T$ . Les descripteurs de Fourier peuvent être combinés avec un modèle de contour actif pour segmenter des structures dans des images biomédicales [132].

### 3.3.2 Descripteurs Elliptiques de Fourier

Les descripteurs elliptiques de Fourier [42, 67, 72, 95] ont la particularité de conserver une description duale (paramétrique et implicite) du contour, selon les coordonnées  $x$  et  $y$  des points de contour dans l'image. Ainsi, la fonction qui décrit le contour est définie comme  $c(t) = x(t) + jy(t)$ .

Ensuite, en utilisant l'équation 3.9, les coefficients s'écrivent  $c_k = c_{xk} + jc_{yk}$ , ce qui donne, sous forme discrète, les expressions suivantes :

$$\begin{aligned} a_{xk} &= \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m x_i \cos(k\omega i\tau) \quad \text{et} \quad b_{xk} = \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m x_i \sin(k\omega i\tau) \\ a_{yk} &= \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m y_i \cos(k\omega i\tau) \quad \text{et} \quad b_{yk} = \frac{2}{m} \sum_{i=1}^m y_i \sin(k\omega i\tau) \end{aligned} \quad (3.13)$$

où  $x_i$  et  $y_i$  sont les coordonnées des points considérés pour décrire le contour. Les coordonnées du contour s'écrivent alors sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} a_{x0} \\ a_{y0} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{\infty} \begin{bmatrix} a_{xk} & b_{xk} \\ a_{yk} & b_{yk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(k\omega t) \\ \sin(k\omega t) \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Pour une valeur de  $k$  donnée, les coefficients  $a_{xk}$ ,  $a_{yk}$ ,  $b_{xk}$  et  $b_{yk}$  représentent les paramètres d'une ellipse dans le plan complexe qui serait parcourue  $k$  fois pour  $t$  variant de 0 à  $T$ . Comme pour précédemment, l'ordre 0 correspond au centre de gravité de la forme, et l'ordre 1 au cercle le plus proche de la forme.

Ces descripteurs de forme ne sont pas invariants par rapport à des transformations géométriques. Les différentes transformations affectent différemment les coefficients : une translation ne modifiera que le premier ordre (centre de gravité) alors qu'une rotation ou un changement d'échelle ne modifiera que les ordres supérieurs. Ainsi, la formulation finale utilisée est :

$$EFD_k = \frac{|A_k|}{|A_1|} + \frac{|B_k|}{|B_1|} = \frac{\sqrt{a_{xk}^2 + a_{yk}^2}}{\sqrt{a_{x1}^2 + a_{y1}^2}} + \frac{\sqrt{b_{xk}^2 + b_{yk}^2}}{\sqrt{b_{x1}^2 + b_{y1}^2}} \quad (3.15)$$

avec  $A_k = \frac{1}{2}(a_{xk} + ja_{yk})$  et  $B_k = \frac{1}{2}(b_{xk} + jb_{yk})$ .

Comme avec la transformée de Fourier, il n'est pas nécessaire d'utiliser un descripteur avec un ordre très grand pour décrire correctement la forme. Plus  $k$  est grand, moins l'importance de l'harmonique  $EFD_k$  est grande pour la description de la forme. La détermination de l'ordre se fait en calculant l'erreur entre la forme initiale et la forme reconstruite à différents ordres. L'erreur utilisée est celle développée par Kuhl [67] et s'écrit comme suit :

$$\varepsilon = \max(\sup_t |x(t) - x_R(t)|, \sup_t |y(t) - y_R(t)|) \quad (3.16)$$

où  $x(t)$  et  $y(t)$  décrivent le contour initial, et  $x_R(t)$  et  $y_R(t)$  décrivent le contour reconstruit à partir du descripteur elliptique de Fourier à un ordre donné.

L'invariance de ces descripteurs en fonction permet de faire une analyse morphologiques sur plusieurs sujets en s'affranchissant des différences d'échelle ou d'orientation [115]. Godefroy et al. [40] proposent de les utiliser afin d'étudier les différences de forme de certaines courbes 3D sur des reconstructions volumiques de bassins, et d'établir une classification par profil des différents bassins. D'autres utilisations des descripteurs elliptiques de Fourier ont été proposées, notamment pour reconstruire des images volumiques à partir d'un ensemble d'images 2D [57].

### 3.4 Conclusion

Plusieurs méthodes de segmentation existent pour les images biomédicales. La recherche d'informations par régions d'intérêt est complexe à cause du nombre de paramètres à définir, mais elle permet d'évaluer la complexité de notre problème. Ensuite, nous avons choisi de développer l'utilisation d'un modèle de contour actif, avec un calcul de l'énergie externe qui est adapté à notre application. Nous avons aussi choisi d'utiliser des descripteurs elliptiques de Fourier afin de raffiner les résultats obtenus.

Dans la suite du manuscrit, nous commençons par développer la problématique de notre travail, ses enjeux et ses difficultés, et nous essayons, dans un premier temps, d'y répondre par une méthode naïve de recherche de points par régions d'intérêt.

Deuxième partie

Contribution à l'extraction du  
contour osseux dans les images  
ultrasonores



# Formalisation et analyse du problème de mise en place d'un système d'assistance

---

## Sommaire

---

<b>4.1</b>	<b>Problématique</b>	<b>41</b>
<b>4.2</b>	<b>Méthodologie de validation des résultats</b>	<b>43</b>
<b>4.3</b>	<b>Approche naïve pour la résolution du problème</b>	<b>50</b>
<b>4.4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>54</b>

---

Nous présentons, dans ce chapitre, la problématique que nous allons étudier, ses enjeux et les contraintes liées à l'application. Ensuite, nous présenterons une approche naïve afin d'analyser la complexité du problème.

## 4.1 Problématique

Les systèmes passifs d'assistance au geste chirurgical en orthopédie nécessitent d'être initialisés en début d'intervention. Le chirurgien doit indiquer au système la position de certains points sur les surfaces osseuses, par rapport aux marqueurs infrarouges fixés sur le patient. Pour ce faire, un outil de type pointeur est utilisé. Il est aussi repéré dans l'espace par le localiseur à l'aide d'un marqueur infrarouge. Ainsi, à travers les incisions de l'intervention, le chirurgien peut pointer (ou palper) les points de repère et le système enregistre leur position. Une fois ces points de repère définis, le système peut calculer un modèle géométrique simplifié du membre inférieur (hanche, fémur, tibia), ainsi que ses axes mécaniques. Pour une utilisation pré et post-opératoire, la principale limitation est la palpation des points de repère à travers les incisions : sans ces incisions, le chirurgien n'a pas d'accès direct à la surface osseuse. Pour certains points, la palpation est possible sur la peau, mais la précision dépend alors de l'épaisseur de tissus mous. Ainsi, pour permettre une palpation plus précise de ces points sans avoir accès directement à la surface osseuse, nous proposons d'utiliser l'imagerie ultrasonore.

Cette modalité d'imagerie présente plusieurs avantages : elle n'est pas nocive pour le patient et les modules ultrasonores ne sont pas encombrants, ce qui permet de

les utiliser facilement dans un environnement de salle de consultation. Elle permet aussi de travailler sur un flux d'images continu. La sonde ultrasonore est légère, ce qui lui permet d'être très mobile. Le chirurgien peut alors facilement adapter la position de la sonde en fonction de ce qu'il veut étudier, et de ce qu'il voit à l'écran. Cependant, contrairement aux images à rayons X, ce n'est pas une modalité d'imagerie couramment utilisée par les chirurgiens orthopédiques. L'interprétation des images est d'autant plus compliquée que, par opposition aux images à rayons X qui présentent des vues globales des structures osseuses sous forme de projections, les images ultrasonores 2D que nous utilisons présentent des vues de coupes. Il faut donc que le chirurgien arrive à imaginer la correspondance entre la vue de coupe et l'anatomie générale du patient afin de pouvoir déterminer de façon précise la position des points de repère voulus.

Nous proposons donc de l'assister en lui fournissant la position de ces points de façon automatique, tout en lui laissant le contrôle du résultat final. L'outil informatique devra assister le chirurgien dans sa pratique quotidienne, mais celui-ci doit rester maître de ses décisions à tout moment. L'aide à la détermination des points de repère devra ainsi servir d'outil d'aide à la décision pour le chirurgien. Les informations extraites des images seront directement intégrées au flux d'images que le chirurgien voit. Ainsi, il pourra adapter son geste en fonction du retour visuel. Pour lui assurer un contrôle complet du résultat, plusieurs stratégies doivent être envisagées, en fonction du type d'informations affichées, et de la façon dont elles sont extraites des images.

La qualité des images US est très variable et dépend d'abord de :

1. la qualité et la configuration de la sonde,
2. la structure des tissus.

Les réglages de la sonde (gains, fréquence, ou profondeur de focalisation) ont une influence sur la qualité des images : sur un patient, les caractéristiques d'une image US prise au même endroit varient fortement si on modifie les réglages de la sonde. La qualité des images acquises dans une même zone varie aussi entre deux patients. En fonction de l'inclinaison de la sonde par rapport aux différentes interfaces, mais aussi de la qualité des différents tissus en fonction des patients, il arrive d'avoir des artefacts dans les images. Ils sont dus à la méthode de reconstruction des images à partir de l'écho, mais aussi à la variance tissulaire existante entre les différents patients. Ainsi, dans un flux d'images US, il est possible d'avoir, entre deux images successives, des variations de dynamique et des modifications importantes de l'histogramme. Il est donc difficile de fonder l'extraction des informations recherchées sur la seule dynamique de l'image.

La mise en place d'un système d'assistance pré et post-opératoire pour les chirurgiens orthopédiques via l'imagerie ultrasonore soulève donc plusieurs problèmes :

1. établir un protocole permettant d'initialiser le système sans avoir accès à la

- surface osseuse à travers des incisions, mais en utilisant l'imagerie ultrasonore,
2. guider le chirurgien lors de l'utilisation de l'imagerie ultrasonore en extrayant automatiquement des informations des images,
  3. permettre au chirurgien de d'interagir avec le système à tout moment afin de contrôler le résultat de l'initialisation.

Notre travail se concentre sur l'extraction de la gorge trochléenne et de la ligne intercondyloïde dans des images US de condyles fémoraux. Ces points permettent, lors d'une initialisation du système sans accès direct à la surface osseuse, d'orienter le repère correspondant au fémur. Il existe peu des travaux en lien direct avec notre application et concernant la segmentation des images ultrasonores.

## 4.2 Méthodologie de validation des résultats

La validation de nos travaux est effectuée sur une base de données que nous avons établie à partir d'images US acquises sur différents patients.

### 4.2.1 Système d'imagerie ultrasonore utilisé

Le système d'imagerie ultrasonore utilisé (figure 4.1) pour ce travail de thèse est produit par Telemed (Vilnius, Lituanie) et constitue un choix technologique d'Aesculap pour réaliser l'OrthoPilot™. Il est constitué d'une sonde linéaire qui



FIGURE 4.1 – Module ultrasonore utilisé dans le cadre de nos travaux de recherche.

contient 128 cristaux piézoélectriques pour une longueur de 80 millimètres. Pour contrôler ce module, nous disposons d'une interface logicielle nous permettant de modifier certains paramètres d'acquisition de la sonde.

### 4.2.1.1 Focalisation du faisceau

Nous avons vu que la focalisation du faisceau d'onde se fait en modifiant le retard appliqué à l'émission de l'impulsion électrique pour les différents cristaux. La profondeur de focalisation se contrôle en modifiant les différentes valeurs des retards. Dans le cadre de nos travaux, la sonde que nous utilisons permet, pour une même image, de définir jusqu'à quatre points de focalisation. Ainsi, pour chaque point de focalisation défini, un faisceau ultrason est formé et l'image finale est construite à partir de tous les échos recueillis. L'image est de meilleure qualité mais le taux d'acquisition des images diminue d'autant.

Pour définir le nombre et la profondeur des points de focalisation, l'utilisateur dispose de quatre ensembles prédéfinis, avec quatre choix chacun, et un cinquième ensemble qui permet de laisser la sonde régler automatiquement la profondeur de focalisation. Les différents choix sont présentés table 4.1.

Le choix d'un ensemble parmi les quatre premiers proposés dépend de la profondeur que l'utilisateur veut atteindre. Pour l'ensemble 5, le système effectue une analyse de l'image et la focalisation est réglée automatiquement afin de mettre en valeur les structures principales. L'utilisation de la focalisation automatique permet dans certains cas d'avoir une meilleure image mais elle a pour conséquence de diminuer le taux d'acquisition des images.

### 4.2.1.2 Gain général

Ce gain est directement appliqué sur la totalité des données avant la reconstruction de l'image. Ce paramètre peut prendre des valeurs dans l'intervalle  $[0, 15]$ . Sa valeur doit être modifiée avec précaution puisqu'elle joue à la fois sur les données utiles et sur le bruit.

### 4.2.1.3 Célérité dans le milieu

La reconstruction de l'image est fondée sur l'amplitude de l'écho réceptionné par la sonde, et sur le délai entre l'émission et la réception du signal. Ce délai permet de définir correctement la position des structures dans l'image. Il faut donc établir une relation entre temps et distance : c'est la célérité moyenne des ondes dans les milieux traversés. Les ondes ultrasonores se déplacent dans l'eau à 20°C à la vitesse de  $1480 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ . Dans les tissus mous, la vitesse de propagation est fixée en moyenne à  $1540 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ , et à  $3500 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  dans les os. Dans la suite, la valeur de la célérité est fixée à  $1540 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ .

TABLE 4.1 – Détail des ensembles de choix possibles pour la définition des points de focalisation.

Profondeur (mm)	Ensemble 1	Ensemble 2	Ensemble 3	Ensemble 4	Ensemble 5
7	X				
10					X
13	X	X			
17					X
20	X				
22		X			
25					X
34	X				
35		X			X
37			X		
46					X
47			X		
48				X	
52		X			
57					
62			X		
63				X	
68					X
77			X		
78				X	X
93					
97				X	X

#### 4.2.1.4 Compensation du retard

Ce paramètre (aussi appelé Time Gain Control ou TGC) permet de compenser l'atténuation des ondes ultrasonores dans le milieu, qui augmente avec le profondeur des structures imagées et la viscosité des milieux traversés. Il se règle à cinq profondeurs différentes, donc pour cinq retards différents (en fonction de la valeur de la célérité dans le milieu définie ci-dessus). La compensation par rapport au temps s'effectue directement sur le signal après numérisation. Pour chacune des profondeurs, la compensation prend sa valeur dans l'intervalle  $[0, 255]$ .

#### 4.2.1.5 Fréquence

De nos jours, la plupart des modules ultrasonores qui sont fabriqués permettent de régler la fréquence du signal émis. Notre module permet de choisir une fréquence entre 3 et 7 MHz. Ce réglage se fait en fonction du type de structures que l'utilisateur veut acquérir, et de leur profondeur après la peau. En effet, plus la fréquence est élevée, meilleure est la pénétration des ondes dans les structures. Ainsi, les hautes fréquences permettent d'avoir une image avec une grande résolution, mais pour des structures peu profondes, tandis que des fréquences plus basses permettent d'acquérir des images de structures plus profondes mais avec une résolution inférieure.

#### 4.2.1.6 Allongement du spectre d'affichage

Notre module ultrasonore permet de contrôler la différence d'affichage entre les échos forts et les échos très faibles. Si le spectre d'intensité des échos est très étalé, le spectre des intensités de l'image reconstruite sera aussi étalé et le contraste sera faible pour pouvoir afficher les petits échos qui sont principalement du bruit. A l'inverse, si le spectre est réduit, seuls les échos importants seront reconstruits dans l'image, mais il y a un risque de perdre les petits échos qui sont par exemple importants pour l'étude du flux sanguin dans les vaisseaux. Le réglage de la longueur du spectre se fait donc en fonction de l'application. L'échelle de réglage de ce paramètre va de 0 (pas d'allongement du spectre d'affichage) à 7 (allongement maximal du spectre d'affichage).

#### 4.2.1.7 Palette

La palette permet de régler des paramètres de l'image après reconstruction. Il s'agit du contraste, du gamma et de la luminosité de l'image. La modification de ces paramètres permet de changer l'histogramme de l'image affichée pour l'utilisateur, et d'améliorer sa perception des structures ciblées. La valeur de ces trois paramètres doit se trouver dans l'intervalle  $[-50, +50]$ .

### 4.2.2 Mise en place d'une base de données de test

Pour effectuer les tests de validation des différentes méthodes proposées, nous avons mis en place une base de données d'images ultrasonores. Pour cela, nous avons réalisé des acquisitions sur 29 volontaires : 9 femmes âgées de 24 à 51 ans et 20 hommes âgés de 25 à 61 ans, avec des indices de masse corporelle (IMC) variant entre 18 et 31 (entre 22 et 31 pour les hommes, et entre 18 et 29 pour les femmes).

TABLE 4.2 – Paramètres utilisés pour la sonde lors de l'établissement de la base de donnée de tests.

Paramètres	Valeurs
Points de focalisation	20, 34 (Ens. 1)
Gain général	8
TGC	72, 26, 0, 0, 0
Fréquence	7MHz
Allongement du spectre de l'écho	1
Célérité dans le milieu	1540 m.s <sup>-1</sup>
<i>Palette :</i>	
Contraste	0
Luminosité	0
Gamma	0

L'acquisition des condyles fémoraux (voir paragraphe 1.1.1.2 pour l'anatomie du fémur) s'est déroulée en suivant les instructions suivantes :

1. Placer la jambe en extension en s'allongeant ou en s'asseyant (mais pas en position debout) ,
2. Placer la sonde selon un axe médio-latéral sous la patella de façon à ce que le faisceau ultrasonore soit dirigé vers le fémur,
3. Chercher à avoir une image des condyles correcte,
4. Lancer l'acquisition et effectuer un mouvement de rotation de la sonde autour de l'axe médio-latéral,
5. Répéter la dernière opération en fonction du nombre de séries d'images voulues.

L'acquisition de ces images a été faite avec la sonde ultrasonore décrite précédemment. Il s'agit du module ultrason développé par Aesculap AG (Allemagne). Ce dernier est contrôlé par un logiciel développé au sein de l'équipe R&D d'Aesculap AG à Echirrolles (France) basé sur le Software Development Kit (SDK) fourni par le fabricant de la sonde. Ceci permet de visualiser l'image ultrasonore reconstruite tout en modifiant les paramètres de la sonde. L'ordinateur utilisé a la configuration suivante : système d'exploitation Windows XP, processeur Intel Pentium Dual-Core E5200 à 2.55 GHz, et 1 Go de mémoire vive RAM DDR2.

Nous avons décidé de fixer les paramètres utilisés et de ne pas les modifier entre deux acquisitions pour avoir des images avec des propriétés identiques. Il est à signaler que ces paramètres ont été fixés pour fournir des images de bonne qualité sur un des volontaires représentant un individu moyen dans la totalité du groupe (table 4.2).

Pour chaque volontaire, deux à quatre séries ont été acquises sur chacune des jambes (droite et gauche) de façon à avoir assez d'images. Après élimination des images non utilisables (surface osseuse non visible), la base de données contient 651 images présentant un profil de condyles fémoraux identifiable à l'œil. La résolution de ces images est la même horizontalement et verticalement (0,15 mm/pixel). Le contour osseux, ainsi que la ligne intercondyalaire et la gorge de la trochlée ont été segmentés dans ces images par un expert (Dr David Russel, Golden Jubilee Hospital, Glasgow). Cette segmentation manuelle servira de référence pour l'évaluation des performances des méthodes.

### 4.2.3 Critères quantitatifs de comparaison des images

Pour comparer les résultats et évaluer les performances des méthodes proposées, nous avons utilisé trois mesures d'erreur.

#### 4.2.3.1 Erreur quadratique moyenne (EQM)

L'erreur quadratique moyenne permet de quantifier la distance entre une segmentation manuelle du contour qui fait office de référence et la segmentation automatique calculée par la méthode testée. Elle s'exprime comme suit [41] :

$$EQM(\mathbf{y}) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (4.1)$$

où  $\mathbf{y} = \{y_i, i = 1, \dots, n\}$  est la segmentation automatique du contour calculée en  $n$  points et  $\bar{\mathbf{y}} = \{\bar{y}_i, i = 1, \dots, n\}$  est la segmentation référence du même contour. Cette mesure d'erreur est exprimée en pixels. Sa valeur est ramenée à la taille du plus petit échantillon utilisé entre celui qui sert de référence et celui testé.

#### 4.2.3.2 Erreur de classification (EC)

Cette mesure d'erreur évalue la dissimilarité qu'il peut y avoir entre deux résultats. Elle s'exprime comme suit [120] :

$$EC_p(\mathbf{y}) = 100 \times \left( 1 - \frac{|\mathcal{B}_m \cap \mathcal{B}_c| + |\mathcal{F}_m \cap \mathcal{F}_c|}{|\mathcal{B}_m| + |\mathcal{F}_m|} \right) \quad (4.2)$$

où  $\mathbf{y}$  exprime la segmentation automatique qui est évaluée,  $\mathcal{B}_m$  et  $\mathcal{F}_m$  sont respectivement le dernier et le premier plan de l'image de référence, et  $\mathcal{B}_c$  et  $\mathcal{F}_c$  sont respectivement le dernier et le premier plan de l'image segmentée automatiquement.

Contrairement à l'erreur aux moindres carrés, l'erreur de classification évalue le pourcentage d'informations différentes entre l'image traitée et l'image de référence. Par contre, elle ne quantifie pas l'erreur entre ces informations. Elle est exprimée en pourcentage (%). Afin que cette mesure illustre au mieux la différence entre la



segmentation automatique et la segmentation de référence, la valeur est normalisée par rapport à la longueur du contour.

#### 4.2.3.3 Distance modifiée de Hausdorff (DMH)

La distance de Hausdorff permet d'évaluer l'éloignement entre deux ensembles de points. En traitement d'images, elle est utilisée pour quantifier la différence entre deux formes. Elle est principalement utilisée dans des algorithmes de reconnaissance de forme. Cependant, dans sa forme initiale cette distance n'est pas invariante aux changements d'échelle. La Distance Modifiée de Hausdorff (DMH) [29] a donc été créée et s'exprime comme suit :

$$DMH(S, T) = \max\{g_d(S, T), g_d(T, S)\} \quad (4.3)$$

avec

$$g_d(S, T) = \frac{1}{|S|} \sum_{p \in S} \min_{q \in T} \{d(p, q)\} \quad (4.4)$$

où  $d$  est la distance quadratique moyenne exprimée en pixels,  $S$  et  $T$  sont les deux ensembles de points comparés. La distance modifiée de Hausdorff s'exprime en pixels. Cette distance prend en compte la totalité des deux échantillons comparés.

#### 4.2.3.4 Intervalle de confiance

Dans le cadre du développement d'un système d'assistance à la prise de mesures physiologiques en orthopédie, le point le plus limitant est la gorge de la trochlée. En effet, l'orientation du repère sur le fémur se fait à partir de deux points acquis le long de la gorge trochléenne et qui sont projetés sur un plan axial. En considérant la position de ces points, les paramètres anatomiques de la partie distale du fémur, et le fait que l'erreur pour l'orientation ne doit pas dépasser  $2,5^\circ$ , nous fixons la valeur limite d'erreur à 13 pixels (2 mm). Cette limite concerne principalement le positionnement de la gorge trochléenne, mais comme ce dernier dépend de la qualité de la définition du contour osseux, nous fixons la même limite pour l'erreur quadratique moyenne et la distance modifiée de Hausdorff quant à l'extraction de ce contour.

#### 4.2.4 Matériel

La validation des différentes contributions est effectuée avec un ordinateur en utilisant Matlab R2010b version Mac OSX/Linux, avec un processeur Intel Core 2 Duo 2 GHz et 4 Go de mémoire RAM DDR3 1067 MHz. Pour l'application proposée au chapitre 7, le logiciel est développé en C/C++, avec les bibliothèques Armadillo, CImg et le framework Qt. Le matériel utilisé est une station OrthoPilot™ munie d'un ordinateur avec un processeur Intel Core Duo L2400 1,66 GHz, sous Windows XP Service Pack 2, et 1 Go de mémoire RAM DDR2 997 Mhz.

## 4.3 Approche naïve pour la résolution du problème

Les images qui doivent être traitées automatiquement ne présentent apparemment pas de difficulté majeure. Ainsi, nous proposons une méthode simple d'extraction des points de repère (sans extraire le contour osseux) et nous analysons les résultats afin de définir les difficultés inhérentes au traitement automatique des images ultrasonores.

### 4.3.1 Recherche simple des points de repère

La recherche de structures dans des images via des régions d'intérêt permet d'éviter de traiter toute l'image quand nous sommes sûrs que les structures recherchées sont concentrées dans une région de l'image. Dans notre cas, nous voulons extraire automatiquement la position des points de repère dans des images ultrasonores. Les os sont des structures rigides qui se déforment peu sous la contrainte. La position relative des points de repère sur un os ne change pas. Nous nous intéressons aux images US de condyles fémoraux, dont le contour est toujours représenté par deux bosses avec une vallée au centre. Ainsi, une fois que la gorge de la trochlée est définie (le creux de la vallée), deux régions contenant les condyles (les deux bosses) peuvent être définies de part et d'autre de la gorge trochléenne.

En suivant les intructions d'acquisition des images décrites ci-dessus, le point représentant la gorge trochléenne doit satisfaire les caractéristiques suivantes :

1. il est lumineux puisque le faisceau d'onde est réfléchi perpendiculairement par rapport à la surface osseuse
2. il est isolé puisque le faisceau d'onde n'est pas normal à la surface osseuse de part et d'autre de ce point

L'algorithme 4.1 permet d'extraire ce point via des seuillages successifs et des parcours de l'image sur les colonnes :  $I$  représente l'image originale,  $I_s$  l'image seuillée,  $r$  la ligne la plus basse contenant des pixels non nuls,  $n_{pixels}$  le nombre de pixels non nuls sur un ensemble de ligne et  $n_{lignes}$  le nombre de lignes vides dans une zone de l'image. La valeur du seuil minimal  $s_{min}$  est définie empiriquement (dans notre cas,  $s_{min} = 150$ ). La fonction  $Seuillage(I, s)$  permet de calculer le résultat du seuillage de l'image  $I$  avec un seuil  $s$ . La fonction  $Barycentre_I(r_1, r_2)$  permet de calculer le barycentre des pixels non nuls de l'image  $I$  sur les lignes  $r_1$  à  $r_2$ . Le centre du repère image est situé au coin en haut à gauche. La figure 4.2 illustre l'extraction de la gorge trochléenne sur une image ultrasonore de condyles fémoraux.

Les régions de recherche des condyles sont définies symétriquement par rapport à l'axe vertical passant par la gorge trochléenne, à partir de l'image seuillée  $I_s$ . Chacune des deux régions est parcourue de façon à calculer les barycentres des pixels non nuls. La ligne intercondyalaire est celle qui relie ces deux points.

---

**Algorithme 4.1** Algorithme d'extraction de la gorge de la trochlée par seuillages successifs.

---

**Précondition :** Les variables nécessaires sont :

- $I$  l'image à traitée et  $I_s$  l'image seuillée
- $s_{min}$  le seuil minimal et  $s$  le seuil courant
- $P_t$  le point recherché
- $r$  la ligne la plus basse dans l'image avec des pixels non nuls
- $n_{pixels}$  le nombre de pixels non nuls sur la ligne courante
- $n_{lignes}$  le nombre de lignes vides dans une zone de l'image

Le seuil minimal  $s_{min}$  est défini empiriquement.

$s \leftarrow \max(I)$

$I_s \leftarrow \text{Seuillage}(I, s)$

**tant que**  $s \geq s_{min}$  &  $\pi = \{\emptyset\}$  **faire**

$r \leftarrow$  Ligne la plus basse avec des pixels non nuls

$n_{pixels} \leftarrow$  Nb de pixels non nuls sur les lignes  $[r - 2, r]$

**si**  $n_{pixels} < 10 \mid 15 < n_{pixels}$  **alors**

*(Nous n'avons pas trouvé de bon candidat.)*

$s \leftarrow s - 1$

**sinon**

$n_{lignes} \leftarrow$  Nb de lignes vides au-dessus de  $r - 4$

**si**  $n_{lignes} < 9$  **alors**

*(Nous n'avons pas trouvé de bon candidat.)*

$s \leftarrow s - 1$

**sinon**

*(Nous avons trouvé un bon candidat.)*

$P \leftarrow \text{Barycentre}_{I_s}(r - 2, r)$

**fin si**

**fin si**

**fin tant que**

**si**  $s < s_{min}$  **alors**

**retourne** 0

**sinon**

**retourne**  $\pi, s$

**fin si**

---

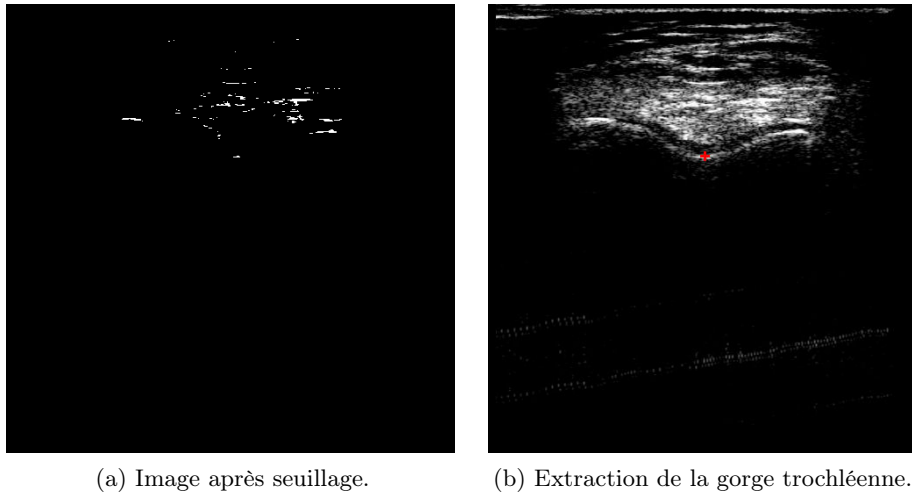


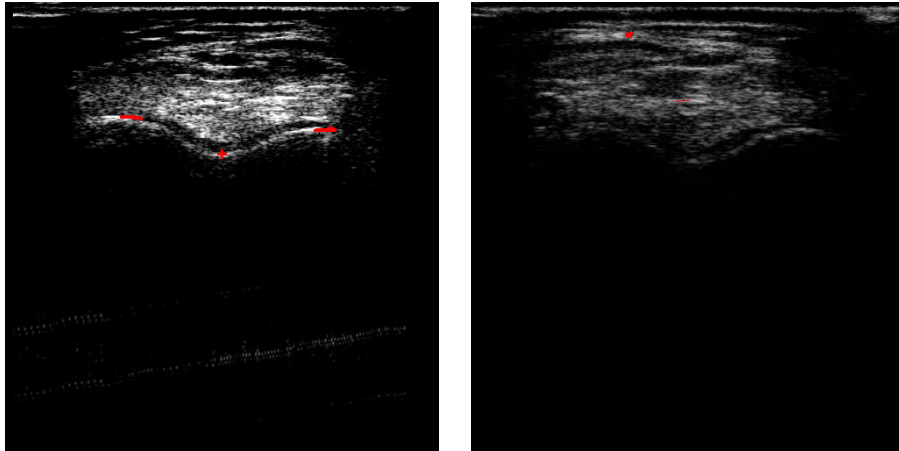
FIGURE 4.2 – Processus d'extraction de la gorge trochléenne par une méthode par seuillages successifs.

### 4.3.2 Résultats et analyse

Afin d'évaluer les performances de ce type de méthode paramétrique et de déterminer une bonne stratégie pour extraire de façon précise les points de repère des images, nous avons utilisé plusieurs images acquises sur un même sujet, pour différents réglages de la sonde. Deux exemples de ces acquisitions sont présentés figure 4.3. La méthode est très sensible aux changements de réglages de la sonde. Pour avoir les mêmes résultats, un réglage des paramètres de la méthode est nécessaire pour chaque réglage de la sonde.

En plus du problème du réglage des paramètres, nous constatons que le résultat est très dépendant de la qualité de l'image. Une modification des réglages de la sonde entraîne une modification des propriétés des images US. La figure 4.4 permet de voir les intensités des deux images présentées figure 4.3 en 3D. Mise à part la différence d'échelle pour les intensités, nous pouvons remarquer une différence dans la répartition des intensités. La figure 4.4a présente une zone vers le bas de l'image où les pixels ne sont pas tous nuls, contrairement à la figure 4.4b.

La qualité des images ne dépend pas seulement des paramètres d'acquisition utilisés par le module ultrasonore, mais aussi des caractéristiques du patient, et cette différence peut être importante. Ces caractéristiques propres au patient peuvent être, par exemple, le sexe, l'âge, la taille, ou encore l'IMC. Ainsi, la difficulté dans le traitement automatique des images ultrasonores vient de la diversité des images, qu'elle soit due à des paramètres d'acquisition différents, à des caractéristiques propres au patient, ou même à un positionnement différent de la sonde pour une même structure anatomique.

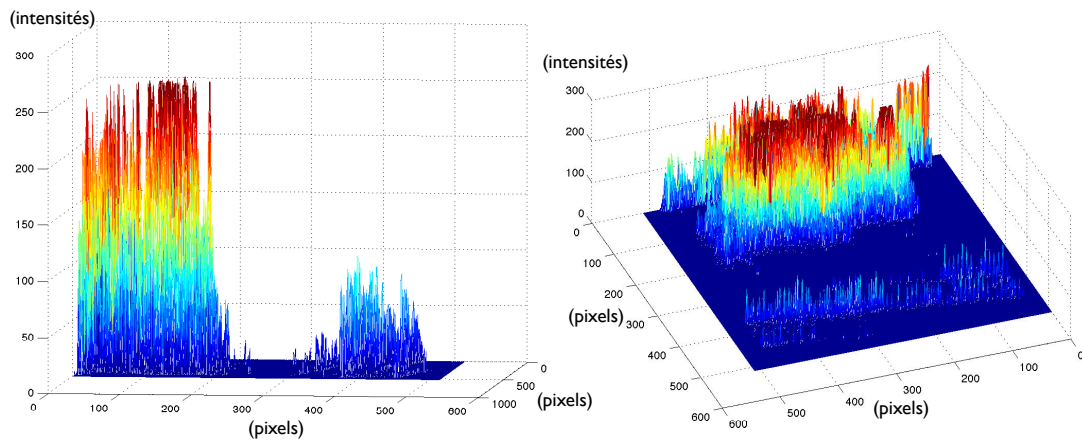


(a) Extraction réussie des points de repère.

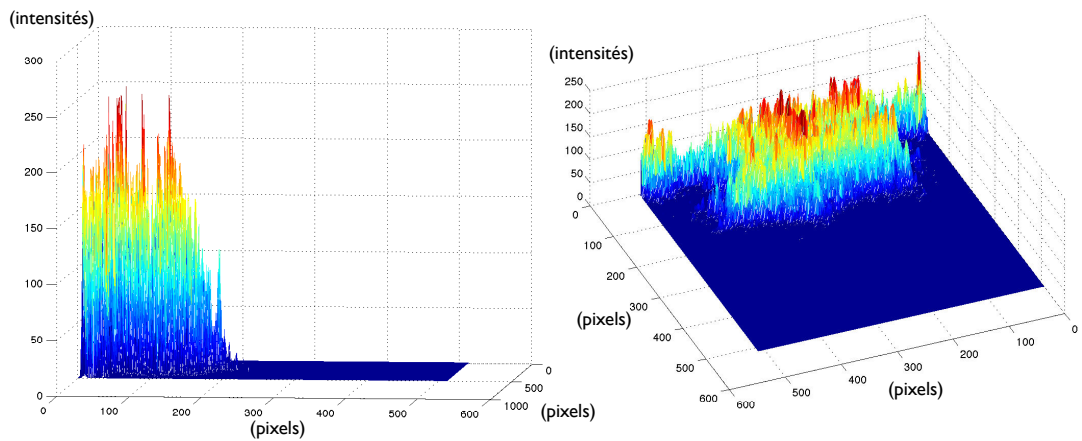
(b) Mauvaise extraction des points de repère pour le même sujet (paramètres d'acquisition différents).

FIGURE 4.3 – Comparaison de l'extraction des mêmes points de repère pour deux séries d'images acquises sur le même sujet, mais avec des paramètres d'acquisition différents pour la sonde.

La méthode proposée n'est pas assez robuste pour pouvoir fonctionner sur plusieurs types d'images. Pour que l'extraction des informations puisse se faire sur un large panel d'images ultrasonores, il faudrait limiter le nombre de paramètres de façon à s'affranchir au plus des spécificités des images ultrasonores pour des paramètres d'acquisition différents.



(a) Profil 3D des intensités pour la figure 4.3a.



(b) Profil 3D des intensités pour la figure 4.3b.

FIGURE 4.4 – Intensités en 3D pour différents réglages de la sonde.

## 4.4 Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'exposer et de développer la problématique étudiée ainsi que d'explorer une solution naïve, peu robuste. Nous proposons dans la suite de cette thèse de changer de stratégie et de commencer par extraire le contour osseux avant d'en déduire la position des points d'intérêt recherchés. Nous passons donc d'une recherche localisée à un traitement global de l'image.

Le chapitre suivant développe une méthode d'extraction utilisant un modèle de contour actif.

# Contribution à l'extraction du contour osseux via des contours actifs

---

## Sommaire

<b>5.1</b>	<b>Extraction du contour osseux et des points de repère par contour actif</b>	<b>55</b>
<b>5.2</b>	<b>Résultats et discussion</b>	<b>59</b>
<b>5.3</b>	<b>Post-traitement via un <i>a priori</i> géométrique</b>	<b>71</b>
<b>5.4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>75</b>

---

Dans ce chapitre, nous proposons d'extraire le contour osseux via un contour actif, appelée SCOPCA (pour Segmentation du Contour Osseux Par Contour Actif). La validation de la méthode est effectuée sur notre base de données après avoir fait des tests de robustesse au bruit. Nous proposons par la suite d'améliorer l'extraction du contour osseux via l'utilisation d'un descripteur elliptique de Fourier.

## 5.1 Extraction du contour osseux et des points de repère par contour actif

Nous proposons de passer d'une approche localisée, comme présentée dans le chapitre précédent, à une approche globale qui permet d'extraire le contour osseux de l'image en utilisant un modèle de contour actif. Nous appelons cette méthode SCOPCA pour Segmentation du Contour Osseux Par Contour Actif.

### 5.1.1 Méthode SCOPCA

Le modèle de contour actif que nous proposons d'utiliser est inspiré de celui développé par Kass et al. [61]. L'expression de l'énergie interne  $E_I$  est celle utilisée pour le modèle initial (équation 3.2). L'énergie externe est utilisée comme champ d'attraction (ou de répulsion) du contour actif et s'exprime traditionnellement en utilisant les propriétés de l'image. Il est courant d'utiliser par exemple le gradient, qui permet d'attirer le contour actif vers les contours de l'image. Afin d'accélérer l'évolution du contour actif vers les contours de l'image, nous proposons de calculer

l'énergie externe à partir d'un seuillage du gradient et d'une segmentation grossière du contour osseux.

L'expression globale de l'énergie sur le contour actif s'écrit :

$$\begin{aligned} E(\mathcal{C}) &= \int_{(\mathcal{C})} E_I(\nu(\zeta)) + \mu E_E d\zeta \\ &= \int_{(\mathcal{C})} \alpha \left\| \frac{d(\nu(\zeta))}{d\zeta} \right\|^2 + \beta \left\| \frac{d^2(\nu(\zeta))}{d\zeta^2} \right\|^2 + \mu E_E d\zeta \end{aligned} \quad (5.1)$$

où  $\nu(\zeta)$  représente le contour avec  $\zeta$  l'abscisse curviligne,  $\alpha$  et  $\beta$  sont les coefficients permettant de contrôler respectivement l'élasticité et la rigidité du contour et  $\mu$  sert à régulariser l'expression de l'énergie externe  $E_E$  afin que la balance entre énergie interne et énergie externe soit équilibrée. L'évolution du contour se fait vers les valeurs basses de  $E_E$ , et elle s'arrête lorsque

$$\frac{\delta E(\mathcal{C})}{\delta \zeta} = 0 \quad (5.2)$$

### 5.1.2 Expression de l'énergie externe $E_E$

Nous définissons l'énergie externe  $E_E$  à partir d'une segmentation grossière de l'image traitée, pour pouvoir initialiser le contour actif automatiquement. Les valeurs nulles de ce champ d'énergie sont situées au plus près du contour osseux à segmenter. Le calcul de cette énergie se fait donc en 2 étapes :

1. un prétraitement via des filtres morphologiques [81] afin de déterminer une image binaire représentant la segmentation grossière du contour
2. le calcul de la carte de distances sur l'image binaire.

Puisque l'interface osseuse renvoie toute l'énergie du faisceau d'ondes ultrasonores, le prétraitement se fait via l'extraction des hautes valeurs de gradient de l'image étudiée, et en utilisant des filtres morphologiques. Afin qu'une éventuelle présence de bruit dans l'image ne puisse pas perturber le calcul du gradient (figure 5.1b), nous commençons par effectuer un filtrage gaussien (équation 5.3) :

$$I_G = \nabla(G_\sigma * I) \quad (5.3)$$

où  $I_G$  représente le gradient de l'image (figure 5.1b),  $I$  l'image originale à étudier (figure 5.1a) et  $G_\sigma$  le filtre gaussien utilisé. Nous effectuons ensuite un seuillage de  $I_G$  afin de conserver les gradients élevés. La valeur du seuil est calculée à partir de la probabilité cumulée des valeurs de gradient. Pour cela, nous définissons  $p\%$  le pourcentage des valeurs les plus élevées à conserver. La valeur retenue pour  $p\%$  est de 2%, ce choix étant discuté par la suite (paragraphe 5.2.1.2). L'image seuillée ( $I_B$ ) est présentée sur la figure 5.1c.



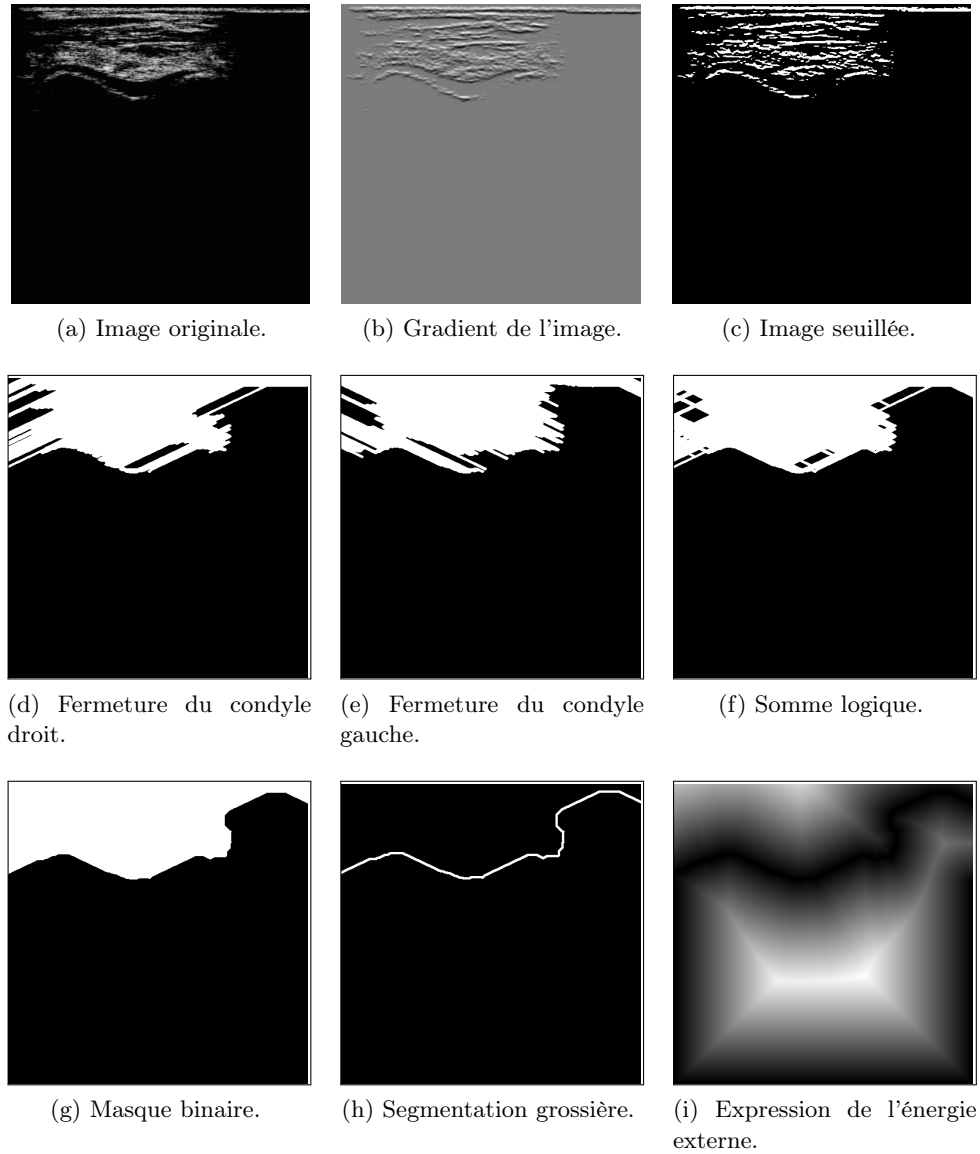


FIGURE 5.1 – Définition de l'énergie externe pour le contour actif.

Certaines méthodes de segmentation d'images médicales impliquent déjà l'utilisation d'opérateurs morphologiques ([99, 9]). A partir de l'image seuillée, nous proposons de calculer le masque via une suite d'opérations morphologiques. Les fermetures des condyles à gauche et à droite (figures 5.1d et 5.1e) sont combinées (figure 5.1f) avant le calcul du masque (figure 5.1g). La suite d'opération utilisée pour calculer l'image binaire finale est la suivante :

$$I_{Bf} = ((I_B \bullet E_{(ligne,gauche)}) \vee (I_B \bullet E_{(ligne,droit)})) \bullet E_{(disque)} \quad (5.4)$$

où  $\vee$  désigne le "OU" logique et  $I \bullet E = \varepsilon_E \delta_E(I)$  la fermeture de l'image  $I$  par l'élément structurant  $E$ ,  $\varepsilon_E$  désignant l'opérateur morphologique d'érosion et  $\delta_E$

désignant l'opération morphologique de dilatation.

La segmentation grossière (figure 5.1h) déterminée à partir de  $I_{Bf}$  sert de masque au calcul de la carte des distances euclidiennes [23] (figure 5.1i). Ainsi, plus le contour actif est éloigné de sa position de stabilité, plus l'évolution vers celle-ci sera rapide, et l'évolution ralentit lorsque le contour actif se rapproche du contour final.

La représentation de la carte de l'énergie externe sous forme de champ d'attraction est présentée figure 5.2a, et l'évolution du contour actif vers le contour final est présentée figures 5.2b et 5.2c. Cette évolution se fait bien en suivant le champ d'attraction défini par la carte de l'énergie externe.

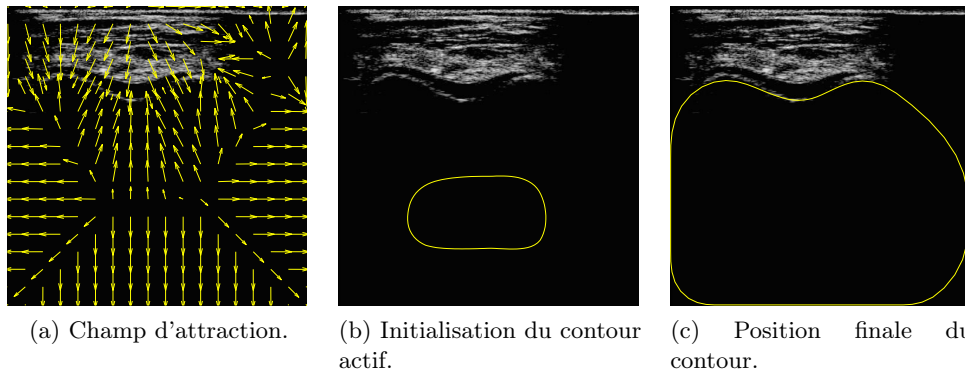


FIGURE 5.2 – Champ d'attraction créé à partir d'un champ de gradients, et évolution du contour.

### 5.1.3 Extraction des points de repère anatomiques

Une fois le contour osseux défini, nous proposons d'extraire les points de repère en utilisant un modèle et une description géométrique de leur position sur le modèle. La gorge de la trochlée est représentée par le point d'inflexion le plus bas et la ligne intercondyalaire passe par les deux points d'inflexion les plus hauts dans l'image. Par conséquent, le succès de l'extraction de ces points de repère passe par une extraction correcte du contour osseux.

Un exemple de résultat de l'extraction du contour osseux et des points de repère par la méthode SCOPCA est donné figure 5.3.

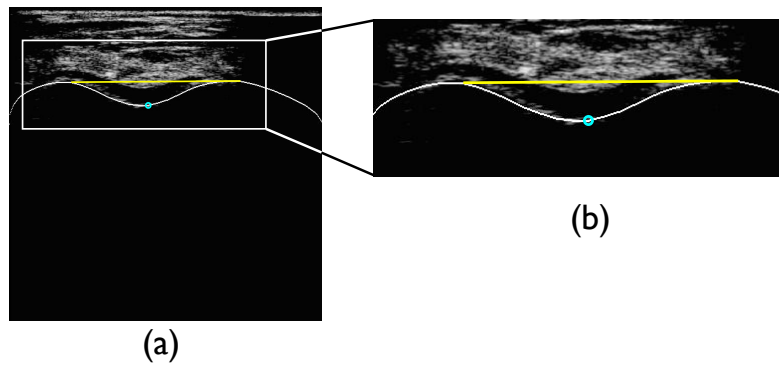


FIGURE 5.3 – Résultat de l'extraction par la méthode SCOPCA. (a) Image complète. (b) Zoom sur le contour extrait.

## 5.2 Résultats et discussion

Nous commençons par discuter du choix des paramètres utilisés avec cette méthode. Ensuite, nous analysons les résultats obtenus sur la base de données de 651 images, ainsi que les résultats d'analyse de robustesse vis à vis du bruit.

### 5.2.1 Réglage des paramètres

Le réglage des paramètres concerne trois éléments de la méthode :

Etape	Paramètres
Contour actif	$\alpha, \beta$
Seuillage des valeurs de gradient	$p\%$
Création du masque binaire	Choix des filtres morphologiques

#### 5.2.1.1 Paramètres du contour actif

Le contour actif utilise des paramètres, notamment concernant l'énergie interne (Equation 3.2). Il est connu que le paramètre  $\alpha$  permet de contrôler l'élasticité du contour actif. Plus il est proche de zéro, plus le contour est élastique et plus la convergence est rapide. Cependant, si le contour est trop élastique, le résultat final correspondra presque exactement au masque de la segmentation grossière. Le paramètre  $\beta$  permet de contrôler la rigidité, et donc la taille des rayons de courbure.

Ainsi, pour extraire le contour osseux correctement, la valeur de  $\alpha$  doit être relativement petite, et celle de  $\beta$  relativement grande, afin de limiter les fortes courbures. Les valeurs optimales sont déterminées en évaluant les différentes erreurs obtenues sur la totalité de la base de données (valeurs moyennes de l'erreur quadratique moyenne ou EQM, de l'erreur de classification ou EC et de la distance modifiée de Hausdorff ou DMH). Les différentes valeurs testées ont été choisies d'après une étude

globale de l'influence des paramètres. Les résultats sont présentés dans le tableau 5.1.

TABLE 5.1 – Comparaison des résultats pour différentes valeurs de  $\alpha$  et  $\beta$ .

$\beta \backslash \alpha$	0,0	0,1	0,2
0,0	$\bar{m}_{EQM} = 6,78$ $\bar{m}_{EC} = 53,87$ $\bar{m}_{DMH} = 23,37$	$\bar{m}_{EQM} = 6,51$ $\bar{m}_{EC} = 51,22$ $\bar{m}_{DMH} = 21,20$	$\bar{m}_{EQM} = 6,13$ $\bar{m}_{EC} = 50,60$ $\bar{m}_{DMH} = 20,32$
1,0	$\bar{m}_{EQM} = 6,16$ $\bar{m}_{EC} = 50,57$ $\bar{m}_{DMH} = 20,29$	$\bar{m}_{EQM} = 6,22$ $\bar{m}_{EC} = 50,37$ $\bar{m}_{DMH} = 20,30$	$\bar{m}_{EQM} = 6,28$ $\bar{m}_{EC} = 50,17$ $\bar{m}_{DMH} = 20,42$
2,0	$\bar{m}_{EQM} = 6,22$ $\bar{m}_{EC} = 50,12$ $\bar{m}_{DMH} = 20,22$	$\bar{m}_{EQM} = 6,27$ $\bar{m}_{EC} = 50,02$ $\bar{m}_{DMH} = 20,34$	$\bar{m}_{EQM} = 6,32$ $\bar{m}_{EC} = 50,10$ $\bar{m}_{DMH} = 20,48$
3,0	$\bar{m}_{EQM} = 6,26$ $\bar{m}_{EC} = 49,91$ $\bar{m}_{DMH} = 20,27$	$\bar{m}_{EQM} = 6,33$ $\bar{m}_{EC} = 50,12$ $\bar{m}_{DMH} = 20,40$	$\bar{m}_{EQM} = 6,42$ $\bar{m}_{EC} = 50,22$ $\bar{m}_{DMH} = 20,56$

Les valeurs présentées ici ne tiennent compte que de l'extraction du contour osseux. Les deux couples  $(\alpha; \beta)$  les mieux positionnés sont  $(0, 2; 0)$  et  $(0; 2)$ . Pour ces deux couples, nous avons ensuite comparé les résultats de l'extraction des points de repère. Pour  $(\alpha; \beta) = (0, 2; 0)$ , la souplesse du contour permet d'atteindre rapidement le contour osseux voulu, mais la forme finale du contour actif permet plus difficilement d'extraire les points de repère, et notamment, la ligne intercondylière (valeur moyenne de l'erreur quadratique de 5,75 pixels et 29 cas où l'extraction échoue). A l'inverse, pour  $(\alpha; \beta) = (0; 2)$ , les points de repère sont extraits conformément à la segmentation manuelle. La valeur moyenne de l'erreur quadratique pour la ligne intercondylière est de 5,13 pixels (0,77 mm) et l'extraction échoue pour 10 cas. La figure 5.4 permet d'illustrer ce problème.

La valeur conservée dans le reste de cette thèse est donc  $(\alpha; \beta) = (0; 2)$ .

### 5.2.1.2 Extraction des forts gradients

La détermination de la valeur du seuil en fonction de  $p_{\%}$  est illustrée figure 5.5 pour  $p_{\%} = 5\%$ . L'utilisation de la probabilité cumulée des intensités permet de limiter l'influence de la dynamique de l'image sur le résultat du seuillage. Comme nous voulons extraire les forts gradients, la variation de la valeur du seuil influence peu le résultat du seuillage. La différence entre le seuillage par la densité de probabilité des intensités et le seuillage par la densité cumulée est illustrée en annexe B.

Nous comparons les mesures d'erreur obtenues sur la base de données, pour des valeurs de  $p_{\%}$  allant de 1% à 5%. Ces valeurs sont reportées dans le tableau 5.2.

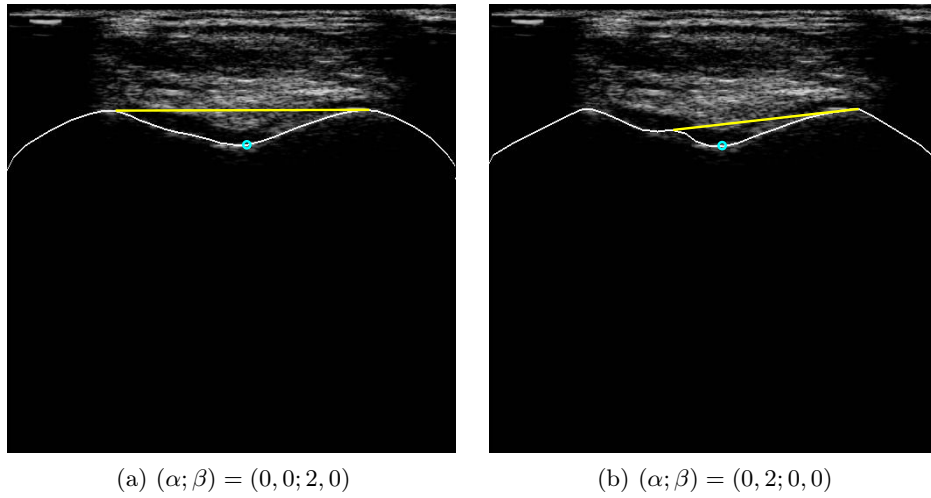


FIGURE 5.4 – Comparaison des résultats obtenus avec les deux meilleures combinaisons de paramètres. (a) Lorsque l'élasticité n'est pas trop importante. (b) Lorsque l'élasticité est trop importante.

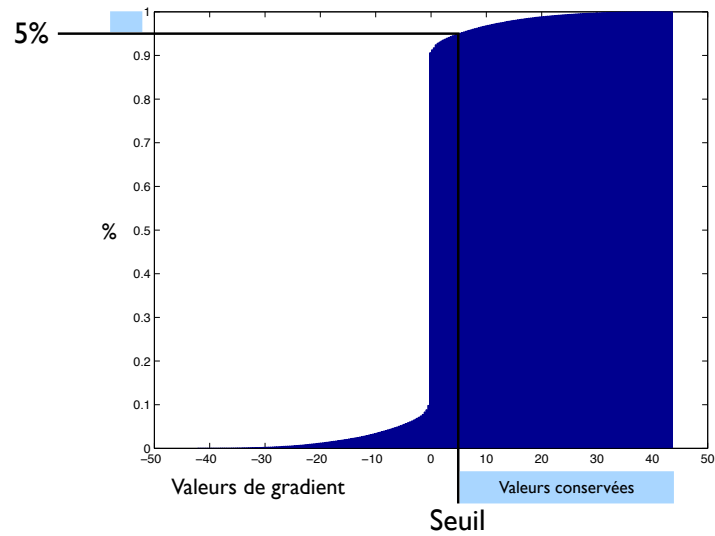


FIGURE 5.5 – Calcul du seuil en utilisant l'historgramme des valeurs cumulées.

Les meilleurs résultats sont obtenus pour  $p\% = 2$  dans tous les cas, sauf pour l'erreur de classification. Cette mesure d'erreur permet de calculer le pourcentage de pixels sur le contour extrait qui sont exactement les mêmes que sur la segmentation manuelle. Combinée avec l'erreur quadratique moyenne (EQM), l'erreur de classification permet de connaître exactement sur quel pourcentage du contour extrait, se répartie l'erreur. Ici, nous pouvons voir que lorsque  $p\% = 1\%$ , la valeur

de l'erreur de classification médiane est de 49,80 %, mais la valeur médiane de l'erreur quadratique moyenne est de 6,71 pixels (1,01 mm). L'erreur quadratique est donc plus élevée, en la répartissant sur moins de pixels. Le choix définitif est donc bien  $p\% = 2\%$  pour l'extraction du contour.

TABLE 5.2 – Comparaison des résultats pour l'extraction du contour osseux par SCOPCA avec différentes valeurs de  $p\%$ .

$p\%$	1%	2%	3%	4%	5%
Taux d'échec (%)	0,00	0,00	0,31	0,77	0,77
EQM (pixels)					
$\bar{m}$	9,63	6,22	6,77	7,97	9,76
med	6,70	4,46	4,89	5,97	7,76
$\sigma$	6,87	5,24	5,37	5,82	6,40
EC (%)					
$\bar{m}$	49,95	50,12	51,46	52,36	52,96
med	49,61	50,20	51,37	51,76	52,44
$\sigma$	5,16	5,28	5,01	4,89	4,85
DMH (pixels)					
$\bar{m}$	21,22	20,22	20,68	21,49	22,59
med	21,56	20,07	20,34	21,17	21,94
$\sigma$	3,71	3,70	3,86	4,31	4,81

De la même façon, nous comparons les résultats obtenus pour l'extraction des points de repère pour différentes valeurs de  $p\%$  (tableau 5.3). L'avantage de  $p\% = 2\%$  se voit clairement pour l'extraction de la ligne intercondyalaire. Par contre, la valeur  $p\% = 4\%$  donne de meilleurs résultats pour l'extraction de la trochlée.

Pour illustrer les résultats en fonction de la valeur de  $p\%$ , la figure 5.6 présente le résultat de la segmentation du contour osseux et des points de repère sur 3 images différentes.

Les différentes erreurs calculées montrent que les résultats d'extraction du contour osseux et des points de repère sont globalement meilleurs pour  $p\% = 2\%$ . Cette valeur est conservée pour la suite de ce chapitre.

### 5.2.2 Validation

La validation de notre méthode SCOPCA est réalisée en comparant les résultats obtenus avec la segmentation manuelle de toute la base des images test.

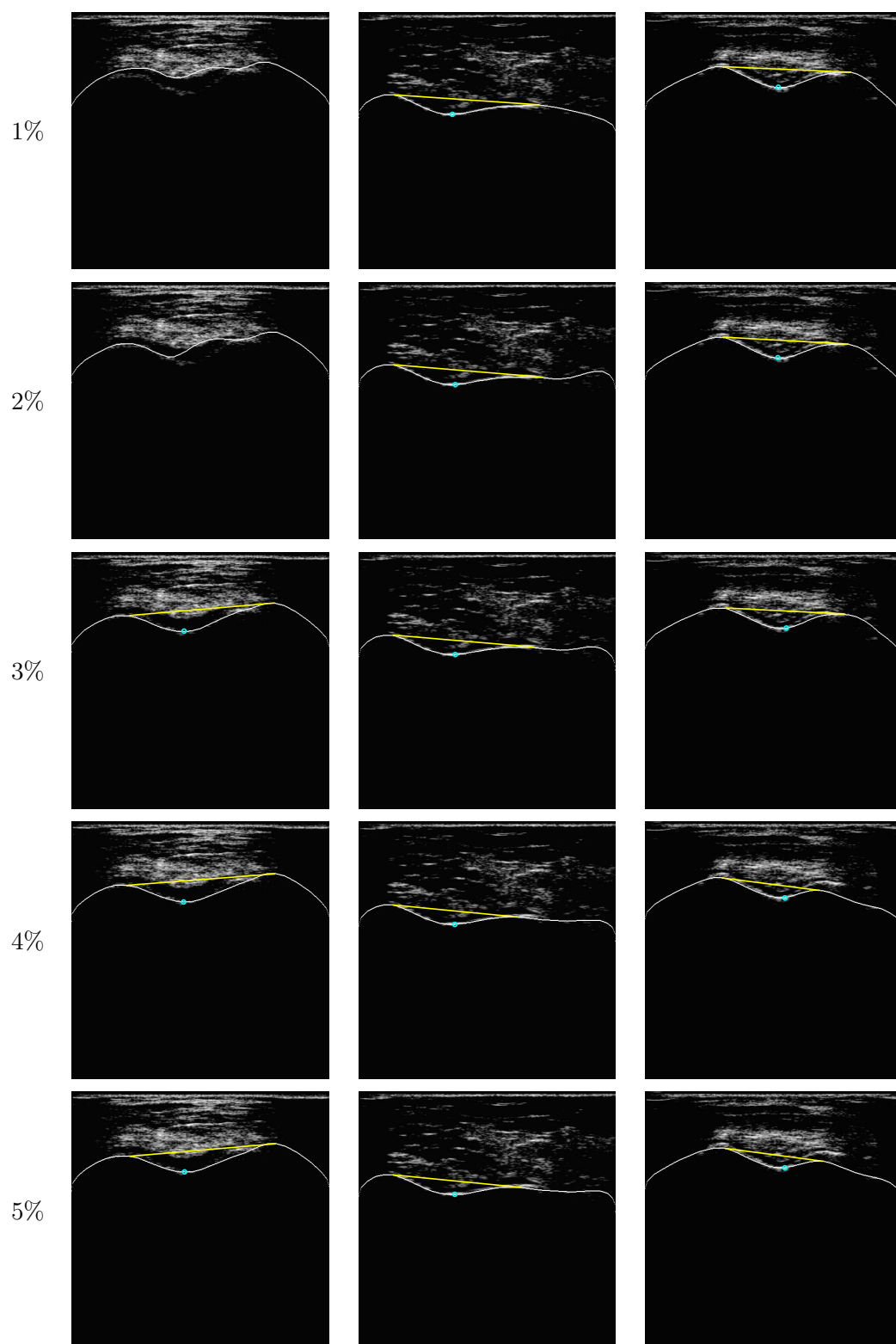


FIGURE 5.6 – Exemples de résultat de SCOPCA sur trois images ultrasonores et pour des valeurs de  $p\%$  différentes.

TABLE 5.3 – Comparaison de l’erreur quadratique moyenne pour l’extraction des points de repère par SCOPCA avec différentes valeurs de  $p\%$  (en pixels).

$p\%$	1%	2%	3%	4%	5%
Taux d’échec (%)	9,52	1,54	1,84	2,46	3,99
Droite					
$\bar{m}$	7,06	5,13	5,85	7,52	8,32
med	4,97	3,50	4,19	5,25	6,70
$\sigma$	7,03	5,61	6,08	7,11	7,36
Trochlée					
$\bar{m}$	15,35	9,40	7,45	7,44	8,18
med	9,43	6,71	6,00	6,08	6,40
$\sigma$	14,64	9,11	6,59	6,35	8,95

Le tableau 5.4 donne les différentes mesures d’erreur pour l’extraction du contour osseux. L’erreur de classification (EC) nous indique que pour plus de la moitié des images traitées, plus de 50% des pixels du contour extrait par la méthode SCOPCA sont identiques à ceux de la segmentation manuelle. L’erreur quadratique moyenne (EQM), qui évalue globalement la qualité de la segmentation, est inférieure à 5 pixels (0,85 mm) sur plus de la moitié des images et inférieure à la limite de validité (2 mm) sur 609 images (94% de la base de données). Enfin, la distance modifiée de Hausdorff (DMH) a une valeur moyenne est de 20,22 pixels (3,03 mm) avec une médiane de 20,07 pixels (3,01 mm).

TABLE 5.4 – Résultats de l’extraction du contour osseux sur la base de données pour la méthode SCOPCA.

	EQM (pixels)	EC (%)	DMH (pixels)
$\bar{m}$	6,22	50,12	20,22
Médiane	4,46	50,20	20,07
$\sigma$	5,24	5,28	3,70

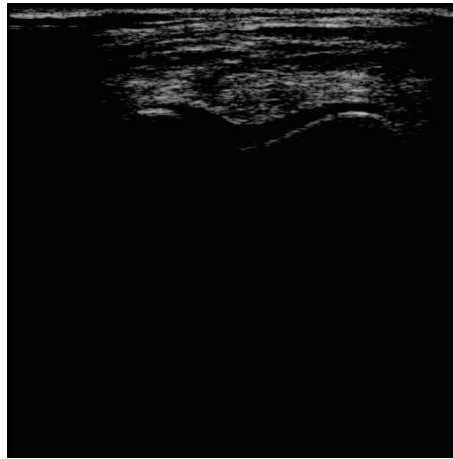
L’extraction des points de repère est effectuée sur plus de 98% des images. Les mesures de l’erreur quadratique moyenne correspondantes sont présentées dans le tableau 5.5. Pour la ligne intercondyalaire, l’erreur d’extraction est inférieure à 3,50 pixels (0,52 mm) pour la moitié des images et inférieure à la limite de 2 mm pour 587 images (90% de la base de données). Concernant l’extraction de la gorge trochléenne, l’erreur et son écart-type sont presque deux fois plus élevés. Il y a 139 images pour lesquelles l’erreur est supérieure à la limite de validité de 13 pixels (1,95 mm). Il s’agit d’images où le contour osseux n’est pas correctement défini sur



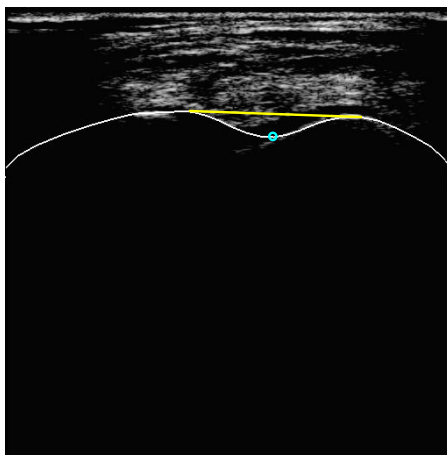
l'image US, et le contour actif n'arrive pas à l'extraire correctement (figure 5.7).

TABLE 5.5 – Résultats de l'extraction des points de repère sur la base de données pour la méthode SCOPCA.

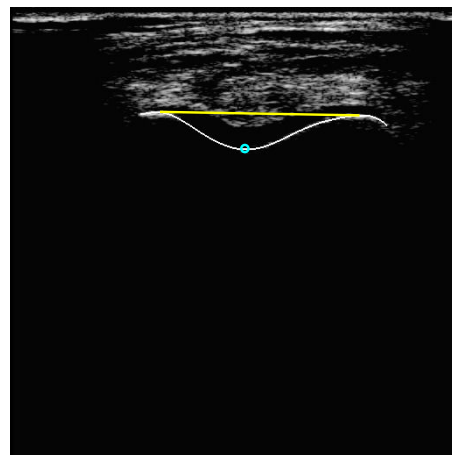
	EQM droite (pixels)	EQM trochlée (pixels)
$\bar{m}$	5,13	9,40
Médiane	3,50	6,71
$\sigma$	5,62	9,11



(a)



(b)



(c)

FIGURE 5.7 – Mauvaise extraction de la gorge trochléenne. (a) Image US originale. (b) Résultat obtenu avec SCOPCA. (c) Segmentation de référence.

### 5.2.3 Analyse de la complexité

L'analyse de complexité pour les différentes étapes, avec une image  $I$  de taille  $m \times m$ , est la suivante :

- Calcul de la carte de la force externe :  $5O(m^2) + 2O(m)$
- Echantillonnage du contour en  $N_p$  points :  $4O(N_p^2)$
- Calcul de la force interne :  $O(N_p^2)$
- Itération du contour actif :  $O(N_p) + 2O(N_p^2) + 4O(N_p)$
- Extraction des points de repère sur un contour de  $N_c$  points :  $O(N_c)$

Le nombre d'itérations nécessaires dépend de la distance du contour initial au contour à segmenter. Pour cela, si cette méthode SCOPCA venait à être implémentée pour une utilisation en clinique, nous proposons une procédure supervisée en deux étapes : l'initialisation du contour sur une image choisie, qui permet au système de calculer un premier contour, et le traitement dynamique sur le flux d'images, en utilisant le premier contour comme position initiale pour le contour actif. La position du contour initial étant plus proche du contour à segmenter, le nombre d'itérations nécessaire est plus petit, et le temps d'exécution devient plus court. Dans notre cas, l'exécution sur la première image servant à l'initialisation du modèle se fait en moyenne en 1,3 secondes, ensuite la procédure sur le flux continu s'exécute en 0,3 secondes par image en moyenne.

### 5.2.4 Robustesse vis à vis du bruit

La qualité des images ultrasonores dépend fortement du réglage de la sonde lors des acquisitions. Le bruit majoritairement présent dans ce type d'images est multiplicatif (de type *speckle*) [126]. Cependant, nous testons la robustesse de la méthode SCOPCA en ajoutant 3 types différents de bruits avec plusieurs densités (gaussien, speckle, et impulsionnel) aux images de la base. L'illustration de la validation se fait sur une image US extraite de notre base (figure 5.8). Le résultat de la segmentation sur cette image présente une erreur quadratique moyenne de 2,78 pixels (0,42 mm), une erreur de classification de 50% et une distance modifiée de Hausdorff est de 21,38 pixels (3,21 mm). Concernant les points de repère, l'erreur quadratique moyenne est de 0,39 pixels (0,06 mm) pour la droite intercondyloire et de 3,16 pixels (0,47 mm) pour la gorge trochléenne.

La figure 5.9 présente les résultats obtenus après ajout de bruit (gaussien, speckle et impulsionnel) sur l'image originale de la figure 5.8. Les images de la colonne (A) ont été obtenues par ajout d'un bruit gaussien avec un *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR) de 22, 18, 16, 14 et 12 dB. À partir d'un PSNR de 14 dB, le contour osseux n'est pas correctement extrait et ne permet pas d'extraire les points de repère. Pour les images ayant un PSNR supérieur à 14 dB, l'erreur quadratique moyenne pour le contour est comprise entre 3,45 et 5,49 pixels (0,52 et 0,87 mm), l'erreur de classification entre 42,6% et 50,8% et la distance modifiée de Hausdorff entre 21,71 et 25,19 pixels (3,26 et 3,78 mm). Pour les mêmes valeurs de PSNR,

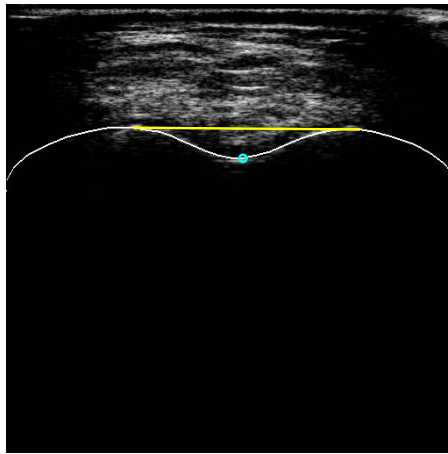


FIGURE 5.8 – Segmentation automatique de l'image de test pour la résistance au bruit, par la méthode SCOPCA.

l'erreur quadratique moyenne pour la droite intercondyalaire est comprise entre 1,18 et 8,32 pixels (0,18 et 1,25 mm), et entre 4,12 et 10,05 pixels (0,62 et 1,51 mm) pour la gorge trochléenne. Les résultats obtenus lorsque l'extraction du contour n'échoue pas sont conformes à la segmentation de référence. L'ajout de bruit gaussien n'influence pas le résultat de la segmentation jusqu'à une certaine valeur de PSNR.

La deuxième colonne de la figure 5.9 (colonne B) présente des images pour lesquelles nous avons ajouté du bruit de type speckle avec un PSNR de 38, 33, 31, 29 et 28 dB. Le contour osseux et les points de repère sont extraits pour toutes les images. En ce qui concerne l'extraction du contour osseux, l'erreur quadratique moyenne est comprise entre 3,12 et 5,77 pixels (0,46 et 0,87 mm), l'erreur de classification entre 47,5% et 50%, et la distance modifiée de Hausdorff entre 21,64 et 24,06 pixels (3,25 et 3,61 mm). Pour l'extraction des points de repère, l'erreur quadratique moyenne est comprise entre 0,37 et 5,53 pixels (0,06 et 0,83 mm) pour la ligne intercondyalaire, et entre 4,12 et 10,05 pixels (0,62 et 1,51 mm) pour la gorge de la trochlée. Dans ce cas également, les résultats obtenus après ajout de bruit speckle sont conformes avec les résultats obtenus sans ajout de bruit. L'ajout de bruit speckle n'a donc pas d'influence sur la qualité de la segmentation avec la méthode SCOPCA.

La troisième colonne de la figure 5.9 présente les images auxquelles nous avons ajouté un bruit impulsionnel avec un PSNR de 23, 19, 17, 15 et 12 dB. L'extraction du contour et des points de repère échoue sur toutes les images sauf la première. Pour cette image, l'erreur quadratique moyenne pour l'extraction du contour est de 3,48 pixels (0,52 mm), l'erreur de classification est de 50,8% et la distance modifiée de Hausdorff est de 21,97 pixels (3,30 mm). Concernant l'extraction des points de repère, l'erreur quadratique moyenne est de 1,39 pixels (0,21 mm) pour la droite

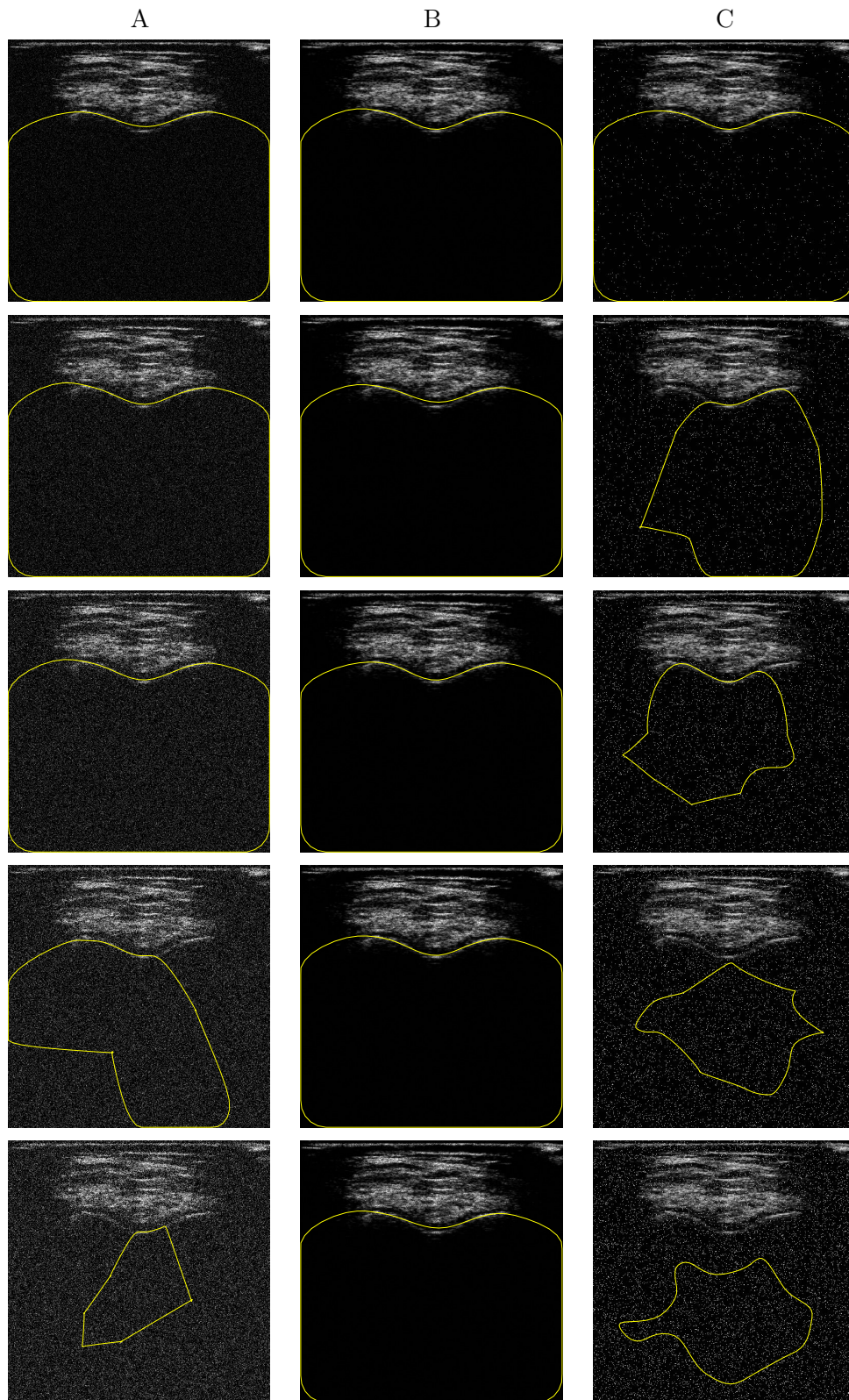


FIGURE 5.9 – Résultats d'analyse de robustesse pour la méthode SCOPCA. (A) Bruit gaussien avec un PSNR de 22, 18, 16, 14 et 12 dB. (B) Bruit speckle avec un PSNR de 38, 33, 31, 29 et 28 dB. (C) Bruit impulsionnel avec un PSNR de 23, 19, 17, 15 et 12 dB.

intercondyloire, et de 5,83 pixels (0,87 mm) pour la gorge trochléenne. A partir d'un PSNR de 19 dB, le contour osseux n'est plus segmenté correctement. Ceci est dû à l'étape de segmentation grossière où les fortes valeurs de gradient sont conservées. Par conséquent, l'état d'équilibre du contour actif ne correspond plus à la position du contour osseux. Nous pouvons en déduire que notre méthode n'est pas résistante à l'ajout de bruit impulsif.

De part cette analyse de robustesse, nous pouvons conclure que la méthode SCOPCA résiste bien à l'ajout de bruit de type speckle, qui est la forme de bruit la plus présente dans les images ultrasonores. Cependant, cette dernière ne permet pas d'avoir de bon résultats en présence de bruit impulsif.

### 5.2.5 Discussion

D'après les résultats obtenus sur la base d'images, sur la moitié d'entre elles, plus de 50% des pixels du contour osseux extrait sont identiques à la segmentation manuelle. La valeur moyenne de l'erreur quadratique est de 6,22 pixels (0,93 mm), ce qui est en dessous de la limite de 2 mm. Cependant, il y a 42 images pour lesquelles cette mesure est supérieure à la limite. Il s'agit d'images où le contour osseux n'est pas complètement défini (à cause de l'orientation de la sonde) ou, comme sur la figure 5.10, d'images présentant un artefact sous la surface osseuse qui empêche le contour actif d'évoluer. Concernant la distance modifiée de Hausdorff, la valeur moyenne est de 20,22 pixels (3,03 mm). Cette valeur est élevée puisque l'utilisation d'un contour actif fermé conduit à une sur-segmentation. Les valeurs sont cependant regroupées autour de la valeur moyenne (écart-type de 3,70 pixels).

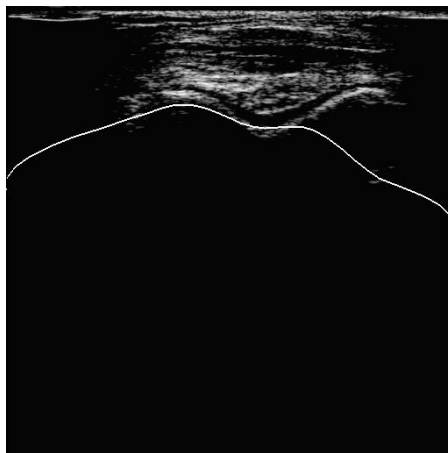
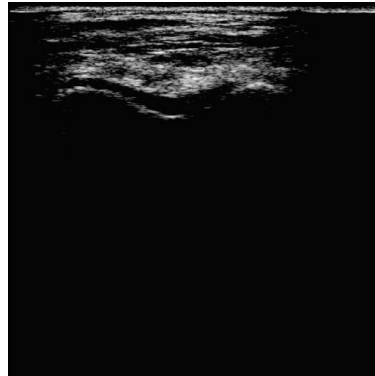


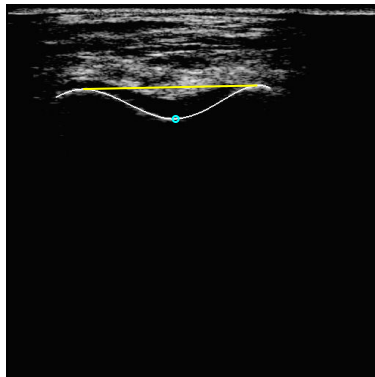
FIGURE 5.10 – Mauvaise extraction du contour osseux par la méthode SCOPCA.

L'extraction des points de repère échoue sur 2% des images (10 images). Il s'agit d'images pour lesquelles l'extraction du contour osseux de mauvaise qualité ne permet pas d'appliquer la description géométrique utilisée pour extraire les points de

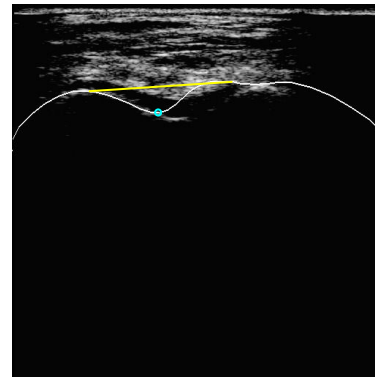
repère. Concernant les images pour lesquelles l'extraction des points de repère est un succès, si les valeurs moyennes des erreurs sont en dessous de la limite des 2 mm, l'erreur quadratique moyenne pour l'extraction de la trochlée est supérieure à cette limite pour 139 images. Dans la plupart des cas, il s'agit d'images sur lesquelles le contour osseux n'est pas complètement visible (figure 5.11).



(a) Image ultrasonore initiale.



(b) Segmentation manuelle.



(c) Segmentation automatique.

FIGURE 5.11 – Comparaison entre la segmentation manuelle et la segmentation automatique avec SCOPCA.

Dans l'éventualité où cette méthode serait implémentée pour une utilisation clinique, nous avons proposé un protocole en deux étapes : d'abord, le chirurgien place la sonde ultrasonore au niveau de la zone à imager (pour les condyles fémoraux, en suivant les instructions décrites au paragraphe 4.2.2), et il choisit une image où l'interface osseuse est facilement identifiable afin d'initialiser le contour actif. Ensuite, alors qu'il modifie la position de la sonde, le système calcule dynamiquement les informations nécessaires sur chacune des images et les affiche. Le chirurgien peut alors se servir de ces informations pour adapter son choix d'image.

D'un point de vue technique, l'initialisation sur une image, préalable à l'acquisition par le chirurgien, permet de définir une position générique du contour initial, et de

calculer l'évolution du contour actif à partir de cette position, sur l'image choisie. Ensuite, pour le flux d'images, l'extraction des informations est dynamique puisque le contour calculé sur l'image  $n - 1$  est utilisé comme état initial du contour à calculer sur l'image  $n$ . Cet état initial étant plus près du contour final recherché, la stabilisation du contour actif est plus rapide.

### 5.3 Post-traitement via un *a priori* géométrique

L'extraction du contour osseux par la méthode SCOPCA est effectuée à l'aide d'un contour actif fermé. Le résultat obtenu est donc une sur-segmentation du résultat voulu. Afin de réduire le contour obtenu pour se rapprocher au plus du contour osseux, nous proposons d'utiliser un descripteur de forme. Le modèle est calculé sur un certain nombre d'images segmentées manuellement, et il est utilisé pour affiner le contour extrait par la méthode SCOPCA.

#### 5.3.1 Descripteurs elliptiques de Fourier

Il est courant d'utiliser les descripteurs de forme comme contrainte géométrique pour les contours actifs [37]. Dans ce cas, le modèle de forme est utilisé dans la définition d'une force supplémentaire permettant de guider le contour actif vers le contour à extraire. Dans notre cas, nous voulons comparer le résultat obtenu par les différentes méthodes que nous proposons et celui après un post-traitement permettant d'affiner le résultat en utilisant un descripteur de forme. Comme descripteur de forme, nous avons choisi le descripteur elliptique de Fourier qui permet de s'affranchir des différences d'échelle et d'orientation (paragraphe 3.3.2). Le modèle est calculé à partir d'un ensemble d'images de la base de données, et le post-traitement est présenté par l'algorithme 5.1.

Les vecteurs  $\vec{C}$  et  $\vec{C}_{\overrightarrow{EFD}}$  représentent respectivement le vecteur contenant le contour avant et après réduction via le descripteur de forme,  $\overrightarrow{EFD}$  et  $\overrightarrow{EFD}_{ref}$  respectivement les harmoniques du descripteur pour le contour courant et pour le contour de référence,  $l$  la longueur effective du contour,  $c_d$  et  $c_f$  les numéros de la première et dernière colonne du contour avant réduction,  $c'_d$  et  $c'_f$  les numéros de la première et dernière colonne du contour après réduction,  $\Delta_d$  la plus petite différence entre le contour de référence et un contour réduit via le descripteur de forme,  $\Delta_{tmp}$  la différence entre le contour de référence et le contour courant. La fonction  $Calc_{\overrightarrow{EFD}}(\vec{C})$  permet de calculer les harmoniques du descripteur elliptique de Fourier pour le contour  $\vec{C}$ , et  $\varepsilon(\overrightarrow{EFD}_1, \overrightarrow{EFD}_2)$  calcule l'erreur entre les contours reconstruits à partir des harmoniques  $\overrightarrow{EFD}_1$  et  $\overrightarrow{EFD}_2$ , selon l'expression de l'équation 3.16 page 39.

Ainsi, à partir de chaque contour osseux extrait par la méthode SCOPCA, nous déterminons le contour réduit dont la description elliptique de Fourier correspond

---

**Algorithme 5.1** Heuristique de réduction du contour osseux pour une image.

---

**Précondition :** Les variables nécessaires sont :

- $\vec{C}$  et  $\vec{C}_{\overrightarrow{EFD}}$  représentent le vecteur contenant le contour avant et après réduction via le descripteur de forme
- $\overrightarrow{EFD}$  et  $\overrightarrow{EFD}_{ref}$  les harmoniques du descripteur pour le contour courant et pour le contour de référence
- $l$  la longueur effective du contour
- $c_d$  et  $c_f$  les numéros de la première et dernière colonne du contour avant réduction
- $c'_d$  et  $c'_f$  les numéros de la première et dernière colonne du contour après réduction
- $\Delta_d$  la plus petite différence entre le contour de référence et un contour réduit via le descripteur de forme
- $\Delta_{tmp}$  la différence entre le contour de référence et le contour courant.

Nous précisons que  $\vec{C}$  est un vecteur de longueur [la largeur de l'image] et qui contient la ligne du contour pour chaque colonne, ou 0 quand le contour n'existe pas pour la colonne.

$l \leftarrow \text{length}(\vec{C} \neq 0)$

$c_d \leftarrow \min(\vec{C} \neq 0), c_f \leftarrow \max(\vec{C} \neq 0)$

$c'_d \leftarrow 0, c'_f \leftarrow 0$

$\Delta_{tmp} \leftarrow 0, \Delta_d \leftarrow \infty$

**pour tout**  $i = 0 : 2 : l/4$  **faire**

**pour tout**  $j = 0 : 2 : l/4$  **faire**

$\overrightarrow{EFD} \leftarrow \text{Calc}_{\overrightarrow{EFD}}(\vec{C}(c_d + i \text{ to } c_f - j))$

$\Delta_{tmp} \leftarrow \varepsilon(\overrightarrow{EFD}, \overrightarrow{EFD}_{ref})$

**si**  $\Delta_{tmp} < \Delta_d$  **alors**

$\Delta_d \leftarrow \Delta_{tmp}$

$c'_d \leftarrow c_d + i$

$c'_f \leftarrow c_f - j$

**fin si**

**fin pour**

**fin pour**

$\vec{C}_{\overrightarrow{EFD}} \leftarrow \vec{C}(c'_d \text{ to } c'_f)$

**retourne**  $\vec{C}_{\overrightarrow{EFD}}$

---

au plus près à celle du contour de référence.

### 5.3.2 Détermination de l'ordre du Descripteur Elliptique de Fourier

La détermination de l'ordre du descripteur elliptique de Fourier utilisé se fait en comparant le contour initial et sa reconstruction à partir de différents nombres



d'harmoniques. L'erreur utilisée est définie par l'équation 3.16 page 39. L'erreur est donnée figure 5.12 en fonction du nombre  $k$  d'harmoniques utilisées.

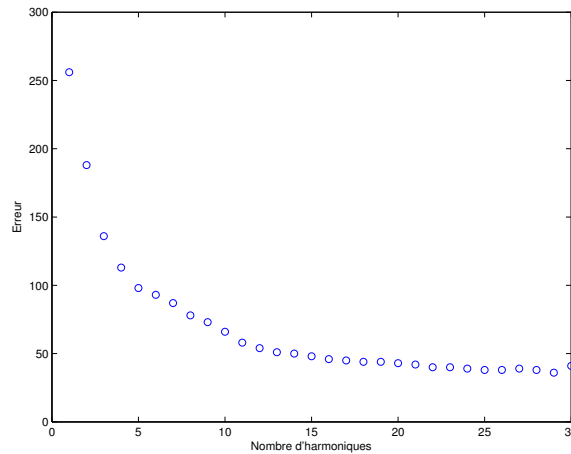


FIGURE 5.12 – Erreur de reconstruction du contour pour différents ordres  $k$  du descripteur elliptique de Fourier.

La dérivée se stabilise autour de 0 pour  $k = 25$ . Nous décidons donc d'utiliser les 25 premières harmoniques du descripteur elliptique de Fourier.

### 5.3.3 Resultats et discussion

Le tableau 5.6 présente les différentes mesures d'erreur pour l'extraction du contour, après amélioration via le descripteur de forme (méthode SCOPCA-DF). Par rapport aux résultats obtenus sans descripteur de forme, les valeurs de l'erreur quadratique moyenne et de l'erreur de classification sont meilleures. Il y a plus de similitude entre la segmentation calculée et celle de référence (erreur moyenne de classification  $< 50\%$ ). La distance modifiée de Hausdorff présente de bien meilleurs résultats que précédemment puisque l'utilisation du descripteur de forme permet de réduire la sur-segmentation. La valeur moyenne passe de 20,22 à 6,83 pixels (0,98 mm) et elle est inférieure à la limite de 2 mm sur 627 images (96% de la base de données).

TABLE 5.6 – Résultats de l'extraction du contour osseux sur la base de données par la méthode SCOPCA-DF.

	EQM (pixels)	EC (%)	DMH (pixels)
$\bar{m}$	6,16	45,91	6,83
Médiane	4,28	47,07	6,66
$\sigma$	4,80	7,37	3,51

Le tableau 5.7 présente les différentes mesures d'erreur pour l'extraction des points de repère. Contrairement au contour osseux, les résultats obtenus après réduction du contour sont sensiblement moins bons. L'extraction des points de repère échoue sur 91 images. Pour les autres, l'erreur pour l'extraction de la ligne intercondyloire est en dessous de la limite de 2 mm pour 538 images (96% des images restantes). Concernant l'extraction de la gorge trochléenne, le nombre de cas au dessus de la limite passe de 139 pour SCOPCA (22% des images) à 101 pour SCOPCA-DF (18% des images).

TABLE 5.7 – Résultats de l'extraction des points de repère sur la base de données par la méthode SCOPCA-DF.

	EQM droite (pixels)	EQM trochlée (pixels)
$\bar{m}$	7,34	14,35
Médiane	4,33	6,33
$\sigma$	12,34	37,22

La figure 5.13 permet de voir le résultat de la réduction du contour en utilisant le descripteur de forme, sur les trois images utilisées précédemment pour illustrer les résultats. Sur la première image, l'utilisation du descripteur de forme permet d'extraire les points de repère, alors que l'extraction échouait sans le descripteur. Par contre, le résultat de l'extraction n'est pas conforme à la segmentation manuelle. Ces cas justifient l'augmentation des valeurs d'erreur quant à l'extraction des points d'intérêt.

L'utilisation de descripteurs de forme pour cette méthode ne donne pas significativement de meilleurs résultats. La forme du contour finalement extrait correspond mieux à la forme décrite par le modèle établi, mais nous perdons de l'information, ce qui a pour conséquence de diminuer le taux d'extraction des points de repère, ainsi que la qualité de leur extraction.

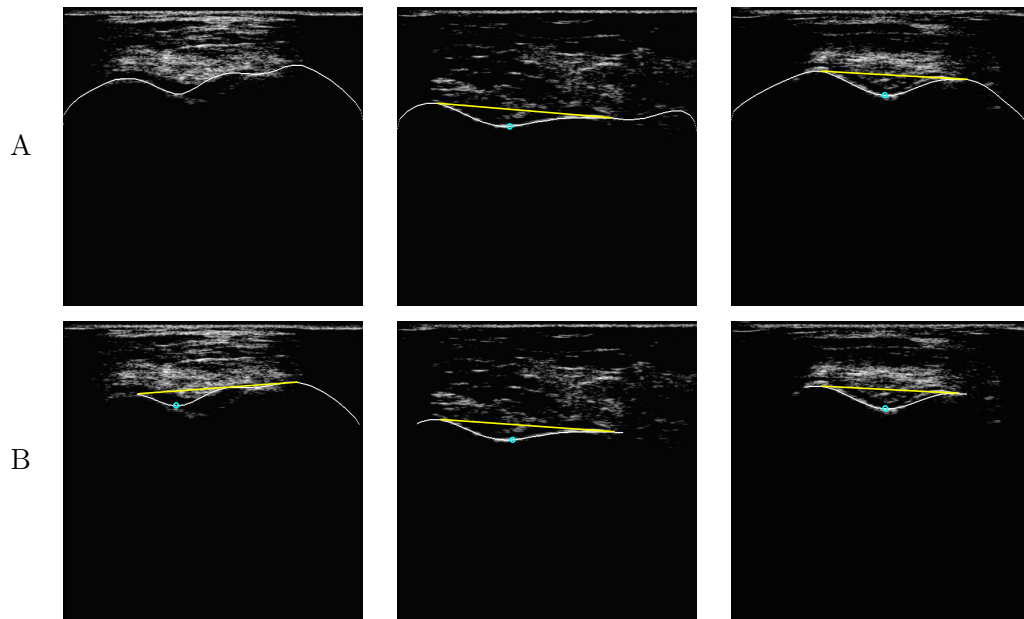


FIGURE 5.13 – Comparaison des résultats obtenus avec le contour actif. (A) Sans descripteur de forme (SCOPCA). (B) Avec un descripteur de forme (SCOPCA-DF).

## 5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, la méthode SCOPCA que nous avons proposée permet d’extraire le contour osseux et les points de repère, dans des images ultrasonores, en utilisant un modèle de contour actif fondé sur celui proposé par Kass [61]. Ce dernier a été adapté en utilisant une carte de distances calculée à partir d’un seuillage des gradients. Cette adaptation permet d’augmenter l’attraction du contour actif par le contour osseux et d’accélérer l’extraction. Les résultats obtenus correspondent au critère de validité (erreur quadratique moyenne inférieure à 2 mm dans la plupart des cas) mais nous pensons que nous pouvons améliorer l’extraction des points de repère puisque l’erreur pour l’extraction de la gorge trochléenne est supérieure à 2 mm dans 139 cas. Suite à l’analyse de robustesse au bruit, nous avons constaté que cette méthode résiste au bruit de speckle, ainsi qu’au bruit gaussien, mais pas au bruit impulsionnel. Nous avons aussi proposé d’améliorer le résultat de l’extraction du contour osseux en utilisant des descripteurs elliptiques de Fourier (SCOPCA-DF). Si la définition du contour osseux est meilleure avec le descripteur de forme, l’extraction des points de repère présente de moins bons résultats.

Cependant, la complexité de cette méthode pose un problème dans le cadre d’une utilisation clinique en temps réel avec le matériel dont nous disposons. Nos tests ont montré que le temps d’exécution moyen est de 1,3 secondes (0,3 seconde dans le meilleur des cas). L’éventuel protocole d’utilisation de cette méthode en environnement clinique comporte deux étapes : la première d’initialisation du modèle, et

la deuxième d'acquisition. Nous voudrions réduire ce protocole à une seule étape afin de faciliter la prise en main du système en environnement clinique. Pour cela, nous proposons, dans le chapitre suivant, une méthode qui permettrait de palier aux problèmes de cette méthode SCOPCA.

# Contribution à l'extraction du contour osseux par sélection et élimination de segments candidats

---

## Sommaire

---

<b>6.1</b>	<b>Méthode d'extraction par sélection et élimination de candidats (SCOPSEC)</b>	<b>77</b>
<b>6.2</b>	<b>Résultats et discussion</b>	<b>81</b>
<b>6.3</b>	<b>Améliorations de la méthode</b>	<b>87</b>
<b>6.4</b>	<b>Étude comparative de nos contributions</b>	<b>94</b>
<b>6.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>97</b>

---

Dans ce chapitre, nous proposons une méthode de segmentation du contour osseux par sélection et élimination des candidats (SCOPSEC). Elle a pour but de palier aux problèmes rencontrés lors de l'application de notre méthode basée sur les contours actifs. Des tentatives d'amélioration de la méthode sont ensuite proposées pour améliorer les résultats obtenus (méthodes SCOPSEC-AC et SCOPSEC-SA).

## 6.1 Méthode d'extraction par sélection et élimination de candidats (SCOPSEC)

La méthode proposée dans ce chapitre se déroule selon trois étapes : la première étape consiste à extraire des pixels qui pourraient appartenir au contour osseux. Ensuite, ces derniers sont regroupés sous forme de segments qui permettent de construire un graphe relationnel pour éliminer les mauvais candidats. Les candidats ainsi sélectionnés formeront le contour osseux et les points d'intérêt seront extraits [84].

### 6.1.1 Détermination des pixels candidats au contour osseux

Pour extraire des candidats au contour osseux, nous proposons d'extraire les forts gradients situés en profondeur sur les images. L'extraction se fait donc en deux étapes : le calcul des forts gradients et l'extraction des pixels candidats au contour.

L'extraction des forts gradients se fait en utilisant l'histogramme cumulé de valeurs, comme pour la méthode SCOPCA (chapitre 5). Un premier filtrage avec un filtre passe-bas est effectué afin de lisser l'image. Le choix du type de filtre utilisé est discuté dans l'annexe C page 123. Ensuite, l'extraction des gradients se fait avec un filtre vertical car l'orientation de la sonde favorise les contours horizontaux. Cette étape est résumée par l'équation 6.1 :

$$I_G = \nabla_x * I \text{ avec } \nabla_x = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

La figure 6.1b présente un exemple de résultat ( $I_G$ ) où le contour osseux est bien mis en évidence par des valeurs de gradients élevées.

Le calcul du seuil utilisé sur l'image  $I_G$  est réalisé de la même façon que pour la méthode précédente, à savoir en utilisant l'histogramme des valeurs cumulées. Dans ce cas, nous choisissons  $p\% = 5\%$ . Ce choix est discuté au paragraphe 6.2.1.1. L'image obtenue après seuillage ( $I_b$ ) est présentée figure 6.1c.

Une fois l'extraction des forts gradients calculées, comme nous savons qu'il existe une zone d'ombre dans le bas de l'image dû au fait que l'énergie du faisceau d'ondes ne pénètre pas la surface osseuse, nous ne gardons que les pixels bas d'intensité non nulle dans chacune des colonnes de l'image. Le résultat obtenu est illustré figure 6.1d.

### 6.1.2 Classification et élimination des candidats (faux positifs)

L'ensemble des pixels restant à la fin de l'étape précédente représente des candidats potentiels au contour osseux. Nous proposons de les classifier afin d'éliminer les faux candidats. Pour cela, ces pixels sont organisés par segments, selon une règle de voisinage (qui sera détaillée par la suite) puis dans un graphe relationnel orienté afin d'éliminer les faux-positifs en calculant le plus court chemin via l'algorithme de Dijkstra.

Les segments  $\{S_k\}$  sont désignés par leurs deux extrémités  $a_k = (x_{a_k}, y_{a_k})$  et  $b_k = (x_{b_k}, y_{b_k})$ , où  $x_p$  représente le numéro de ligne et  $y_p$  représente le numéro de colonne du pixel  $p$ . Leur construction est illustrée figure 6.2. Nous supprimons les segments qui sont trop près de la surface de la peau et qui ne font pas partie de l'interface osseuse et les segments qui sont trop petits (ils sont considérés comme du bruit).

L'ensemble des segments représenté par  $\{S_k\}_{k=1,\dots,n}$  est utilisé pour construire le graphe relationnel  $\mathcal{G}(\mathcal{N}, \mathcal{E})$ . L'ensemble des nœuds  $\mathcal{N}$  correspond aux extrémités des segments est défini par :

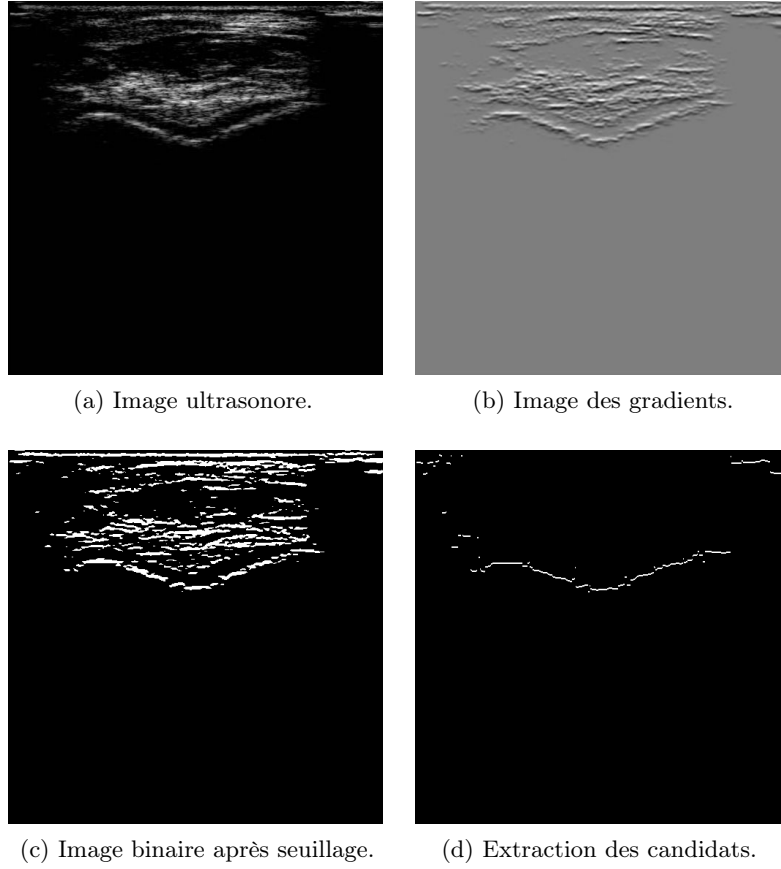


FIGURE 6.1 – Extraction des premiers candidats au contour osseux.

$$\mathcal{N} = \{a_k\}_{k=1,\dots,n} \cup \{b_k\}_{k=1,\dots,n} \quad (6.2)$$

Quant aux poids des arcs  $\mathcal{E}$ , ils sont définis de façon à prendre en compte la longueur des segments, ainsi que la distance entre deux segments. Ainsi, pour tout couple  $(S_i, S_k)$  ( $(i, k)$  dans  $[1, n]^2$ ), ils sont définis par :

$$\mathcal{E}(a_i, b_k) = \begin{cases} |y_{b_k} - y_{a_i}|/2 & \text{si } k = i \\ \infty & \text{si } k \neq i \end{cases} \quad (6.3)$$

et :

$$\mathcal{E}(b_i, a_k) = \begin{cases} \|a_k - b_i\|_2 & \text{si } k = i + \{1, 2, 3\} \text{ et } k < n \\ \infty & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.4)$$

où  $\|a_k - b_i\|_2 = \sqrt{(y_{a_k} - y_{b_i})^2 + (x_{a_k} - x_{b_i})^2}$  et  $y_{a_i}$  et  $y_{b_k}$  sont respectivement les numéros de colonne des pixels  $a_i$  et  $b_k$ . L'expression de  $\mathcal{E}(a_i, b_k)$  permet d'inclure la longueur des segments dans le calcul. Celle de  $\mathcal{E}(b_i, a_k)$  sert à pénaliser les segments qui sont éloignés les uns des autres. La limitation à  $k = i + \{1, 2, 3\}$  et  $k < n$  dans

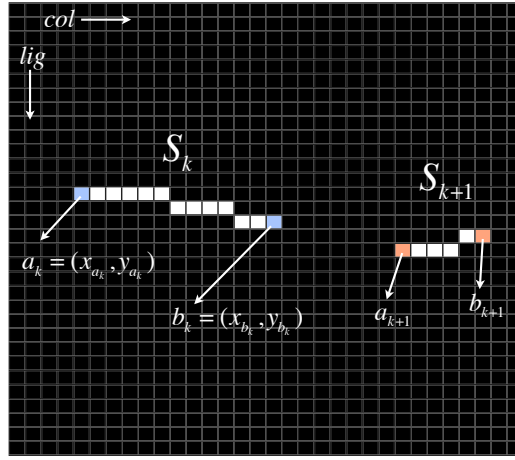


FIGURE 6.2 – Construction des segments  $\{S_k\}$ .

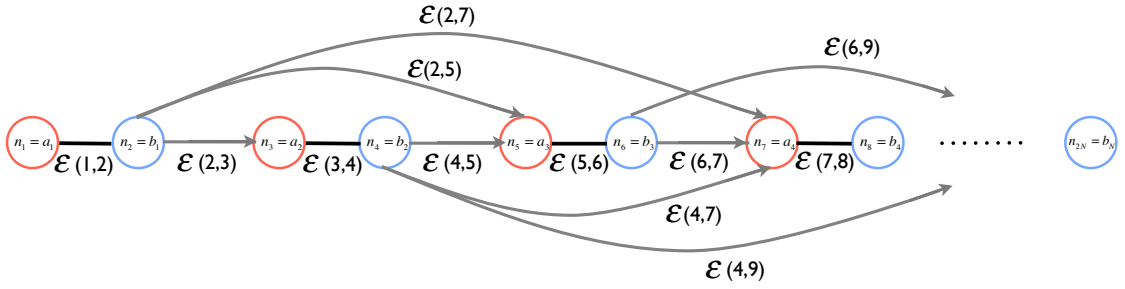


FIGURE 6.3 – Illustration de la construction du graphe  $\mathcal{G}$ .

l'équation 6.4 permet de s'assurer que le calcul du plus court chemin dans le graphe ne puisse pas éliminer tous les segments intermédiaires. La construction du graphe  $\mathcal{G}$  est illustrée par la figure 6.3.

L'élimination des faux-positifs se fait en calculant le plus court chemin entre le premier et le dernier segment à l'aide de l'algorithme de Dijkstra [27]. Les segments qui sont trop éloignés du contour osseux sont éliminés. Ces étapes sont illustrées figure 6.4, avec l'élimination des segments trop petits figure 6.4a, et l'élimination des faux candidats par l'algorithme de Dijkstra figure 6.4b.

### 6.1.3 Fermeture du contour et extraction des points de repère

Finalement, la fermeture du contour est calculée via une approximation polynomiale au sens des moindres carrés [19]. Les candidats restants après les étapes précédentes sont pris en compte. Nous définissons un polynôme  $P = \sum_{k=0}^R \alpha_k x^k \in \mathcal{P}_R$  unique solution au problème de minimisation

$$\arg \min_{\{\alpha_k \mid k=1, \dots, R\}} E(P) = \sum_{i=1}^m (P(x_i) - y_i)^2 \quad (6.5)$$



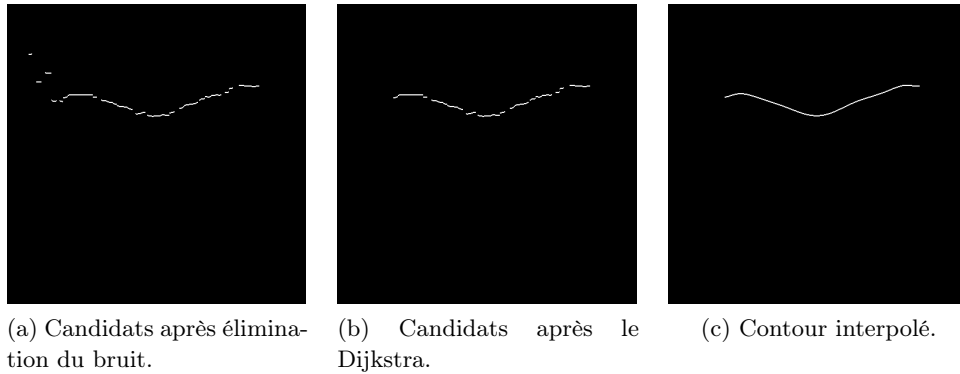


FIGURE 6.4 – Elimination des faux candidats au contour osseux.

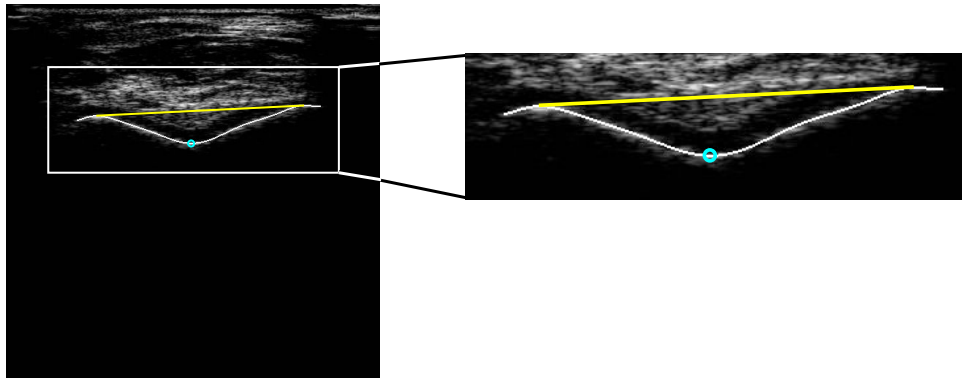


FIGURE 6.5 – Résultat de l'extraction du contour et des points de repère par SCOPSEC.

avec  $m$  le nombre de points utilisés et  $R$  le degrés du polynôme.

L'extraction des points de repère une fois que le contour osseux est segmenté se fait de la même façon que pour la méthode précédente (§ 5.1.3). Une illustration de la fermeture du contour est présentée sans l'image de référence (figure 6.4c), et en superposition de l'image de référence, avec les point de repère (figure 6.5).

## 6.2 Résultats et discussion

Dans ce paragraphe, nous commençons par discuter des choix des différents paramètres de la méthode SCOPSEC. Ensuite, nous présentons les résultats des tests effectués sur la base d'images que nous avons mis en place, ainsi qu'une analyse de la robustesse vis à vis du bruit. Enfin, nous discutons ces résultats.

### 6.2.1 Réglage des paramètres

Le développement de cette méthode est basé sur le réglage de deux types de paramètres : la valeur de seuil utilisée pour calculer l'image binaire qui nous permet d'extraire un premier ensemble de candidats au contour osseux et la taille de voisinage utilisée pour regrouper les candidats dans des segments.

#### 6.2.1.1 Extraction des forts gradients

La stratégie retenue est la même que celle décrite pour la méthode SCOPCA (paragraphe 5.2.1.2). La valeur retenue pour la méthode SCOPSEC est  $p\% = 5\%$ .

#### 6.2.1.2 Taille de voisinage

Afin de déterminer la taille de voisinage permettant d'obtenir les meilleurs résultats, nous proposons trois stratégies différentes :

1. deux pixels candidats appartiennent au même segment s'ils sont à une distance de 1 (ils sont sur la même ligne et sur deux colonnes côte-à-côte),
2. deux pixels appartiennent au même segment s'ils sont à une distance d'au plus 2,
3. deux pixels appartiennent au même segment s'ils sont à une distance d'au plus 3.

Une analyse des résultats obtenus par ces trois stratégies montre que la stratégie n°1 ne permet pas de créer de segments assez longs pour être significatifs et que la stratégie n°3 est trop permissive. Finalement, la stratégie employée lors de l'implémentation de la méthode SCOPSEC est la deuxième.

### 6.2.2 Validation sur la base de données

La validation de la méthode proposée est effectuée en comparant les résultats obtenus avec ceux de la segmentation manuelle, sur la base de données.

Le tableau 6.1 illustre les résultats obtenus. Pour plus de la moitié des résultats, l'erreur quadratique moyenne est inférieure à 2,50 pixels (0,37 mm) et inférieure à 13 pixels (1,95 mm) pour 624 images (96% de la base de données). De même, sur près de la moitié des images, le résultat de la méthode SCOPSEC est identique à plus de 55% à la segmentation de référence. La distance modifiée de Hausdorff est inférieure aussi à 6 pixels sur plus de la moitié des images et inférieure à 13 pixels (1,95 mm) sur 568 images (87% de la base de données).

De même, le tableau 6.2 présente les résultats obtenus pour l'extraction des points de repère, par rapport à l'extraction manuelle. Le nombre d'images où l'extraction des points de repère échoue augmente avec plus de 13% d'échec contre moins de 2% pour la méthode SCOPCA. Cependant, les résultats de l'extraction sont

TABLE 6.1 – Résultats de l'extraction du contour osseux sur la base de données pour la méthode SCOPSEC.

	EQM (pixels)	EC (%)	DMH (pixels)
$\bar{m}$	3,95	45,02	6,90
Médiane	2,31	45,70	5,51
$\sigma$	3,63	6,39	6,42

bien meilleurs. Pour l'extraction de la ligne intercondyalaire, l'erreur quadratique moyenne est inférieure à la limite de 2 mm pour 515 images (92% des images) avec une valeur moyenne de 4,21 pixels (0,63 mm). Pour la gorge trochléenne, elle est inférieure à la limite pour 526 images (94% des images) avec une valeur moyenne de 5,14 pixels (0,77 mm).

TABLE 6.2 – Résultats de l'extraction des points de repère sur la base de données pour la méthode SCOPSEC.

	EQM droite (pixels)	EQM trochlée (pixels)
$\bar{m}$	4,21	5,14
Médiane	1,82	4,12
$\sigma$	7,24	4,24

### 6.2.3 Analyse de la complexité

L'analyse de la complexité pour l'extraction du contour osseux et des points de repère en utilisant cette méthode sur une image  $I$  de taille  $n \times n$  est la suivante :

- Détermination des candidats :  $3O(n^2)$
- Extraction des candidats sur chaque colonne :  $O(n \log n)$
- Construction des  $N_s$  segments :  $O(n)$
- Algorithme de Dijkstra :  $O(2(N_s - 1) \log N_s)$
- Interpolation des  $N_{ps}$  points restants :  $O(N_{ps})$
- Extraction des points de repère sur un contour de  $N_c$  points :  $O(N_c)$

Le principal avantage par rapport à la méthode SCOPCA est que l'extraction du contour n'est pas itérative. Il n'y a pas de critère d'arrêt de l'algorithme (condition de stabilisation du contour actif) ce qui permet de connaître précisément la complexité. Avec la machine que nous utilisons pour les tests de validation (paragraphe 4.2.4 page 4.2.4), le temps d'exécution sur une image est en moyenne de 0,8 secondes.

### 6.2.4 Robustesse vis à vis du bruit

Pour tester la résistance au bruit de cette mesure, nous utilisons la même image que pour la méthode SCOPCA (§ 6.2.4). Le résultat de la segmentation par la méthode SCOPSEC est présenté sur la figure 6.6. Pour cette image, l'erreur quadratique moyenne pour l'extraction du contour est de 1,80 pixels (0,27 mm), l'erreur de classification est de 47,44% et la distance modifiée de Hausdorff est de 9,24 pixels (1,39 mm). Concernant l'extraction des points de repère, l'erreur quadratique moyenne pour la droite intercondyloire est de 0,30 pixels (0,05 mm), et de 2,24 pixels (0,34 mm) pour la gorge de la trochlée.

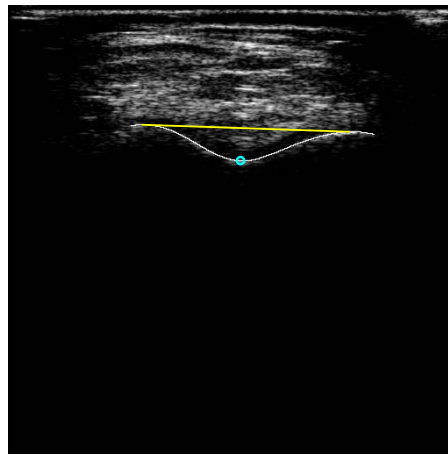


FIGURE 6.6 – Segmentation automatique pour l'image de test pour la résistance au bruit, par la méthode SCOPSEC.

De même que pour la méthode SCOPCA, nous ajoutons du bruit gaussien, speckle et impulsionnel à l'image US utilisée, pour 5 valeurs de PSNR différentes. Les résultats sont donnés figure 6.7.

La colonne (A) montre le résultat de la segmentation du contour osseux lorsque du bruit gaussien est ajouté à l'image de départ. L'extraction du contour se fait pour les deux images les moins bruitées, mais seule l'image où le PSNR est de 22 dB permet d'extraire les points de repère. Pour ces deux images, l'erreur quadratique moyenne est comprise entre 1,71 et 2,85 pixels (0,26 et 0,43 mm), la distance modifiée de Hausdorff entre 9,20 et 67,64 pixels (1,38 et 10,15 mm), et l'erreur de classification entre 33,5% et 78,2%. Les points de repère ne sont extraits que sur la première image. Les erreurs quadratiques moyennes sont alors de 0,55 pixels (0,08 mm) pour la droite intercondyloire et de 6,08 pixels (0,91 mm) pour la gorge trochléenne. L'ajout de bruit de type gaussien est gênant pour la méthode proposée puisqu'il perturbe le seuillage du gradient. De plus, comme SCOPSEC est développée pour extraire localement des segments de contour (contrairement à SCOPCA qui extrait le contour dans sa globalité), l'action du bruit est plus

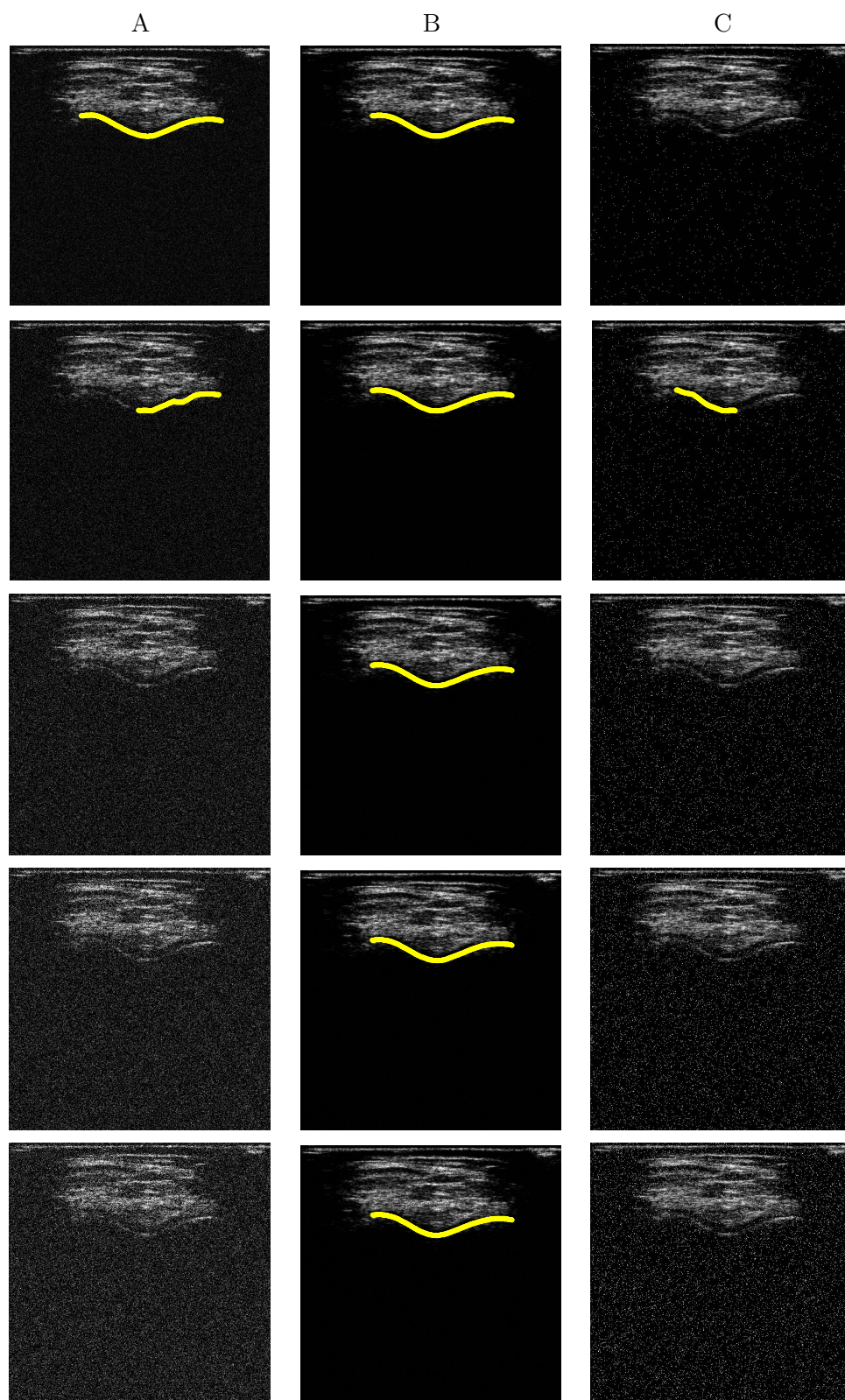


FIGURE 6.7 – Résultats d’une analyse de robustesse au bruit pour la méthode SCOP-SEC. (A) Bruit gaussien avec un PSNR de 22, 18, 16, 14 et 12 dB. (B) Bruit speckle avec un PSNR de 38, 33, 31, 29 et 28 dB. (C) Bruit impulsionnel avec un PSNR de 23, 19, 17, 15 et 12 dB.

facilement prise en compte. Certains segments sont éliminés par le parcours de graphe parce qu'ils sont raccourcis à cause de la prise en compte du bruit, ce qui perturbe le calcul du contour final.

La colonne (B) de la figure 6.7 permet d'observer l'impact de l'ajout de bruit speckle, sur les résultats de la méthode proposée. Le contour est extrait sur chacune des images. L'erreur quadratique moyenne varie de 1,77 à 1,88 pixels (0,27 à 0,28 mm), la distance modifiée de Hausdorff varie de 8,27 à 9,78 pixels (1,24 à 1,47 mm) et l'erreur de classification varie de 47,0% à 51,2%. L'extraction des points de repère est validée sur toutes les images, et l'erreur quadratique moyenne varie de 0,25 à 0,79 pixels (0,04 à 0,12 mm) pour la droite intercondyliaire, et de 2,24 à 3,21 pixels (0,34 à 0,48 mm) pour la gorge de la trochlée. Le bruit de type speckle est multiplicatif et influe beaucoup moins que le bruit gaussien sur le résultat du seuillage de l'image des gradients. L'influence de l'ajout de bruit speckle sur le résultat de la méthode SCOPSEC est minime.

Enfin, la colonne (C) de la figure 6.7 permet de voir l'influence de l'ajout de bruit impulsionnel sur le résultat de la méthode proposée. L'extraction du contour échoue pour toutes les images, sauf pour la deuxième image. Cependant, la partie du contour osseux qui est extraite ne permet pas de calculer les points de repère. Pour cette image, l'erreur quadratique moyenne est de 2,37 pixels (0,36 mm), la distance modifiée de Hausdorff est de 87,50 pixels (13,12 mm) et l'erreur de classification est de 54,1%. De la même façon qu'avec l'ajout de bruit gaussien, l'ajout de bruit impulsionnel fausse le résultat du seuillage de l'image des gradients, et empêche certains segments d'être pris en compte pour le calcul du contour. Ainsi, les résultats obtenus avec la méthode SCOPSEC sur des images avec du bruit impulsionnel ne sont pas satisfaisants.

Les résultats obtenus après ajout de différents bruits sont donc mitigés, sauf pour le bruit de type speckle qui est le type de bruit le plus rencontré dans le traitement d'images ultrasonores.

### 6.2.5 Discussion

Contrairement à la méthode SCOPCA (chapitre 5) qui réalise une extraction globale du contour osseux et qui peut donc conduire à une sur-segmentation, la méthode SCOPSEC extrait le contour osseux de façon locale. Les résultats obtenus peuvent aussi bien être des sur-segmentations que des sous-segmentations. Dans ce dernier cas, il est important d'évaluer la méthode en prenant en compte l'erreur quadratique pour la qualité de la segmentation et la distance modifiée de Hausdorff pour évaluer le facteur de sur-segmentation. L'erreur quadratique est inférieure à la limite de validation sur 96% de la base de données et la distance modifiée de Hausdorff sur 87% de cette base.

Bien qu'elle échoue sur 14% de la base de données, l'extraction des points de repère avec la méthode SCOPSEC est plus précise que celle opérée par la méthode SCOPCA. L'erreur quadratique moyenne pour l'extraction de la ligne intercondyliaire est de 4,12 pixels (0,62 mm) contre 5,13 pixels (0,77 mm) pour SCOPCA, avec près de 92% des cas qui présentent une erreur inférieure à la limite de 2 mm. De même pour la gorge trochléenne, avec une erreur moyenne de 5,14 pixels (0,77 mm) contre 9,40 pixels (1,37 mm) pour SCOPCA, avec près de 94% des cas dont l'erreur est inférieure à 2 mm. Dans la plupart des cas où les points de repère ne sont pas extraits correctement, le contour osseux n'est pas continu sur l'image ultrasonore (figure 6.8) à cause de l'acquisition. Comme la recherche des segments se fait de manière locale, certains d'entre eux qui représentent des tissus mous, ne sont pas éliminés, et causent un résultat final erroné.

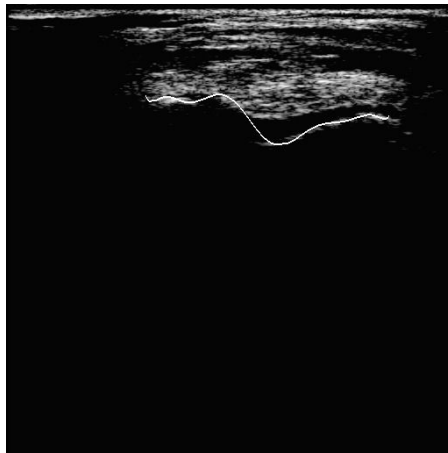


FIGURE 6.8 – Limitations de la méthode SCOPSEC.

Le protocole interactif d'utilisation de SCOPSEC sera détaillé dans le chapitre 7.

## 6.3 Améliorations de la méthode

Afin d'améliorer la qualité de l'extraction du contour osseux dans les images, et d'augmenter le taux d'extraction des points de repère, nous proposons deux améliorations :

1. pour la construction des segments
2. pour l'élimination des faux positifs via le plus court chemin dans un graphe

### 6.3.1 Construction des segments (SCOPSEC-AC)

La première amélioration que nous proposons d'apporter à SCOPSEC consiste à ajouter une étape permettant de simuler une acquisition de type *compound* avant d'extraire les premiers candidats au contour [82].

### 6.3.1.1 Simulation d'une acquisition *compound*

Le fonctionnement d'une sonde ultrasonore permettant de faire des acquisitions dites *compound* a été expliqué § 2.2.1. Pour améliorer les résultats de l'extraction du contour osseux, nous proposons de remplacer l'algorithme de sélection des pixels sur les colonnes par une simulation d'acquisition *compound* (méthode SCOPSEC-AC). Pour cela, au lieu de remonter les colonnes une par une dans une seule direction, nous fusionnons le résultat obtenu pour trois directions différentes : à  $-45^\circ$ , à  $0^\circ$  (le long des colonnes) et à  $45^\circ$ .

En reprenant l'image binaire  $I_B$  que nous avons après le seuillage du gradient (figure 6.1c), le résultat de ces trois opérations est présenté figure 6.9. Le fait de

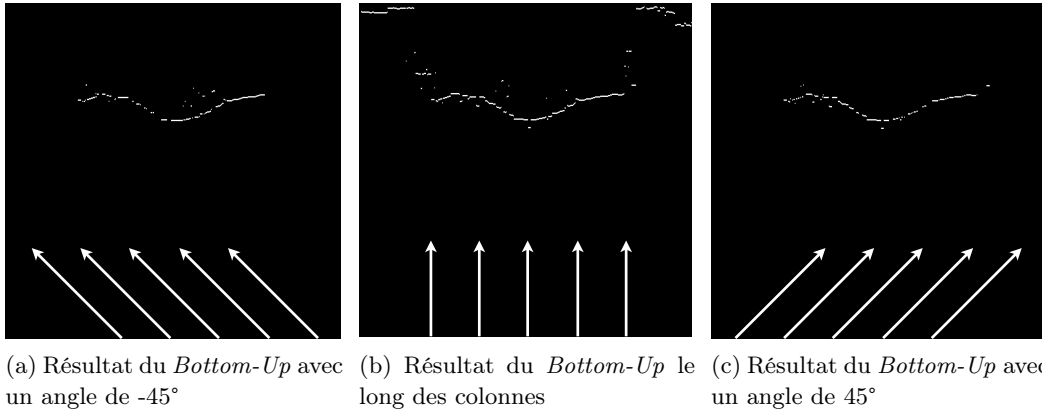


FIGURE 6.9 – Simulation d'une acquisition dite *compound*.

fusionner ces trois images nous permet de supprimer certains des pixels qui étaient conservés à tort avec la sélection sur les simples colonnes. La règle de combinaison des trois images se fait en éliminant les pixels qui ne sont pas présents sur au moins deux des trois images. Un exemple est donné figure 6.10.

### 6.3.1.2 Résultats

Les résultats obtenus avec la méthode SCOPSEC-AC sont présentés dans le tableau 6.3. Globalement, les résultats obtenus pour l'extraction du contour sont légèrement moins bons qu'avec la méthode SCOPSEC. Cependant, SCOPSEC-AC a l'avantage de supprimer l'étape d'élimination des petits segments ou de ceux trop près de la peau qui avait été proposée empiriquement.

Les résultats obtenus pour l'extraction des points de repère sont répertoriés dans le tableau 6.4. Le taux d'échec est meilleur que celui obtenu avec la méthode SCOPSEC, avec 83 échecs (contre 90 pour SCOPSEC). Par contre, les valeurs moyennes des mesures d'erreur sont légèrement supérieures. La valeur moyenne de l'erreur quadratique passe à 4,33 pixels pour la ligne intercondyloire, avec 529



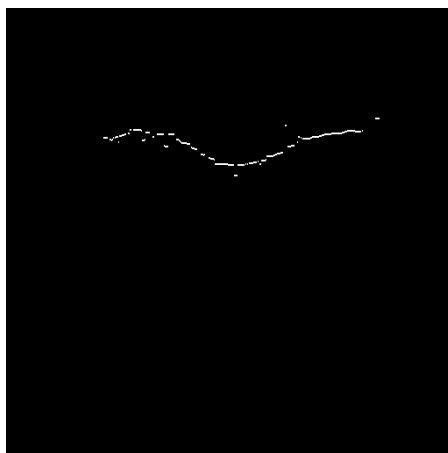
FIGURE 6.10 – Résultat de la simulation d’une acquisition *compound*.

TABLE 6.3 – Résultats de l’extraction du contour osseux sur la base de données pour la méthode SCOPSEC-AC.

	EQM (pixels)	EC (%)	DMH (pixels)
$\bar{m}$	4,69	45,96	7,96
Médiane	2,78	46,29	6,60
$\sigma$	3,90	6,17	5,85

cas (93% des images restantes) où l’erreur est inférieure à la limite de validité. L’erreur passe à 6,04 pixels pour la gorge trochléenne, avec 507 cas (89% des images restantes) où l’erreur est inférieure à la valeur limite de 2 mm.

TABLE 6.4 – Résultats de l’extraction des points de repère sur la base de données pour la méthode SCOPSEC-AC.

	EQM droite (pixels)	EQM trochlée (pixels)
$\bar{m}$	4,33	7,96
Médiane	2,01	6,60
$\sigma$	8,46	10,57

### 6.3.1.3 Analyse de la complexité

Concernant le calcul de la complexité de l’algorithme, l’étape de simulation de l’acquisition *compound* s’exécute en  $3O(n \log n)$ . La figure 6.11 illustre le résultat de la méthode sur trois images ultrasonores.

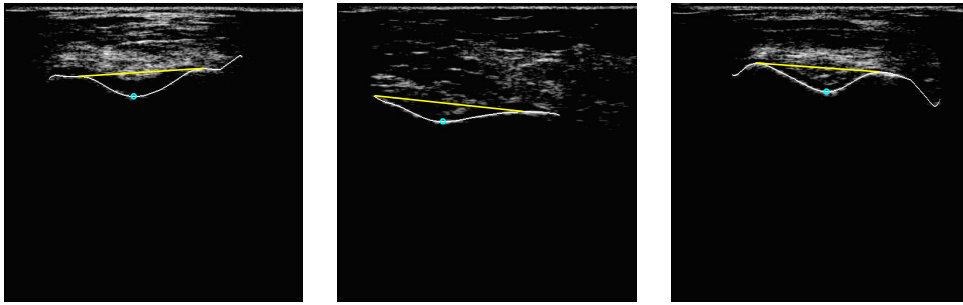


FIGURE 6.11 – Exemple de résultat de la méthode SCOPSEC-AC.

#### 6.3.1.4 Limitations

L'intégration de la simulation d'une d'acquisition *compound* dans le traitement des images (méthode SCOPSEC-AC) permet à la fois d'épurer la sélection des pixels et d'augmenter le nombre de candidats forts probables. Ainsi, les pixels retenus après la simulation du *compound* ont plus de chance d'appartenir au contour osseux que lors de l'utilisation de SCOPSEC (paragraphe 6.1). L'élimination des petits segments et des segments trop proches de la surface de la peau est réalisée de manière automatique lors de cette étape.

Les points de repère sont plus facilement extraits à partir du contour osseux ainsi défini. Cependant, l'erreur est très élevée dans certains cas : pour la ligne intercondyloire, l'erreur quadratique maximale est de 74 pixels (11,1 mm), et 187 pixels (28,05 mm) pour la gorge trochléenne. Par exemple, la figure 6.12b montre une image pour laquelle l'ajout de la simulation de *compound* ne suffit pas pour supprimer des faux positifs. L'extraction du reste du contour est conforme à celle effectuée en utilisant la méthode SCOPSEC (figure 6.12a).

Nous pouvons donc constater que même avec cette amélioration, il reste certains cas où les faux positifs ne sont pas complètement éliminés par le parcours de graphe.

### 6.3.2 Elimination des faux positifs via le plus court chemin dans un graphe (SCOPSEC-SA)

Pour essayer de réduire le nombre de faux positifs, nous proposons une deuxième amélioration (SCOPSEC-SA) qui permet de calculer un score d'appartenance au contour osseux final pour chaque segment et de modifier la construction du graphe en fonction de cette pondération afin d'améliorer le résultat de l'algorithme de Dijkstra [83].

#### 6.3.2.1 Score d'appartenance des segments au contour osseux

Le calcul du poids de chacun des  $n$  segments  $S_k$  ( $k = 1, \dots, n$ ) se fait en fonction de :

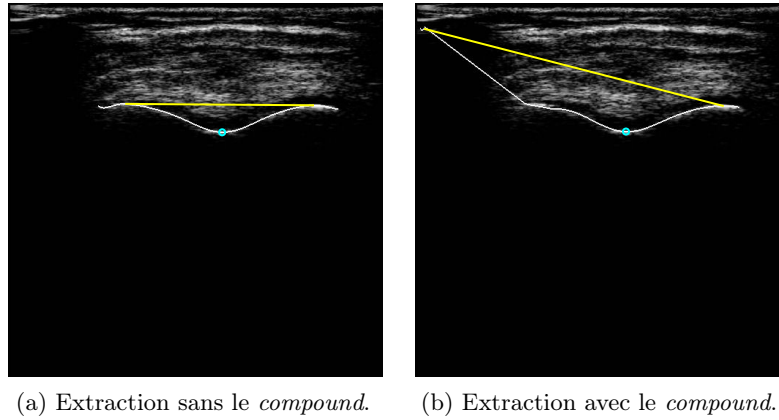


FIGURE 6.12 – Comparaison des résultats obtenus avec les méthodes SCOPSEC et SCOPSEC-AC sur une image US.

- la distance entre  $S_k$  et ses deux plus proches voisins  $S_{k-1}$  et  $S_{k+1}$  (sauf pour les segments  $S_1$  et  $S_N$  qui n'ont qu'un seul voisin),
- la somme des intensités dans l'image originale à l'endroit du segment concerné.

La fonction poids  $w(S_k)$  s'exprime comme suit :

$$w(S_k) = \sum_{i=k-1}^{k+1} \frac{1}{1 + \|S_k - S_i\|} \sum_{(x,y) \in S_i} I(x,y) \quad (6.6)$$

où  $k = 1, \dots, n$  représente le numéro du segment  $S_k$ ,  $I$  représente l'image originale et  $\|S_k - S_i\|$  est défini comme suit

$$\|S_k - S_i\| = \begin{cases} \|a_k - b_i\|_2 & \text{si } i < k \\ 0 & \text{si } i = k \\ \|a_i - b_k\|_2 & \text{si } i > k \end{cases} \quad (6.7)$$

La fonction poids  $w(S_k)$  permet de fusionner une information spatiale avec une information colorimétrique.

L'utilisation de cette fonction de poids permet de favoriser les segments qui ont plus de chance d'appartenir à la surface osseuse dans le calcul du plus court chemin. Ainsi, la construction du graphe relationnel est modifiée. Les segments sont partagés en deux classes en fonction de la valeur du poids qui leur est associé, et en suivant la règle du maximum de la variance intra-classe : la classe  $\{S\}_F$  qui contient les segments avec les poids les plus forts, et  $\{S\}_M$  qui contient les segments avec les poids faibles. L'ensemble des nœuds  $\mathcal{N}$  reste le même que pour SCOPSEC, mais l'ensemble des arcs change en fonction de l'appartenance des nœuds à la classe  $\{S\}_F$  ou à la classe  $\{S\}_M$ . Ce nouvel ensemble d'arcs est appelé  $\mathcal{E}_M$  et le nouveau graphe ainsi construit est appelé  $\mathcal{G}_M(\mathcal{N}, \mathcal{E}_M)$ .

La construction de  $\mathcal{G}_M$  est illustrée figure 6.13. Les nœuds représentés en pointillées représentent les nœuds construits à partir de  $\{S\}_M$  et qui sont susceptibles d'être de faux positifs (l'algorithme de Dijkstra permet alors potentiellement de les éliminer). Les nœuds représentés en trait plein sont ceux construits à partir de  $\{S\}_F$  et sont considérés comme de vrais positifs pour le calcul du contour osseux. Ils ne peuvent donc pas être éliminés lors du calcul du plus court chemin à l'aide de l'algorithme de Dijkstra.

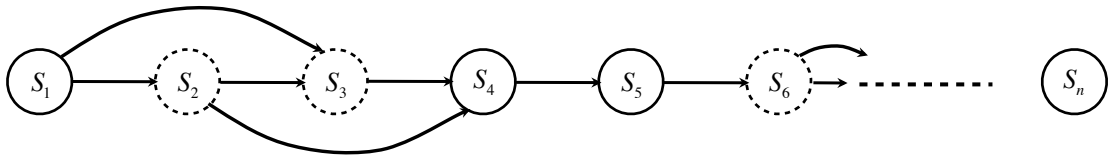


FIGURE 6.13 – Construction de  $\mathcal{G}_M$  pour prendre en compte les poids des segments.

Concernant la valeur des arcs  $\mathcal{E}_M$ , on définit  $m_k$  le plus petit indice tel que  $m_k > k$  et  $S_{m_k}$  appartient à la classe  $\{S\}_F$ . Ainsi, pour chaque nœuds  $b_k$ , on a :

$$\mathcal{E}_M(b_k, a_i) = \begin{cases} \mathcal{E}(b_k, a_i) & \text{si } i \in [k + 1, \min(m_k, k + 3)] \\ \infty & \text{sinon} \end{cases} \quad (6.8)$$

Les valeurs correspondant aux autres arcs sont identiques que celles assignées aux arcs du graphe  $\mathcal{G}$  (équations 6.3 et 6.4).

### 6.3.2.2 Résultats

La tableau 6.5 présente les résultats obtenus pour l'extraction du contour osseux avec la méthode SCOPSEC-SA. Les résultats obtenus sont meilleurs que ceux obtenus avec SCOPSEC-CA, même si l'extraction du contour échoue sur 8 images (1,2% de la base de données). Nous constatons cependant que ces résultats sont inférieurs à ceux obtenus avec SCOPSEC (méthode initiale sans amélioration).

TABLE 6.5 – Résultats de l'extraction du contour osseux sur la base de données pour la méthode SCOPSEC-SA.

	EQM (pixels)	EC (%)	DMH (pixels)
$\bar{m}$	4,03	46,21	14,94
Médiane	2,34	46,68	10,32
$\sigma$	3,86	6,19	16,73

L'extraction des points de repère présente de meilleurs résultats que précédemment. Ils sont présentés dans le tableau 6.6. La valeur moyenne de l'erreur quadratique

pour l'extraction de la ligne intercondyloire passe de 4,21 pixels (0,63 mm) pour la méthode SCOPSEC à 2,43 pixels (0,36 mm) pour cette méthode SCOPSEC-SA. De même, la valeur moyenne de l'erreur quadratique moyenne pour l'extraction de la gorge trochléenne passe de 5,14 pixels (0,77 mm) à 4,96 pixels (0,74 mm) pour cette méthode. Cependant, nous pouvons constater que l'extraction des points de repère échoue sur presque 23% des images (148 images).

TABLE 6.6 – Résultats de l'extraction des points de repère sur la base de données pour la méthode SCOPSEC-SA.

	EQM droite (pixels)	EQM trochlée (pixels)
$\bar{m}$	2,43	4,96
Médiane	1,43	4,12
$\sigma$	3,86	4,11

### 6.3.2.3 Analyse de la complexité

L'analyse de la complexité de cette étape supplémentaire donne une exécution en  $3O(N_s^2)$ , où  $N_s$  est le nombre de segments à traiter. Le temps moyen de calcul sur notre machine de test pour extraire le contour osseux et les points de repère est de 0,09 seconde, ce qui nous amène à un taux d'extraction de 11 images par secondes. La figure 6.14 présente les résultats obtenus avec cette amélioration sur 3 images ultrasonores.

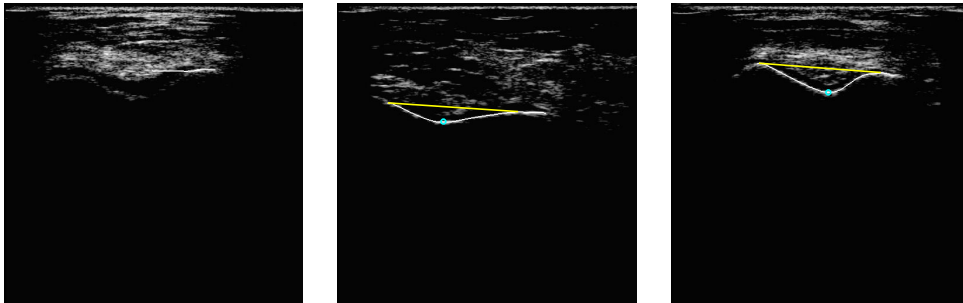


FIGURE 6.14 – Exemple de résultat de la méthode SCOPSEC-SA.

### 6.3.2.4 Discussion

Le nombre d'images où la méthode SCOPSEC-SA permet d'extraire un contour osseux et les points de repère diminue par rapport aux méthodes SCOPSEC et SCOPSEC-AC. Nous passons de 561 images sur lesquelles SCOPSEC permettait d'extraire les points de repère, à 568 images pour SCOPSEC-AC, et à 503 images

avec SCOPSEC-SA. Cependant, la qualité d'extraction des points de repère est meilleure : la valeur moyenne de l'erreur quadratique pour la ligne intercondyloire est de 4,21 pixels (0,63 mm) pour SCOPSEC, de 4,33 pixels (0,65 mm) pour SCOPSEC-CA, et de 2,43 pixels (0,36 mm) pour SCOPSEC-SA.

En comparant les valeurs de la distance modifiée de Hausdorff, nous pouvons constater que les résultats obtenus avec la dernière amélioration présentent des valeurs plus élevées que pour les deux autres cas. L'interprétation de ce résultat va de paire avec le nombre plus petit d'extraction des points de repère. Sur certaines images, le contour est extrait de manière partielle, ce qui donne une erreur quadratique moyenne assez basse si la partie extraite du contour est correcte, mais qui donne aussi une valeur élevée de la distance modifiée de Hausdorff. Les valeurs de l'erreur de classification sont conformes avec les valeurs relevées pour les deux autres méthodes.

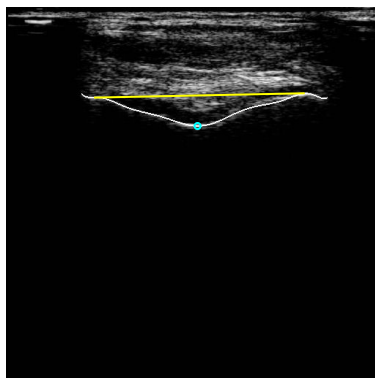


FIGURE 6.15 – Extraction correcte du contour et des points de repère par la méthode SCOPSEC-SA.

Le résultat de la méthode SCOPSEC-SA sur l'image utilisée dans la figure 6.12 est présenté figure 6.15. L'ajout du score d'appartenance permet de supprimer les segments qui ont peu de chance d'appartenir au contour osseux final, avant de parcourir le graphe.

Cette méthode ne permet pas d'avoir un résultat pour toutes les images US de notre base, mais elle permet d'augmenter la qualité d'extraction des points de repère. Ainsi, le chirurgien fera face à moins de mauvaises extractions lors de l'utilisation de cette méthode dans un contexte clinique. Les tests menés pour ces trois méthodes en ajoutant un post-traitement avec un descripteur de forme n'ont pas été concluants.

## 6.4 Étude comparative de nos contributions

Une illustration comparative des trois méthodes proposées dans ce chapitre est présentée sur la figure 6.16. Pour trois images différentes, le résultat obtenu avec

chacune des méthodes est présenté : sur la ligne (A) pour la méthode SCOPSEC, sur la ligne (B) pour la méthode SCOPSEC-AC, et sur la ligne (C) pour la méthode SCOPSEC-SA.

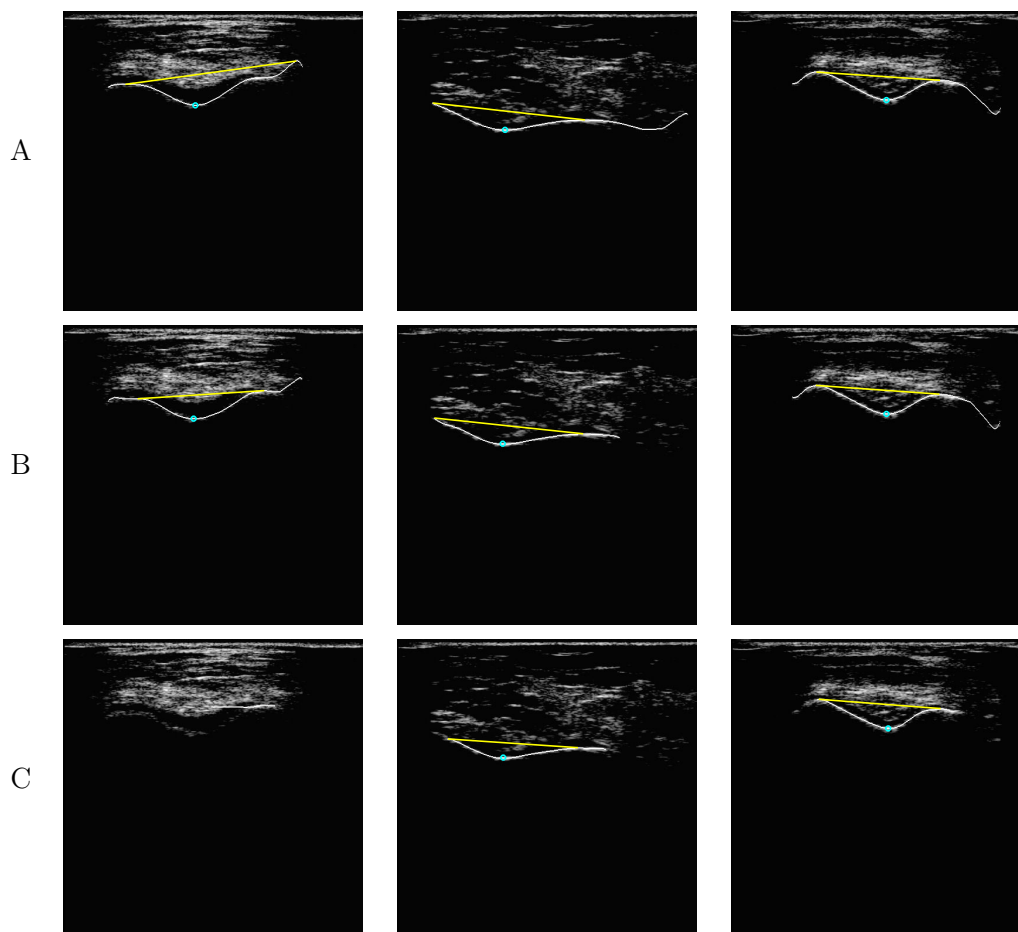


FIGURE 6.16 – Comparaison des résultats obtenus avec les différentes méthodes d'extraction du contour osseux par sélection et élimination de segments. (A) SCOPSEC. (B) SCOPSEC-AC. (C) SCOPSEC-SA.

Le tableau 6.7 permet de comparer les résultats obtenus par les différentes méthodes que nous avons développées. Dans ce tableau,  $N_{cv}$  correspond au nombre de cas en dessous de la limite de validité (2 mm) pour les valeurs de l'erreur quadratique moyenne et de la distance modifiée de Hausdorff. Cette étude comparative permet d'analyser les différents résultats obtenus pour l'extraction du contour osseux et des points de repère, pour les méthodes SCOPCA et SCOPCA-DF (chapitre 5), ainsi que pour les méthodes SCOPSEC, SCOPSEC-AC et SCOPSEC-SA développées dans ce chapitre.

Concernant l'extraction du contour osseux, les meilleurs résultats ont été obtenus

TABLE 6.7 – Comparaison des résultats obtenus par les différentes méthodes proposées pour l'extraction du contour osseux.  $N_{cv}$  correspond au nombre de cas en dessous de la limite de validité (2 mm).

Méthodes	SCOPCA	SCOPCA-DF	SCOPSEC	SCOPSEC-AC	SCOPSEC-SA
Taux d'échec contour (%)	0,00	0,00	0,00	0,00	1,23
EQM (pixels)					
$\bar{m}$	6,22	6,16	3,95	4,69	4,03
med	4,46	4,28	2,31	2,78	2,34
$\sigma$	5,24	4,80	3,63	3,90	3,86
$N_{cv}$	609	603	624	627	613
EC (%)					
$\bar{m}$	50,12	45,91	45,02	45,96	46,21
med	50,20	47,07	45,70	46,29	46,68
$\sigma$	5,28	7,37	6,39	6,17	6,19
DMH (pixels)					
$\bar{m}$	20,22	6,83	6,90	7,96	14,94
med	20,07	6,66	5,51	6,60	10,32
$\sigma$	3,70	3,51	6,42	5,85	16,73
$N_{cv}$	0	627	568	536	402
Taux d'échec points (%)	1,53	8,14	13,82	12,75	22,73
EQM Droite (pixels)					
$\bar{m}$	5,13	7,34	4,21	4,33	2,43
med	3,50	4,33	1,82	2,02	1,43
$\sigma$	5,62	12,34	7,24	8,46	3,86
$N_{cv}$	587	538	515	529	496
EQM Trochlée (pixels)					
$\bar{m}$	9,40	14,35	5,14	7,96	4,96
med	6,71	6,33	4,12	6,60	4,12
$\sigma$	9,11	37,22	4,24	10,57	4,11
$N_{cv}$	512	459	526	507	478
Temps moyen d'exécution par image (s)	1,3 (puis 0,3)	1,3 (puis 0,3)	0,08	0,08	0,08

par la méthode SCOPSEC, avec une valeur moyenne de l'erreur quadratique de 3,95 pixels (0,59 mm) et 96% des résultats inférieurs à la limite de validité de 2 mm. Ces résultats sont très proches de ceux obtenus avec la méthode SCOPSEC-SA. Cependant, la distance modifiée de Hausdorff est deux fois plus élevée pour la méthode SCOPSEC-SA et contrairement à SCOPSEC, il y a des



images pour lesquelles l'extraction du contour osseux échoue. Nous considérons donc que la méthode SCOPSEC est la meilleure pour l'extraction du contour osseux.

Concernant l'extraction des points de repère, les meilleurs résultats sont obtenus par la méthode SCOPSEC-SA puisque les valeurs moyennes de l'erreur quadratique sont les moins élevées. L'erreur pour l'extraction de la ligne intercondyliaire est deux fois moins élevée que pour la meilleure des autres méthodes (SCOPSEC). Cependant, cette méthode est celle qui échoue le plus souvent (23% des images).

La comparaison des complexités pour les différentes méthodes montre que la méthode SCOPSEC est la plus rapide, donc celle qui est la plus susceptible d'être utilisable en temps réel sur un flux continu d'images. Les complexités des deux méthodes SCOPSEC-AC et SCOPSEC-SA ne sont pas très différentes de celle de SCOPSEC.

## 6.5 Conclusion

La méthode SCOPSEC présentée dans ce chapitre permet d'extraire le contour localement sous forme de segments, pour ensuite joindre les différents segments avec un parcours de graphe. Deux améliorations ont ensuite été proposées pour améliorer les résultats de cette extraction : la première permettant de simuler une acquisition *compound* avant de déterminer les segments afin de supprimer des faux positifs (SCOPSEC-AC), et la deuxième permettant de classifier les segments avant le parcours de graphe (SCOPSEC-SA). Les meilleurs résultats pour l'extraction du contour osseux sont obtenus par SCOPSEC, mais SCOPSEC-SA permet d'extraire les points de repère de façon plus précise, même si l'extraction échoue sur un certain nombre d'images. Le temps de traitement moyen par image est de 0,08 secondes, ce qui permet au chirurgien de pouvoir travailler sur un flux de douze images par seconde.

Dans la suite de cette thèse, nous proposons d'utiliser la méthode SCOPSEC-SA pour permettre une utilisation en consultation d'un système passif d'assistance à la chirurgie orthopédique.

Troisième partie

Application

# Mise en œuvre d'un système d'assistance aux mesures physiologiques pré- et post-opératoires

---

## Sommaire

---

<b>7.1</b>	<b>Motivations</b>	<b>99</b>
<b>7.2</b>	<b>L'OrthoPilot</b>	<b>100</b>
<b>7.3</b>	<b>Le PhysioPilot</b>	<b>106</b>
<b>7.4</b>	<b>Tests sur banc d'essai</b>	<b>111</b>
<b>7.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>112</b>

---

Dans ce chapitre, nous présentons une évolution de l'OrthoPilot (système passif d'assistance à la chirurgie orthopédique) qui peut être utilisée en consultation, hors du bloc opératoire : le PhysioPilot.

## 7.1 Motivations

Ces systèmes nécessitent une localisation précise des structures anatomiques obtenue par palpation des points de référence à la surface osseuse. Ceci implique des incisions, ce qui limite cette procédure au contexte chirurgical, pour lequel l'OrthoPilot<sup>TM</sup> a été conçu. Le prototype que nous développons sous le nom de PhysioPilot<sup>TM</sup> est une évolution de l'OrthoPilot<sup>TM</sup> rendue possible par le remplacement des palpeurs chirurgicaux par une sonde échographique. Pour l'instant, ce système est spécialisé pour l'étude du genou, en vue de la pose d'une prothèse avec le logiciel TKA (pour *Total Knee Arthroplasty*). Les images obtenues sont traitées par notre logiciel et permettent de localiser les points de référence dans un contexte non chirurgical. Le PhysioPilot<sup>TM</sup> permettrait ainsi de faire de mesures directes sur le patient et dans un même référentiel, en pré-opératoire et post-opératoire. Ces mesures pourraient être exploitées en cours d'opération pour l'OrthoPilot<sup>TM</sup>.

Dans la suite de ce chapitre, nous commençons par présenter l'OrthoPilot<sup>TM</sup>, afin d'expliquer les modifications apportées pour développer le PhysioPilot<sup>TM</sup> :

- concernant les marqueurs infrarouges pour qu'ils soient non invasifs,
- le nouveau calcul du modèle simplifié des membres inférieurs,
- le protocole coopératif de palpation via la sonde ultrasonore.

Le prototype complet n'ayant pas encore été totalement intégré, nous proposons une validation de la méthodes SCOPSEC-SA décrite dans cette thèse sur un banc d'essai.

## 7.2 L'OrthoPilot

L'OrthoPilot™ est un système passif d'assistance à la chirurgie orthopédique (paragraphe 1.2), développé par Aesculap AG.

### 7.2.1 Matériel

Le système de l'OrthoPilot™ se compose de trois types de matériels : la station, les marqueurs infrarouges, et les instruments chirurgicaux qui sont propres à chaque intervention.

La station (figure 7.1a) est composée d'un chariot qui comporte un ordinateur avec un processeur Intel Core Duo L2400 1,66 GHz, 1 Go de mémoire RAM DDR2 997 Mhz, qui fonctionne avec le système d'exploitation Windows XP Service Pack 2. L'écran associé est un écran tactile de 19 pouces, en format 4:3, avec une résolution de 1280×1080 pixels. L'ordinateur est relié à une caméra infrarouge (aussi appelée "localiseur") de type Polaris Spectra, développée par Northern Digital Inc. (Canada), qui enregistre les positions des marqueurs infrarouges à une fréquence de 30 Hz. Le contrôle du système par le chirurgien se fait via une pédale à trois boutons (figure 7.1b). Les deux actions principalement utilisées sont : la pression du bouton droit pour passer à l'étape suivante, et la pression du bouton gauche pour revenir à l'étape précédente.

Les marqueurs infrarouges utilisés pour repérer la position des structures dans l'espace peuvent être de deux types : actifs, ou passifs. Quelque soit le type des marqueurs utilisés, ils permettent au localiseur de connaître la position dans l'espace des structures anatomiques (bassin, fémur, tibia ...) ou des outils utilisés par le chirurgien. Les marqueurs actifs (figure 7.2a) sont constitués de 6 diodes infrarouges, positionnées selon deux plans avec trois diodes sur chacun des plans. Ces marqueurs sont branchés physiquement à l'ordinateur de façon à être différenciés (le marqueur 1 pour le tibia, le marqueur 2 pour le fémur, etc...). Dans ce cas, les marqueurs sont émetteurs et le localiseur est récepteur. Les marqueurs passifs (figure 7.2b) sont quant à eux constitués de 4 boules plastiques qui permettent de réfléchir la lumière infrarouge. Le localiseur est alors émetteur/récepteur, la lumière infrarouge étant réfléchiée par les marqueurs. La distinction des marqueurs se fait par la disposition des 4 boules et elle est notifiée par un code couleur.

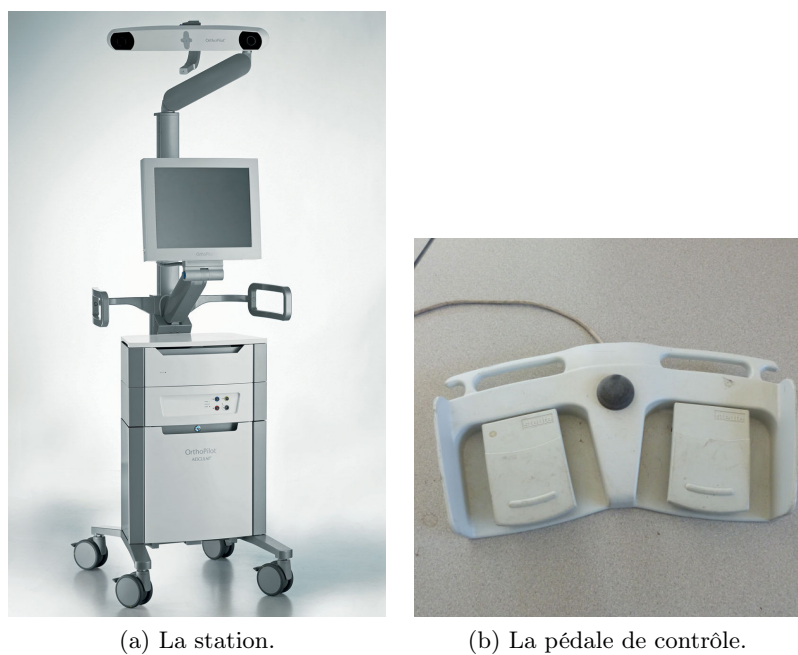


FIGURE 7.1 – La station de l'OrthoPilot™.

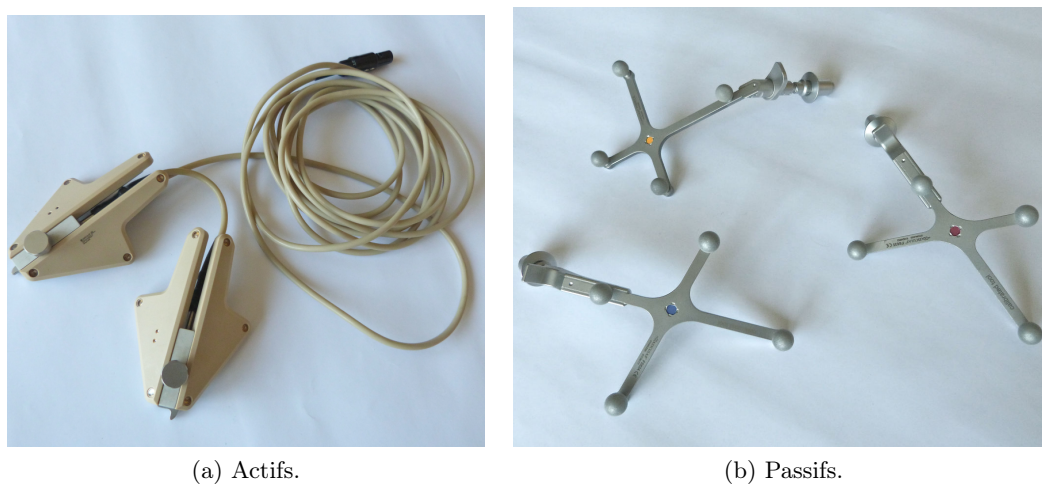


FIGURE 7.2 – Différents types de marqueurs utilisés dans le système de l'OrthoPilot™.

Dans la plupart des cas, les instruments (figure 7.3b) sont différents pour chacune des interventions. Ce n'est pas le cas des pointeurs (figure 7.3a) qui sont communs à toutes les interventions. Tous ces outils sont localisés dans l'espace grâce à un même marqueur.

De ce fait, chaque outil est caractérisé par une matrice de passage qui est conservée

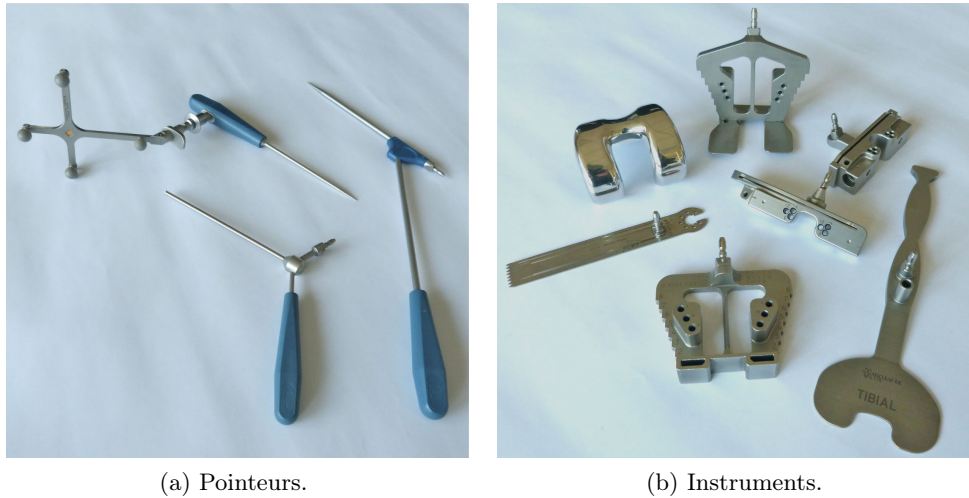


FIGURE 7.3 – Instruments utilisés avec le système de l'OrthoPilot™.

dans le système. La figure 7.4 présente un exemple avec une sonde ultrasonore et un pointeur manuel où le localiseur est capable de déterminer la position des repères des marqueurs ( $T_{Cam2US}$  pour passer du repère  $R_{Cam}$  du localiseur au repère  $R_{US}$  de la sonde, et  $T_{Cam2Pointeur}$  pour passer du repère  $R_{Cam}$  du localiseur au repère  $R_{Pointeur}$  du pointeur manuel). Dans ce cas là, la matrice de passage caractérisant le pointeur correspond à  $T_{Pointeur2Point}$  et celle caractérisant la sonde ultrasonore correspond à  $T_{US2Image}$ . Ainsi, lorsque le chirurgien utilise un pointeur pour palper un point de repère, la position du marqueur sur le pointeur est connue, et le système en déduit la position dans l'espace du point palpé par le chirurgien.

La palpation des différents points permet au système de reconstruire un modèle simplifié, en trois dimensions, du membre inférieur.

### 7.2.2 Construction du modèle simplifié par palpations

Le modèle simplifié présenté figure 7.5 se compose de :

- deux segments qui représentent le fémur et le tibia,
- trois points remarquables qui représentent les centres des articulations de la hanche (point  $H$ ), du genou (point  $G$ ) et de la cheville (point  $C$ ).

Chacun des segments est caractérisé par un repère dans l'espace centré sur le point  $G$  et d'un autre point remarquable (le repère  $R_F$  et le point  $H$  pour le fémur, le repère  $R_T$  et le point  $C$  pour le tibia) qui permet de calculer la longueur du segment. La construction de ce modèle consiste à déterminer la position de ces repères et de ces points par rapport aux repères dont les positions sont déjà connues par le système ( $R_{MF}$  qui correspond au marqueur sur le fémur et  $R_{MT}$  qui correspond au marqueur sur le tibia).

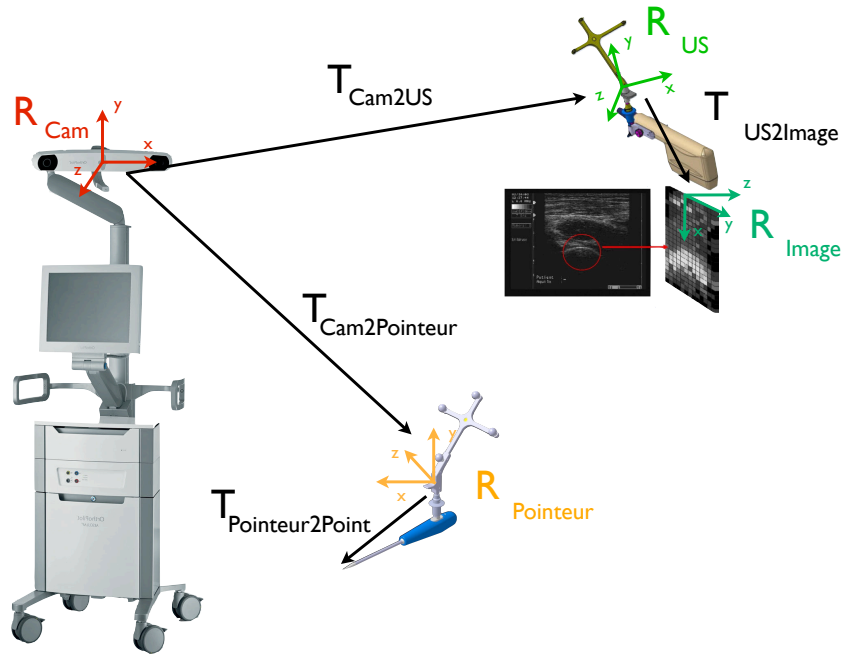


FIGURE 7.4 – Calibration des outils.  $R_{Cam}$  est le repère caractérisant le localiseur,  $R_{US}$  celui de la sonde ultrasonore,  $R_{Image}$  celui de l'image ultrasonore et  $R_{Pointeur}$  celui du pointeur.  $T_{Pointeur2Point}$  représente la transformation du repère  $R_{Pointeur}$  vers le point du pointeur,  $T_{Cam2Pointeur}$  celle de  $R_{Cam}$  vers  $R_{Pointeur}$ ,  $T_{Cam2US}$  celle de  $R_{Cam}$  vers  $R_{US}$  et  $T_{US2Image}$  celle de  $R_{US}$  vers  $R_{Image}$ .

Pour la construction du segment correspondant au fémur, le centre de hanche est déterminé lors d'une rotation du fémur autour du pivot que représente cette articulation (figure 7.6). Ensuite, le repère caractérisant le fémur ( $R_F$ ) est défini par :

1. les deux épicondyles sont palpés de part et d'autre de l'articulation du genou sur le fémur (figures 7.7a et 7.7b). Ils permettent que définir l'axe médio-latéral de ce repère.
2. un deuxième axe est défini comme reliant les centres de hanche et de genou. Le calcul du centre de genou se fait à partir des deux épicondyles et d'un troisième point palpé au centre de la patella (ou rotule), en flexion à  $90^\circ$  (figure 7.8a). Ces trois points servent à définir un volume contenant le centre de genou anatomique. Ensuite, une rotation du tibia autour du genou (rotation sagittale et axiale) est enregistrée (figure 7.8b) et sert à déterminer, dans ce volume, le point fixe lors du mouvement de rotation. Ce point représente le centre de genou  $G$ .
3. le troisième axe est défini par un produit vectoriel des deux premiers.

Le repère  $R_F$ , précédemment défini par les trois axes, est centré sur ce point et le système calcule  $T_{MF2Femur}$  qui lui permet de suivre la position du fémur à partir du marqueur  $R_{MF}$ .

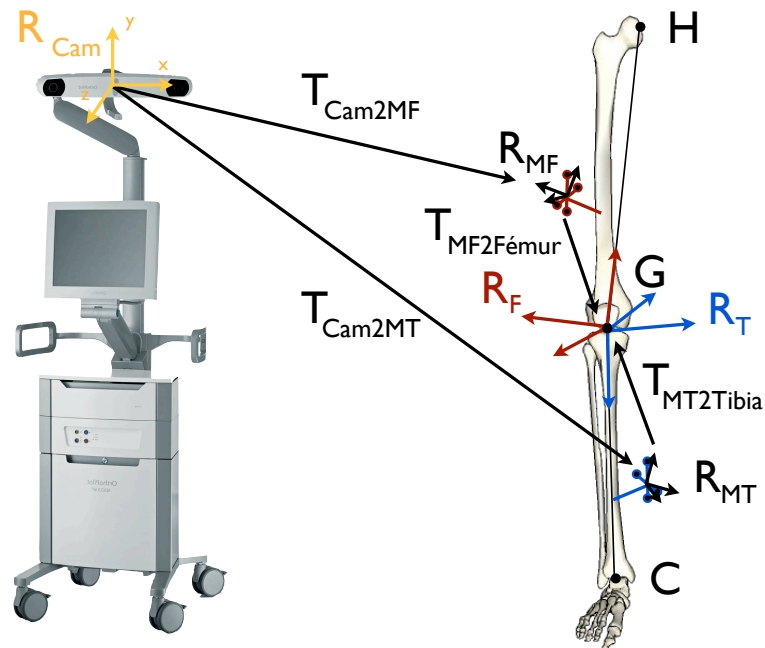


FIGURE 7.5 – Modèle simplifié du membre inférieur, avec les différents repères calculés.  $R_F$  correspond au repère caractérisant le fémur,  $R_T$  à celui caractérisant le tibia,  $R_{MF}$  à celui du marqueur sur le fémur,  $R_{MT}$  à celui du marqueur sur le tibia et  $R_{Cam}$  à celui du localiseur.  $T_{Cam2MF}$  représente la transformation de  $R_{Cam}$  vers  $R_{MF}$ ,  $T_{Cam2MT}$  celle de  $R_{Cam}$  vers  $R_{MT}$ ,  $T_{MF2Fémur}$  celle de  $R_{MF}$  vers  $R_F$  et  $T_{MT2Tibia}$  celle de  $R_{MT}$  vers  $R_T$ .  $H$  représente le centre de hanche,  $G$  celui de genou et  $C$  celui de cheville.

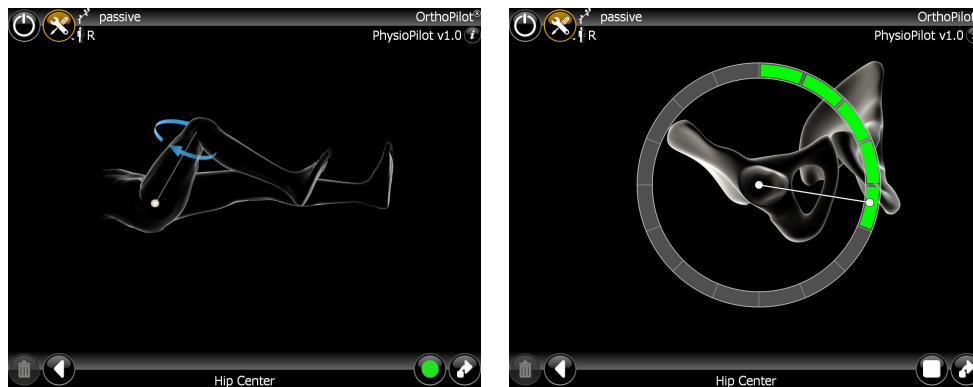


FIGURE 7.6 – Acquisition pour le calcul du centre de hanche.

Le repère caractérisant le fémur ( $R_T$ ) est défini par :

1. le chirurgien palpe les deux malléoles au niveau de l'articulation de la cheville (figures 7.9a et 7.9b) qui nous permettent de définir l'axe médio-latéral de ce



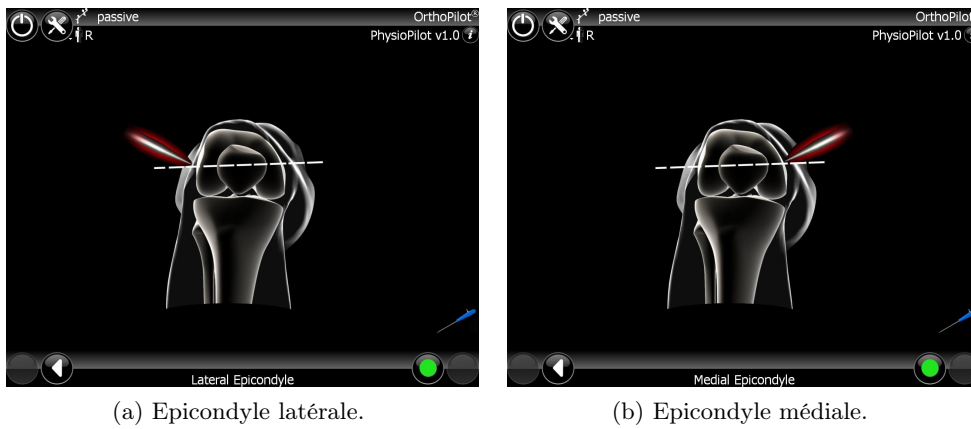


FIGURE 7.7 – Calcul du repère fémur : palpation des épicondyles.

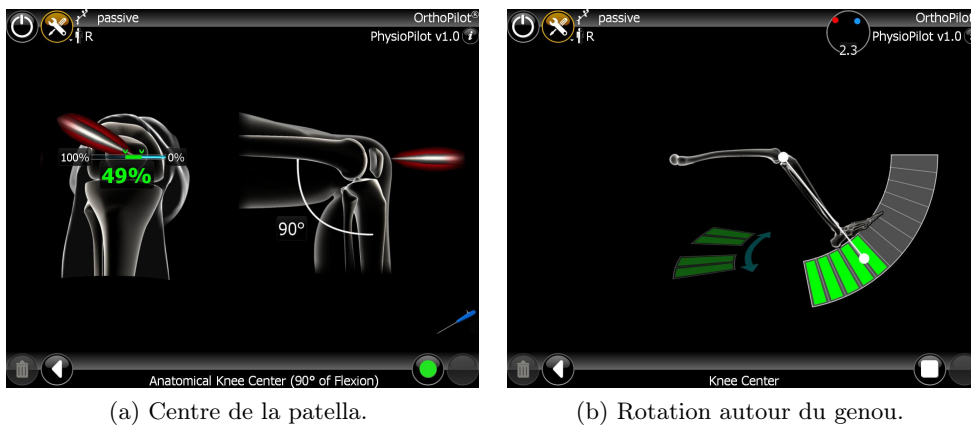


FIGURE 7.8 – Calcul du centre de genou.

repère.

2. un deuxième axe est défini comme reliant les centres de genou et de cheville. Le centre de l'articulation de la cheville est défini à partir de la position des deux malléoles et d'un troisième point palpé entre les deux (figure 7.9c).
3. Le troisième axe est défini par un produit vectoriel des deux premiers.

Le repère  $R_T$ , précédemment défini par les trois axes, est centré sur le point  $G$  et le système calcule  $T_{MF2Tibia}$  qui lui permet de suivre la position du tibia à partir du marqueur  $R_{MT}$ .

L'évolution de ce système que nous proposons, appelée PhysioPilot™ permettra de faire des mesures lors de la consultation. Par conséquent, nous devons apporter des modifications à l'OrthoPilot™ afin que le chirurgien n'ait pas à faire d'incisions sur le patient pour l'utiliser.

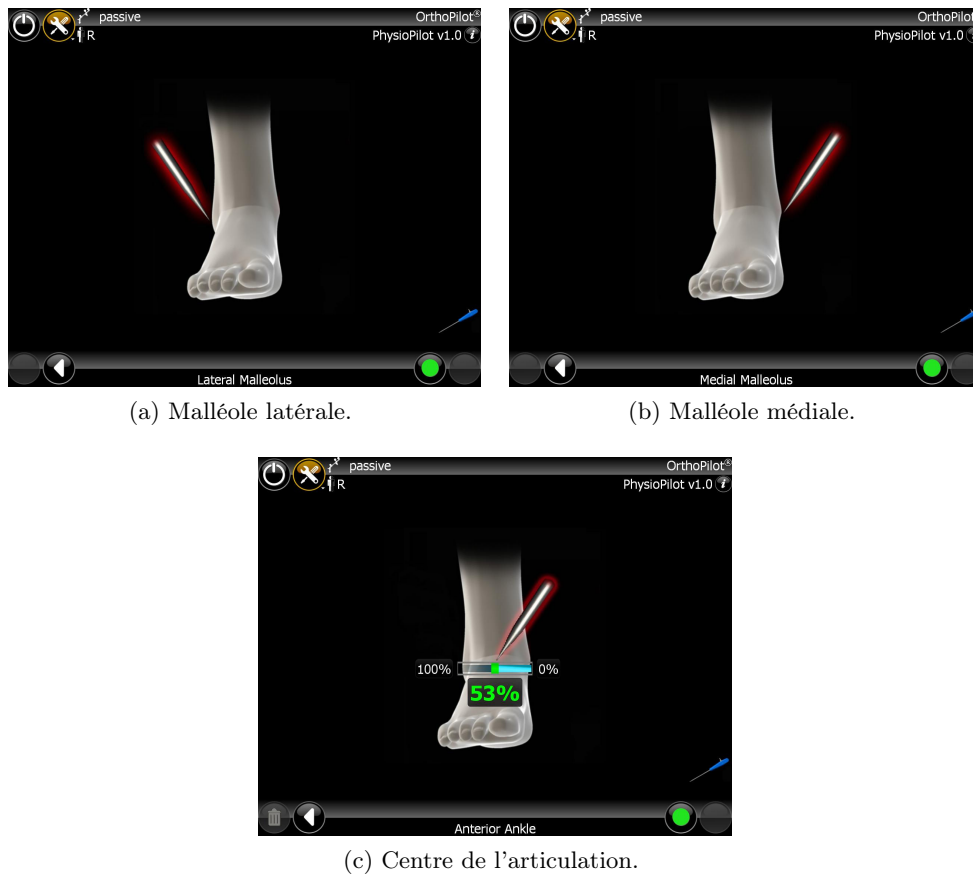


FIGURE 7.9 – Calcul du centre de cheville.

## 7.3 Le PhysioPilot

Le PhysioPilot™ est une évolution de l'OrthoPilot™ qui permettrait une utilisation hors de la salle d'opération, sans accès direct à la surface osseuse pour le chirurgien. Les modifications à apporter au système existant sont matérielles, algorithmiques et ergonomiques.

### 7.3.1 Matériel

La station utilisée est la même que celle de l'OrthoPilot™. Les évolutions matérielles concernent les marqueurs utilisés pour repérer les structures, et les outils utilisés pour palper les points sur la surface osseuse.

Même lorsque le chirurgien n'a pas accès directement à la surface osseuse, l'acquisition des points pour calculer le repère caractérisant le tibia ne présente aucune difficulté. Cependant, l'acquisition des points sur le fémur devient compliquée. En effet, les deux épicondyles sont les points les plus importants pour ce calcul et sont difficilement reconnaissables à travers la peau. L'erreur de palpation est d'autant

plus grande qu'il y a de tissus mous à cet endroit. Le PhysioPilot™ devant permettre de faire des mesures en consultation, ainsi la palpation des points qui ne sont pas accessibles à travers la peau pourra se faire à l'aide d'un système ultrasonore.

Enfin, les marqueurs infrarouges utilisés avec le système per-opératoire sont fixés directement sur les os à l'aide de vis. Dans le cas d'une utilisation en consultation, les marqueurs ne sont pas fixés dans l'os mais à l'aide de bandes élastiques (figure 7.10). Ces marqueurs sont en cours de développement par Aesculap.



FIGURE 7.10 – Marqueurs non invasifs développés pour le PhysioPilot™.

### 7.3.2 Amélioration de la palpation

Les épicondyles sont aussi bien utilisés pour le calcul de la position du centre de genou que pour déterminer l'axe médio-latéral du repère caractérisant le fémur. Compte tenu de la recherche du centre de genou dans un volume, la modification de la position des épicondyles affecte peu ce calcul. Par contre, l'axe médio-latéral peut être très différent si les épicondyles ne sont pas correctement définis. Plusieurs auteurs [142, 140] soulignent le fait que d'autres points anatomiques de références peuvent être utilisés à la place, ou en complément de l'axe trans-épicondylaire. C'est le cas de la "ligne de Whiteside" [79, 88] (figure 7.11a). Elle permet de calculer l'axe antéro-postérieur du repère caractérisant le fémur. Il faut alors déterminer la position de deux points sur cette ligne : le plus antérieur et le plus postérieur, par voie antérieure. Cette palpation est réalisée à l'aide de la sonde ultrasonore (figures 7.11b et 7.11c).

Le premier axe du repère caractérisant le fémur reste celui défini par le centre de hanche et le centre de genou que nous avons déjà calculé. L'articulation du genou agissant comme une poulie par rapport à cette ligne de Whiteside, le plan perpendiculaire à l'axe de rotation et qui passe par le centre de genou doit contenir la droite décrite par les deux points définis précédemment. Nous projetons donc les

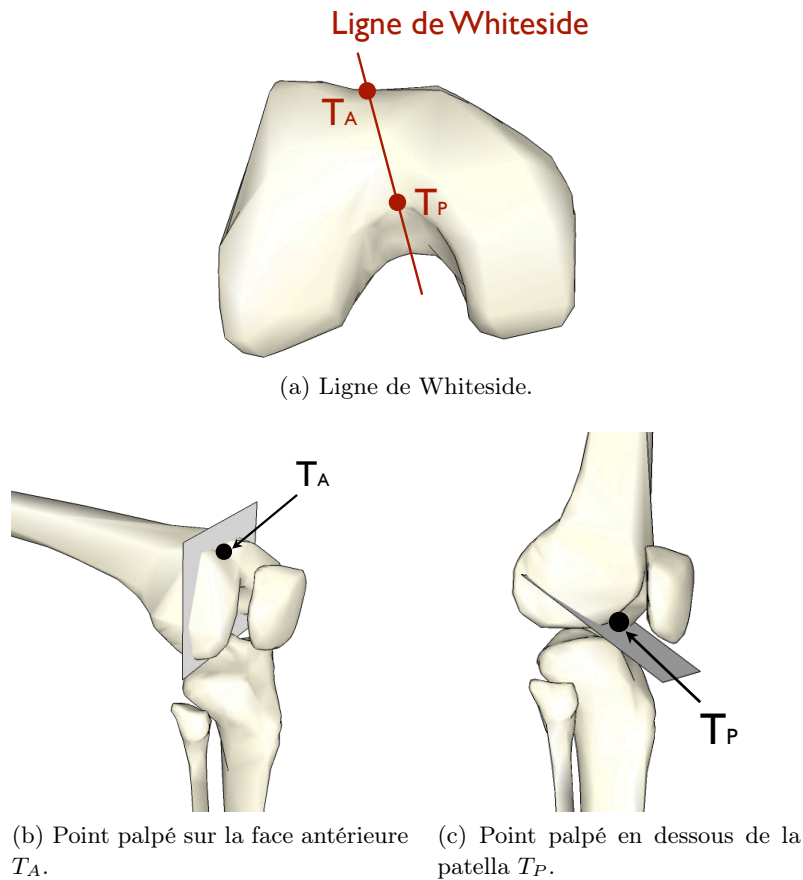


FIGURE 7.11 – Palpation de la ligne de Whiteside comme orientation du repère caractérisant le fémur.  $T_A$  représente le point antérieur palpé sur la ligne de Whiteside, et  $T_P$  représente le point le plus postérieur sur la ligne de Whiteside.

deux points palpés sur le plan  $\mathcal{P}$  (plan normal à l'axe défini par le centre de hanche et le centre de genou, et qui passe par le centre de genou) (figure 7.12). A partir de ces points et du point  $G$ , nous calculons la droite qui minimise l'erreur quadratique. Le premier axe du nouveau repère est alors défini par la direction de cette droite. Le deuxième axe relie les centres de genou et de hanche et le dernier axe est le résultat du produit vectoriel des deux premiers.

Afin de faciliter l'utilisation du PhysioPilot™, nous avons mis en place un protocole d'utilisation favorisant la coopération entre le chirurgien et ce système.

### 7.3.3 Protocole coopératif d'utilisation et stabilisation du contour

L'utilisation de la sonde ultrasonore lors de la palpation se fait en suivant un protocole permettant au chirurgien de s'adapter à la réponse du système.

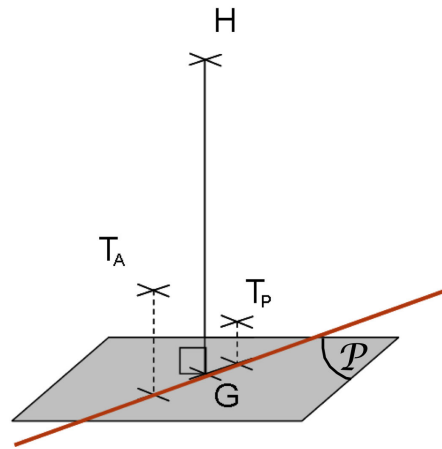


FIGURE 7.12 – Calcul de l’axe défini à partir de la ligne de Whiteside.  $H$  représente le centre de hanche,  $T_A$  le point antérieur de la ligne de Whiteside,  $T_P$  le point postérieur sur la ligne de Whiteside, et  $G$  le centre de genou.  $\mathcal{P}$  représente le plan utilisé.

En utilisant la méthode SCOPSEC-SA, le contour osseux est segmenté en temps réel pendant l’acquisition, et le résultat apparaît directement sur l’image ultrasonore en cours. Pour chacun des points, le chirurgien peut balayer la zone d’intérêt jusqu’à ce que l’image lui convienne (figures 7.13a et 7.13b). Il peut alors valider l’acquisition et le système lui affiche le point extrait (figures 7.13e et 7.13f). A tout moment, le chirurgien peut modifier le point ou recommencer l’acquisition du début s’il veut modifier l’image ultrasonore.

Dans certains cas, le contour, extrait en temps réel, peut être très différent pour deux images consécutives. Pour résoudre ce problème, nous proposons d’introduire une contrainte de régularité de manière à converger vers un contour stable et faciliter l’extraction des points de repère par le système, lors de l’acquisition d’une séquence d’images. Cette régularisation permet une coopération entre le système et le clinicien qui, en modifiant la position (ou l’orientation) du capteur, va permettre l’extraction d’un contour optimal.

Le calcul de la contrainte de régularité est effectué par une moyenne du contour sur les  $q$  derniers contours calculés. La valeur de  $q$  est fixée à 10 par défaut et elle peut être modifiée par l’utilisateur. Le calcul commence donc à partir de  $q$  images. Plus cette valeur est grande, plus le contour osseux extrait sera stable mais plus le calcul sera long. Par contre, plus la valeur de  $q$  est petite, moins le contour sera stable. L’utilisation d’un localiseur et de marqueurs infrarouges permettent à l’utilisateur de contrôler le résultat de cette régularisation. En effet, les images ultrasonores et le résultat de l’extraction du contour osseux ne sont pris en compte que si les mouvements de la sonde ne sont pas trop rapides et brusques. Ce mécanisme

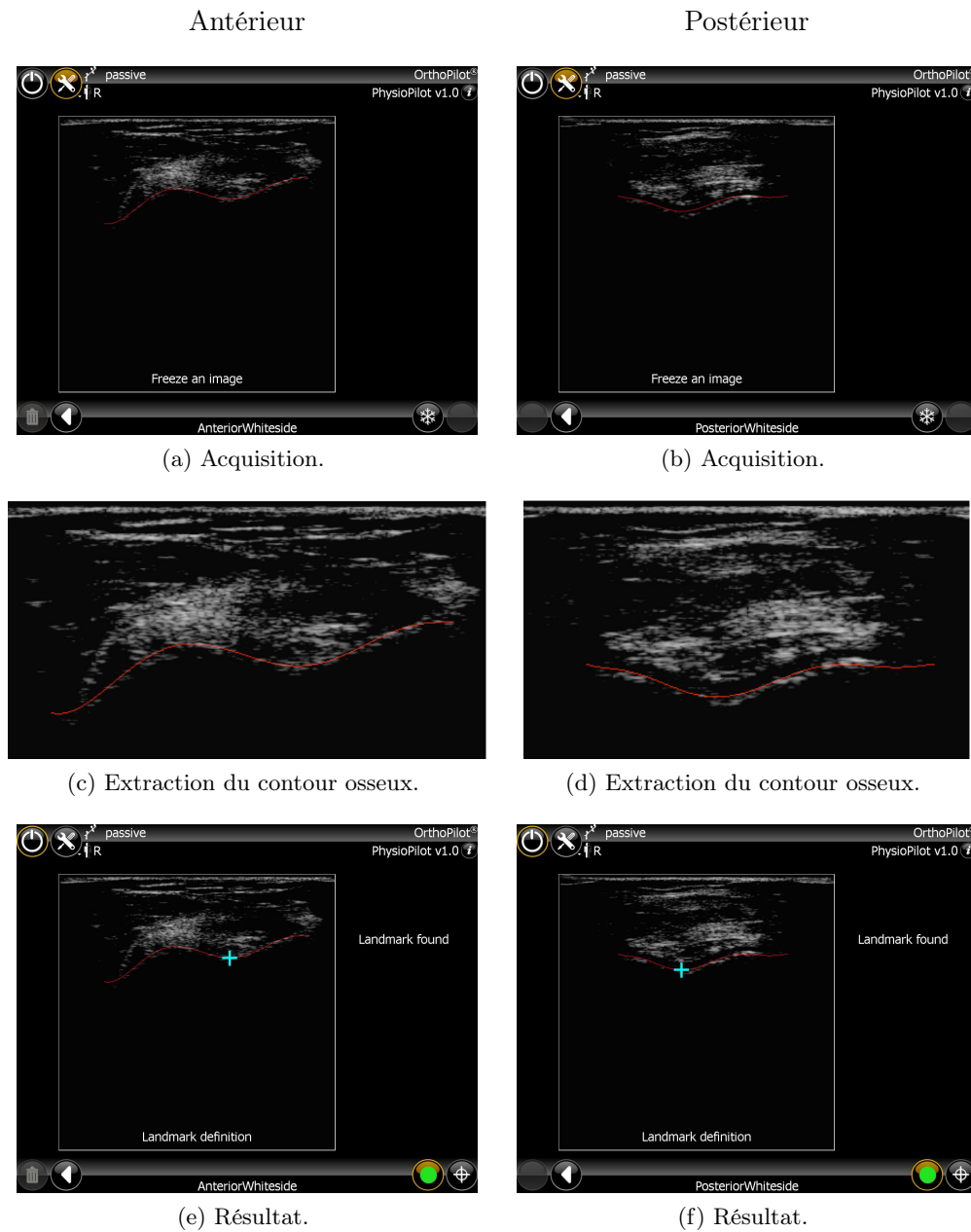


FIGURE 7.13 – Acquisition et enregistrement des deux points sur la ligne de Whiteside.

de contrôle de la position permet à l'utilisateur de réinitialiser la contrainte de régularité à tout moment de l'acquisition.

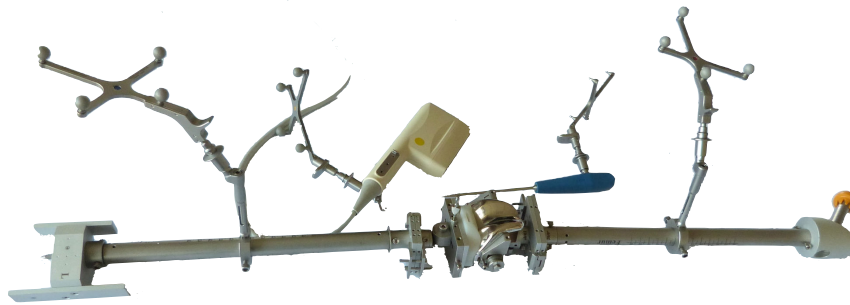


FIGURE 7.14 – Banc d'essai utilisé pour la validation de la palpation assistée.

## 7.4 Tests sur banc d'essai

La validation du *PhysioPilot*<sup>TM</sup> se fait en utilisant un banc d'essai, développé par Aesculap AG et déjà utilisé pour la validation d'applications (figure 7.14). Nous avons effectué une dizaine de mesures et comparé les résultats du calcul du repère caractérisant le fémur (repère  $R_F$  sur la figure 7.5).

La comparaison des résultats est effectuée entre le résultat d'une palpation manuelle directement sur le banc avec un pointeur (figures 7.15a et 7.15b), et celui d'une palpation via la sonde ultrasonore (figures 7.15d et 7.15d). Pour cette deuxième palpation, nous avons utilisé une poche d'eau permettant de simuler les tissus mous présents entre la surface osseuse et la peau. Dans les deux cas, la palpation des deux points sur la ligne de Whiteside s'effectue comme décrit au paragraphe 7.3.2.

Pour les deux repères, l'axe reliant les centres de genou et de hanche sont les mêmes. La seule différence possible est donc une rotation des deux autres axes autour de celui ci. Après avoir comparé les différents résultats que nous avons obtenus, la rotation moyenne autour de l'axe reliant les centres de genou et de hanche est de moins de  $0,5^\circ$ . Nous soulignons ici que la limite de validité requise pour les systèmes développés par Aesculap est de  $1^\circ$  en rotation.

Des validations complémentaires vont être réalisées sur des cadavres. Avant de pouvoir effectuer des tests en conditions réelles, dans la salle de consultation, il faut que le système entier soit validé par des études sur cadavres, y compris les marqueurs non invasifs. En effet, contrairement aux marqueurs qui sont fixés dans les structures osseuses, ces marqueurs non invasifs n'assurent pas une transformation constante entre le repère qui les caractérise et ceux qui caractérisent les différents os. L'erreur est d'autant plus grande qu'il y a des tissus mous sur les os, comme par exemple pour le fémur, qui est recouvert par les muscles de la cuisse.

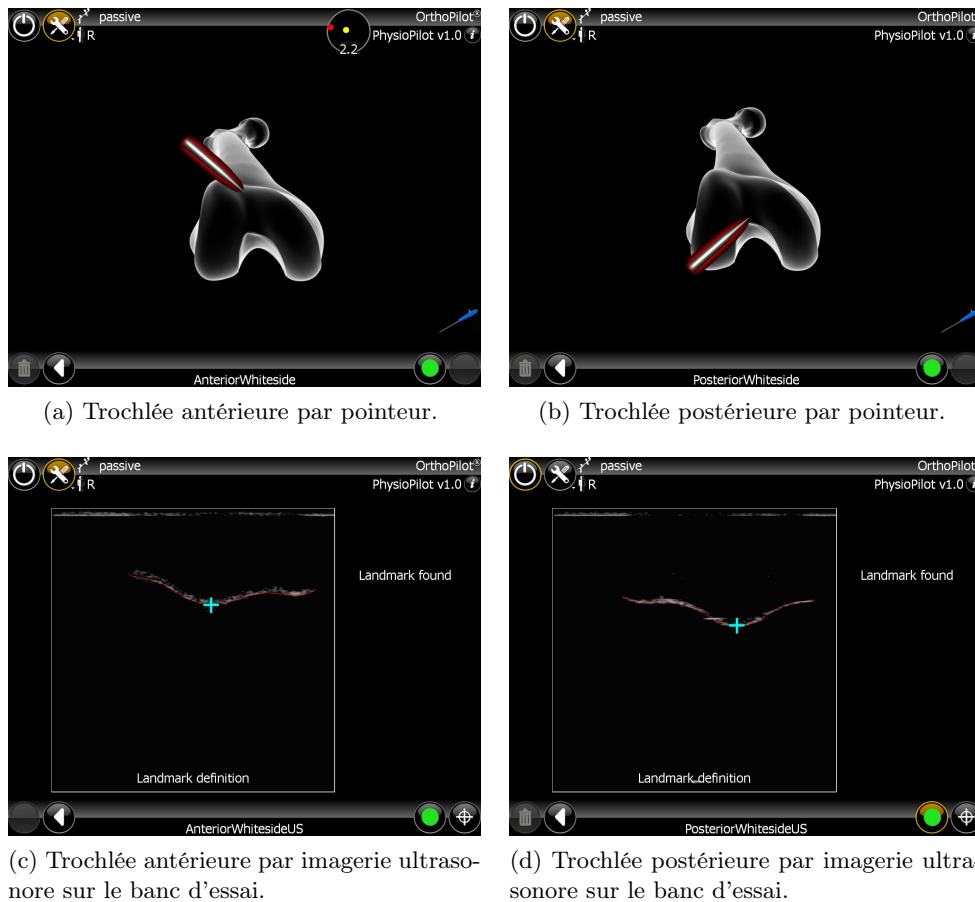


FIGURE 7.15 – Illustrations du logiciel lors de la validation du système sur un banc d’essai. Comparaison entre l’acquisition manuelle des points par un pointeur et l’acquisition interactive avec notre système.

## 7.5 Conclusion

Notre contribution à la segmentation du contour osseux dans des images ultrasonores est intégrée dans un système d’assistance à la prise de mesures en consultation : le Physiopilot. La validation de ce système a été effectuée sur un banc d’essai (ou fantôme), et des tests sur cadavres sont prévus. Les principales évolutions proposées pour concevoir ce système sont l’utilisation de marqueurs non-invasifs et le développement d’un protocole coopératif d’utilisation du module ultrasonore par le chirurgien. Ainsi, les points de repère difficilement reconnaissables à travers la peau peuvent être acquis via l’imagerie ultrasonore et une assistance en temps réel proposée par le système.

Nous envisageons de compléter la validation sur fantôme par une validation avec des tests sur cadavres et ensuite par des études cliniques.



coopération

# Conclusion et perspectives générales

Ce travail de thèse porte sur l'exploitation de l'image ultrasonore pour réaliser des mesures physiologiques en consultation chirurgicale d'orthopédie visant à développer un système permettant aux chirurgiens orthopédiques de faire des mesures physiologiques en consultation.

L'OrthoPilot™, système passif d'assistance à la chirurgie orthopédique à partir duquel nous avons travaillé, est utilisé lors des interventions, mais ne permet pas d'effectuer un suivi des mesures avant, pendant, et après opération. Le calcul du modèle géométrique simplifié du membre inférieur, qui est nécessaire au système, se fait à partir de la position de certains points remarquables sur les os (bassin, fémur, tibia). Ces positions sont enregistrées à travers les incisions faites pour l'intervention, ce qui limite l'utilisation du système à la salle d'opération. Afin de pouvoir l'utiliser en consultation avant et après opération, nous avons proposé de modifier le protocole d'acquisition des points remarquables en ajoutant l'utilisation de l'imagerie ultrasonore afin d'accéder à la surface osseuse sans que le chirurgien n'ait à faire d'incision. Pour cela, nous avons développé un système coopératif permettant au chirurgien d'effectuer les acquisitions ultrasonores en adaptant son geste en fonction des informations extraites automatiquement des images et affichées à l'écran. Plusieurs méthodes d'extraction des informations dans les images ultrasonores ont été développées. Les premiers tests de validation ont été effectués sur des points de référence qui permettent de définir l'orientation du repère caractérisant le fémur.

Nous avons établi une base de données contenant 651 images ultrasonores représentant les condyles fémoraux de 29 individus. Pour cela, nous avons mis en place un protocole d'acquisition des images, et nous avons effectué plusieurs acquisitions de séries d'images pour chaque jambe des volontaires. Cette base de données sert de référence pour la validation des différentes approches que nous avons proposé.

La première approche consistait à extraire directement les points de référence caractérisés dans l'image par leur position et leur luminance. Les premiers tests effectués sur une série d'images acquises sur un même sujet ont conduit à des résultats dépendant fortement des paramètres de réglages de la sonde échographique. Nous nous sommes alors orientés vers des méthodes qui réalisent la détection de l'interface, préalablement à la localisation des points de référence.

Pour cela, nous avons proposé deux méthodes principales d'extraction du contour osseux et plusieurs améliorations :

- une méthode globale par contour actif (SCOPCA)
- une méthode locale par sélection et élimination des candidats (SCOPSEC)

Les résultats obtenus avec la méthode SCOPCA présentent une sur-segmentation du contour osseux. Nous avons alors proposé d'utiliser un *a priori* géométrique sous la forme de descripteur elliptique de Fourier pour limiter ce problème (méthode SCOPCA-DF). L'extraction est alors validée sur 95% des images de la base de données pour le contour osseux et sur 70% pour les points de repère. Cependant, la complexité de l'algorithme ne permet pas d'approcher le temps réel nécessaire à la mise en place du protocole coopératif.

Les résultats obtenus avec la méthode SCOPSEC sont meilleurs (96% des résultats validés pour le contour osseux, 80% pour les points de repère) mais beaucoup de paramètres sont à régler par l'utilisateur pour que la sélection des candidats se fasse correctement. Nous avons alors proposé d'ajouter une simulation d'acquisition *compound* afin d'améliorer la sélection des candidats (méthode SCOPSEC-CA), ainsi que d'utiliser un score d'appartenance des candidats au contour osseux afin d'éliminer les faux-positifs (méthode SCOPSEC-SA). L'extraction des points de repère est alors validée pour 99% des résultats. De plus, la complexité de l'algorithme permet de traiter un flux continu de douze images par seconde.

Cette méthode est en cours d'intégration dans le prototype que nous avons appelé PhysioPilot™, et qui permet aux chirurgiens orthopédiques d'effectuer des mesures en consultation. Ce système, qui utilise l'imagerie ultrasonore afin d'avoir accès à la surface osseuse sans incisions, propose un protocole coopératif de palpation des points de référence. Pour cela, les informations extraites automatiquement des images par notre algorithme SCOPSEC-SA sont proposées au chirurgien, et lui permettent de modifier son geste en fonction. L'action du chirurgien permet, dans le même temps, de limiter le problème de la qualité des images ultrasonores et de guider la segmentation vers le contour osseux. Pour que l'ergonomie du système permette cette coopération entre le système et le chirurgien, il est nécessaire que l'affichage des informations se fasse en temps réel. La validation clinique du système n'a pu être effectuée compte tenu du manque de validation des marqueurs non-invasifs et de contraintes logistiques.

L'approche que nous avons développée pour la détection du contour osseux est générique. Nous envisageons d'étendre le domaine d'application du genou à la hanche, voir à d'autres structures osseuses comme l'épaule.

# Annexes

# Morphologie mathématique

---

La morphologie mathématique, développée à partir de 1964 par Matheron et Serra [85], consiste à étudier ou modifier un ensemble à l'aide d'un autre ensemble contenu dans le premier. Ainsi, nous nous plaçons dans  $E = \mathbb{Z}^2$  et nous définissons  $A \subset E$  et  $B \subset E$  des sous ensembles à étudier. Nous définissons aussi  $X \subset E$  un sous-ensemble appelé *élément structurant* et qui joue le rôle de sonde qui se promène dans les ensembles à étudier. Alors, nous définissons un opérateur morphologique  $op$  tel que  $A_X = A op X$  et qui a pour propriété d'être :

– non-linéaire :

$$(A \cup B) op X \neq (A op X) \cup (B op X) \quad (\text{A.1})$$

– non-inversible : il n'existe pas de  $X' \subset E$  tel que

$$A_X op X' = (A op X) op X' = A \quad (\text{A.2})$$

– idempotent :

$$A_X op X = (A op X) op X = A_X \quad (\text{A.3})$$

En traitement d'image, le filtrage morphologique est utilisé pour modifier la forme et la topologie des structures dans l'image, afin de pouvoir par exemple, limiter le bruit, étiqueter des structures et faire une recherche de forme. Pour cela, l'élément structurant est une forme qui est souvent symétrique connexe et convexe comme un carré ou un cercle, mais d'autres types de formes peuvent être utilisés. Les principaux opérateurs morphologiques sont la dilatation  $\delta$  et l'érosion  $\varepsilon$ , qui peuvent être combinés entre eux pour en former deux autres : l'ouverture  $\gamma$  et la fermeture  $\phi$ .

L'élément structurant  $X$  est centré en un point  $O$  qui sert de repère pour définir sa position. La position de l'élément structurant est donc donnée par la position du point  $O$ . Ainsi, la *dilatation* de  $A$  par  $X$  se définit comme :

$$\delta_X(A) = \{x \in A | X(x) \cap A \neq \emptyset\} \quad (\text{A.4})$$

et l'*érosion* de  $A$  par  $X$  comme :

$$\varepsilon_X(A) = \{x \in A | X(x) \subset A\} \quad (\text{A.5})$$

Ces deux opérations principales peuvent ensuite être combinées pour en donner deux autres :

– la fermeture, qui est une dilatation suivie d'une érosion

$$A \bullet X = \delta_X \varepsilon_X(A) \quad (\text{A.6})$$

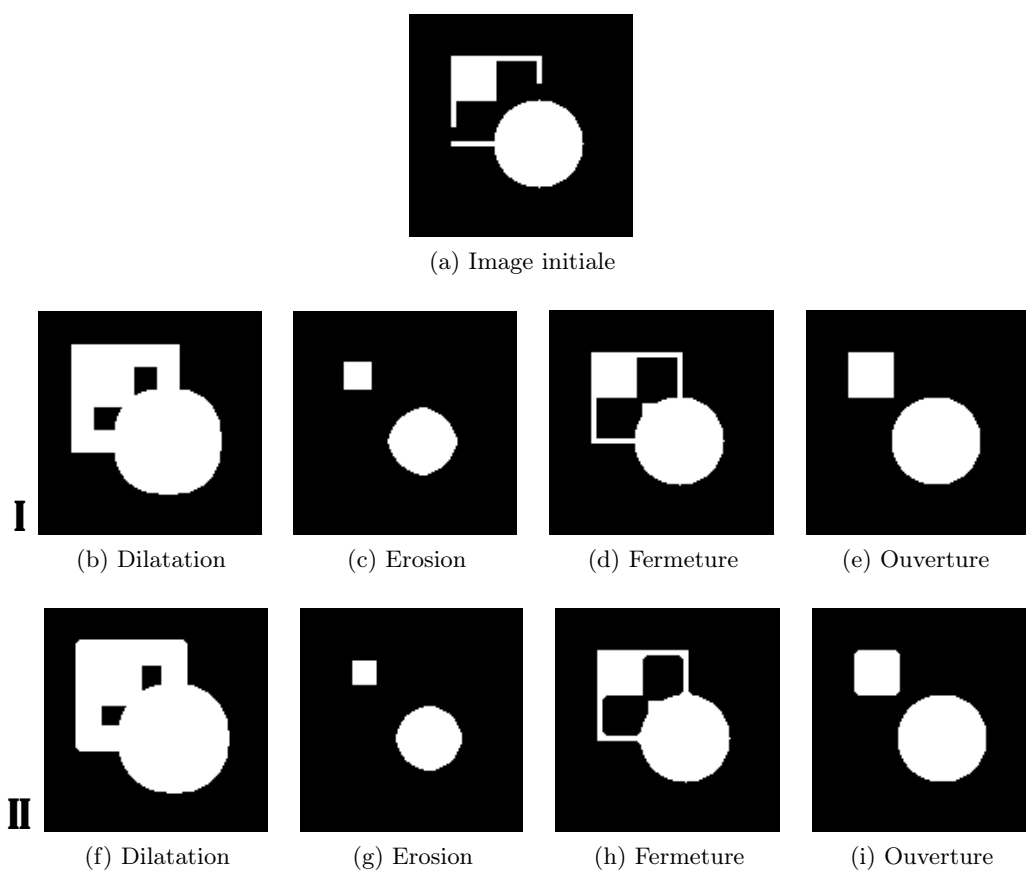


FIGURE A.1 – Le filtrage morphologique : illustration sur une image binaire. (I) Avec un élément structurant de forme carrée et de taille  $11 \times 11$  pixels. (II) Avec un élément structurant de type disque et de diamètre 13 pixels.

– l'ouverture, qui est une érosion suivie d'une dilatation

$$A \circ X = \varepsilon_X \delta_X(A) \quad (\text{A.7})$$

Le résultat de ces différentes opérations sur une image binaire de synthèse est donné figure A.1.

Ces opérations sont entre autres utilisées pour extraire des contours, par exemple, avec les méthodes des lignes de partage des eaux par amincissement homotopique, ou à l'inverse par montée des eaux [70, 64]<sup>1</sup>.

1. Pour plus d'informations sur la morphologie mathématique et le filtrage morphologique, se reporter à [119, 91, 92].

# Seuillage du gradient à partir de la probabilité cumulée

---

La dynamique des images US est dépendante des réglages utilisés pour l'acquisition, mais aussi des structures à imager et des paramètres physiologiques du patient. La figure B.1 présente deux images US représentant des condyles fémoraux, pour deux patients différents, avec le gradient correspondant. Si les deux images

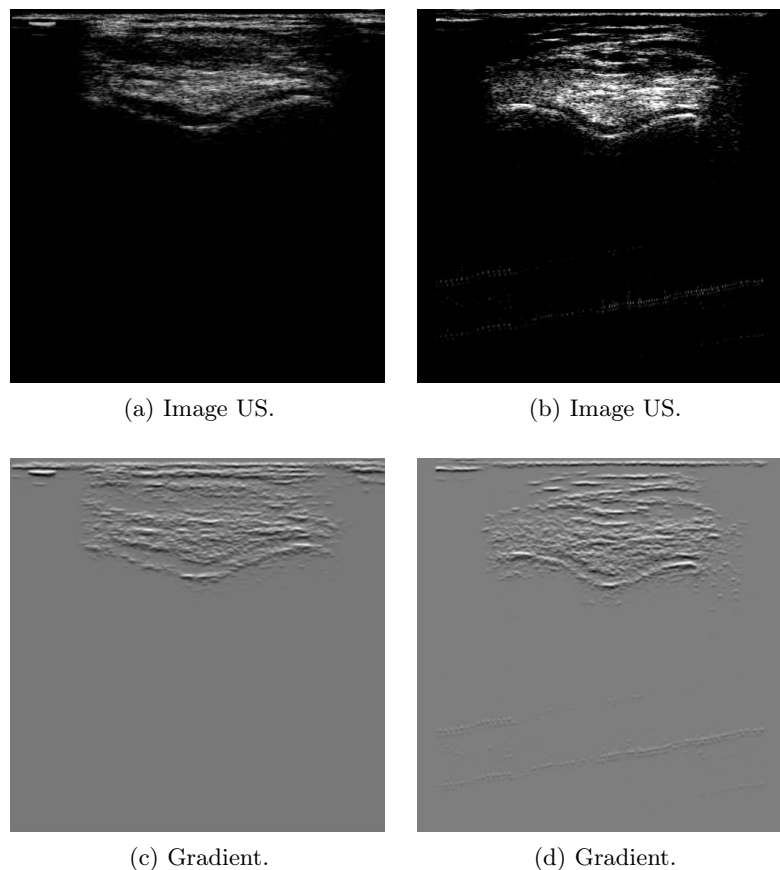


FIGURE B.1 – Deux images ultrasonores prises sur deux patients différents. (a) Image ultrasonore pour le patient 1. (b) Image ultrasonore pour le patient 2. (c) Gradient de l'image du patient 1. (d) Gradient de l'image du patient 2.

présentent les mêmes structures anatomiques, la répartition des valeurs de gradient

sont différentes. Cette différence apparaît sur les graphiques représentant la densité de probabilité sur la figure B.2a pour le patient 1 et sur la figure B.2b pour le patient 2. Sur ces graphiques, la fenêtre de visibilité a été réduite en ordonnée pour visualiser les petites variations. La dynamique des images US que nous étudions conduit à des valeurs de gradient majoritairement autour de 0 (arrière plan uniforme).

Par opposition, les figures B.2c et B.2d présentent les densités de probabilité cumulée. Afin de comparer le résultat, les axes noirs représentent le seuillage tel qu'il serait fait en utilisant la densité de probabilité (sur notre exemple avec un seuil à 10) et les axes rouges représentent le seuillage par rapport à la densité de probabilité cumulée à 98%. Sur les figures B.2a et B.2b, le seuillage à l'aide des axes noirs sépare la distribution à deux endroits bien distincts du spectre. Cette différence se retrouve dans l'image binaire qui en résulte (figures B.3a et B.3b). Le seuillage présenté figure B.3b conserve beaucoup de valeurs de gradient qui constituent du bruit pour la suite du calcul. À l'inverse, le seuillage présenté figure B.3d ne conserve que les valeurs élevées de gradient, et correspond au résultat obtenu pour l'autre image (figure B.3c)



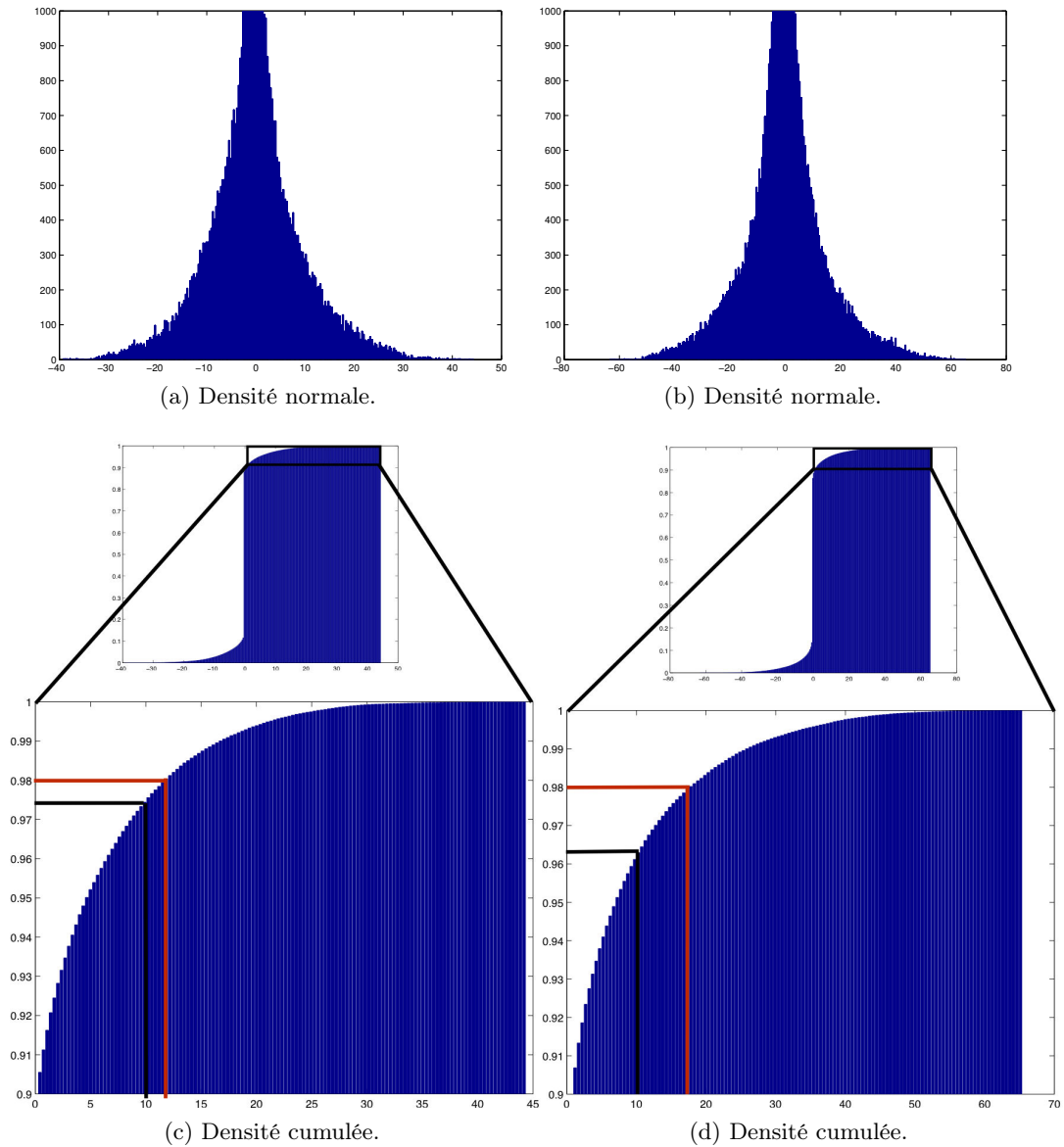


FIGURE B.2 – Comparaison des résultats de seuillage pour deux images différentes.

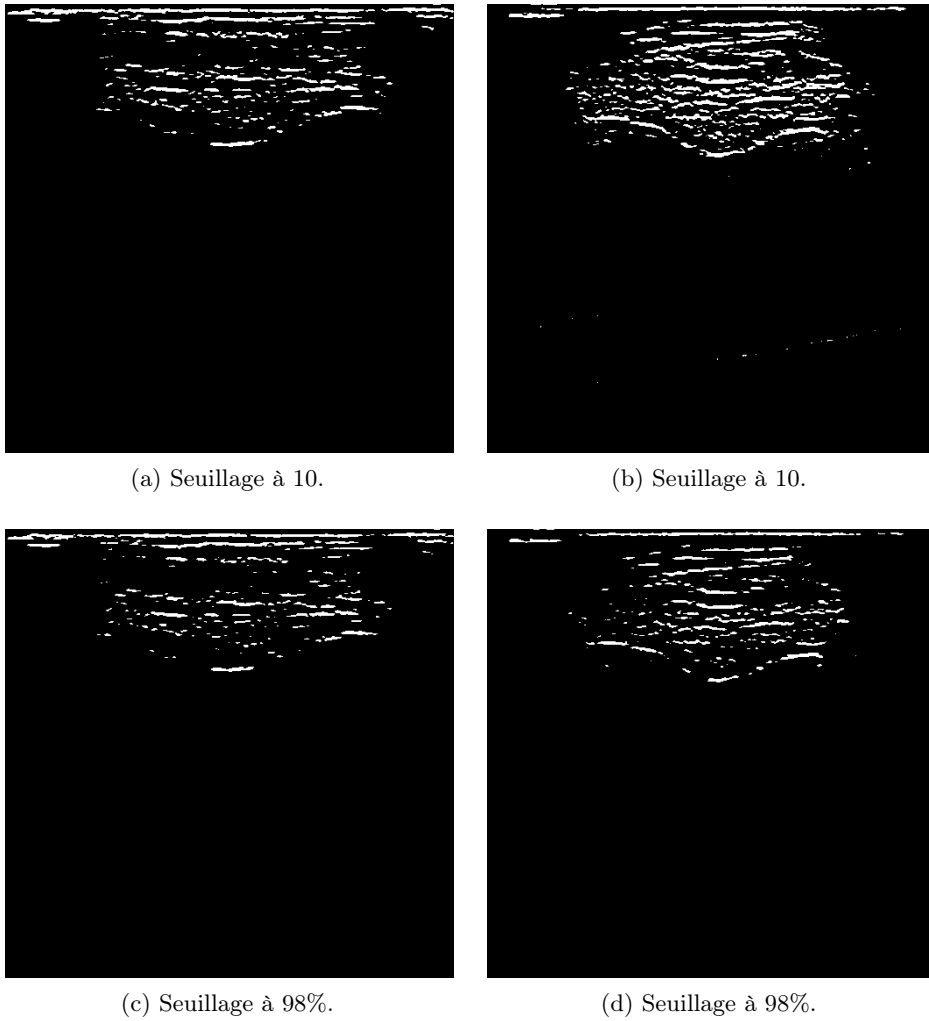
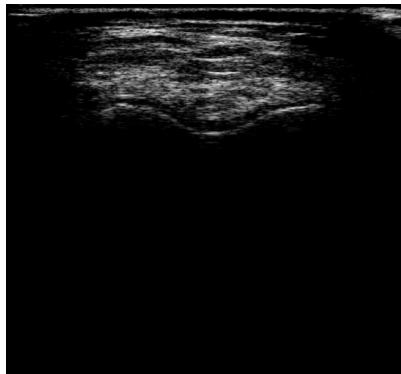


FIGURE B.3 – Résultat du seuillage. (a) Pour le patient 1 en utilisant la densité de probabilité. (b) Pour le patient 2 en utilisant la densité de probabilité. (c) Pour le patient 1 en utilisant la densité de probabilité cumulée. (d) Pour le patient 2 en utilisant la densité de probabilité cumulée.

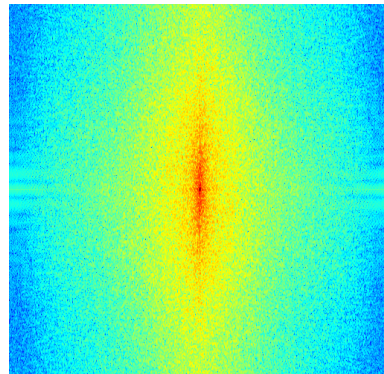
# Lissage de l'image ultrasonore

---

Les images ultrasonores à segmenter sont fortement texturées avec un modèle de speckle (figure C.1a). La figure C.1b montre l'image originale traitée à l'aide d'une FFT, et rehaussée par une fonction  $\log_{10}$ . Les fréquences dominantes, représentées en rouge dans l'image, correspondent aux structures dominantes dans l'image. Pour mettre ces structures en valeur, nous avons testé plusieurs filtres passe-bas, afin de resserrer le spectre des fréquences et d'éliminer le bruit.



(a) Image originale



(b) Log de la FFT de l'image

FIGURE C.1 – Résultat de la transformée de Fourier sur l'image originale.

Les différents résultats sont donnés dans le tableau de figure C.2. Chaque ligne correspond à l'utilisation d'un filtre passe bas différent. Les trois premières lignes présentent les résultats obtenus pour des filtres passe-bas de la forme d'un disque et respectivement de diamètre 5, 7 et 11. Les deux dernières lignes présentent les résultats pour des filtres gaussiens, avec respectivement comme paramètres ( $\mu = 0, \sigma = 0.8$ ) de taille  $5 \times 5$  et ( $\mu = 0, \sigma = 1.5$ ) de taille  $9 \times 9$ . Pour chaque filtre, la première colonne montre le résultat sur l'image originale, la deuxième montre le résultat du calcul de la FFT après application d'une fonction logarithmique, et la dernière colonne montre la réponse impulsionnelle du filtre utilisé.

Les filtres moyenneurs de la forme d'un disque de diamètre 7 ou 9 ont des fréquences de coupure trop basses et élimine trop d'information ce qui déna-

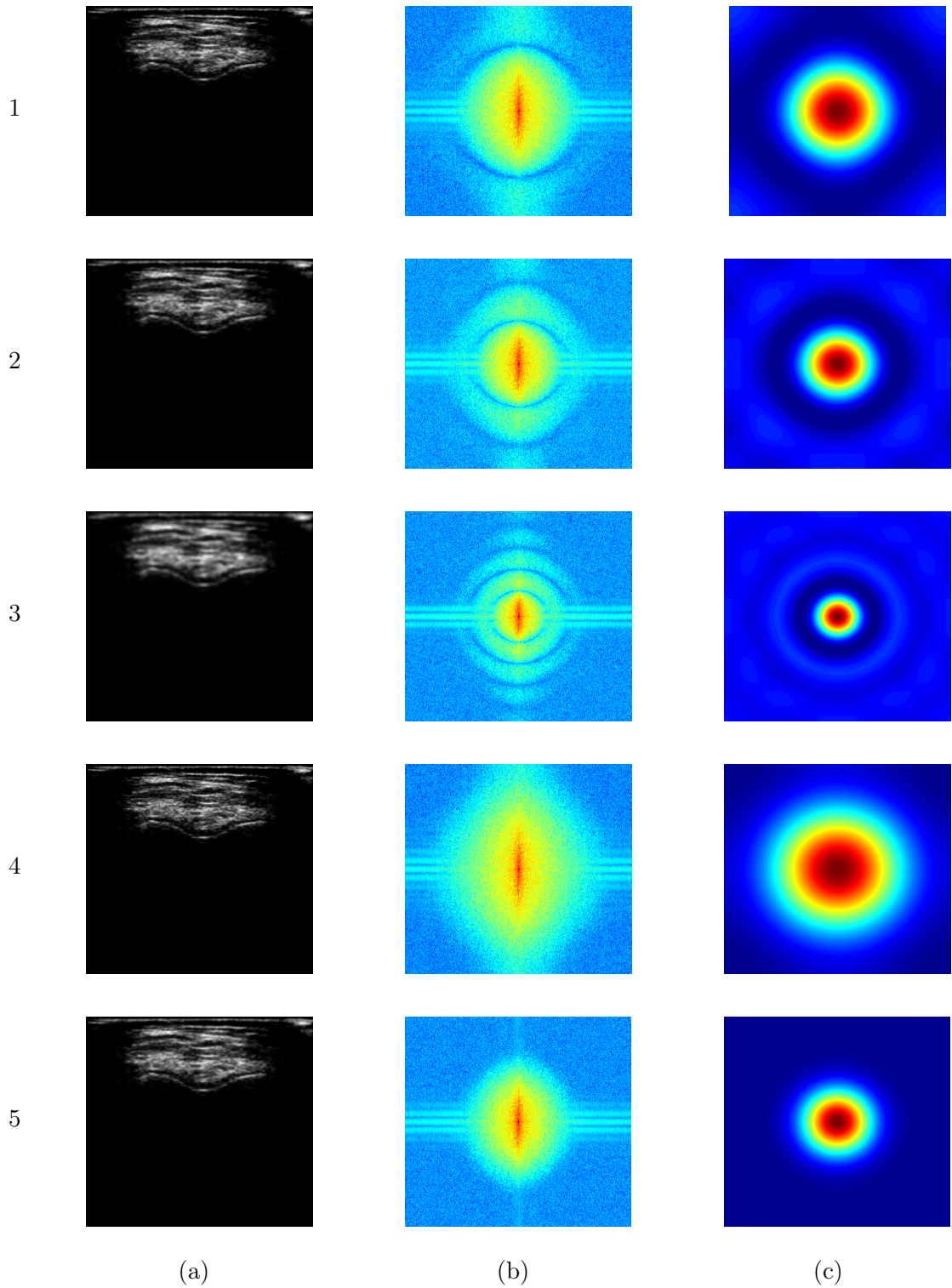


FIGURE C.2 – Tableau de résultats des différents seuillages testés. La colonne (a) donne le résultat sur l'image ultrason, la colonne (b) donne la FFT avec application d'une fonction logarithmique du résultat, et la colonne (c) montre la réponse impulsionnelle du filtre utilisé.

ture le contour osseux. Concernant les filtres gaussiens, le premier filtre a une fréquence de coupure trop haute (figure C.2.4b) et n'élimine pas assez le bruit (figure C.2.4a). De même pour le deuxième filtre gaussien même si il est plus efficace (figures C.2.5a et C.2.5b). Une solution serait d'augmenter l'écart-type du filtre mais il faudrait aussi augmenter sa taille, et augmenter de manière significative le temps de calcul de la convolution.

Nous décidons donc d'utiliser le filtre passe bas de la forme d'un disque de diamètre 5.

# Table des figures

1.1	Orientation des structures anatomiques. . . . .	6
1.2	Anatomie du fémur. . . . .	7
1.3	Vue de la partie distale d'un fémur mettant en évidence un plan de coupe au niveau des condyles et de la trochlée. . . . .	8
1.4	Anatomie du tibia. . . . .	9
1.5	Axes mécaniques de la jambe. . . . .	10
1.6	Déformations coronales au niveau de l'articulation du genou. . . . .	11
1.7	Système passif d'assistance à la chirurgie orthopédique : l'OrthoPilot™. . . . .	14
2.1	Forme du faisceau d'onde en fonction de la disposition des cristaux piézo-électriques [116]. . . . .	21
2.2	Réflexion et réfraction lors du passage du front d'onde d'un milieu 1 à un milieu 2. . . . .	22
2.3	Une sonde linéaire (L8-4, Philips) et l'image ultrasonore correspondante pour un tendon d'Achille. . . . .	23
2.4	Une sonde convexe (C3.5, Iontek) et l'image ultrasonore correspondante d'un fœtus. . . . .	23
2.5	Une sonde de type <i>Phased Array</i> (P17 1-5 MHz, BCF) et l'acquisition ultrasonore correspondante pour un cœur. . . . .	24
2.6	Une sonde à balayage sectorisé (HP 21350A, HP) et l'acquisition ultrasonore correspondante pour un rein. . . . .	25
2.7	Différents balayages possibles afin de reconstruire une image 3D à partir d'acquisition ultrasonores en 2 dimensions. . . . .	25
2.8	Echographie 3D d'un coeur, obtenu à partir du système 4D Cardio-View de Tomtec. . . . .	26
2.9	Comparaison des images à rayons X et ultrasonores pour une vue frontale de l'articulation du genou. . . . .	27
2.10	Image ultrasonore d'une coupe sur la diaphyse fémorale. . . . .	27
4.1	Module ultrasonore utilisé dans le cadre de nos travaux de recherche. . . . .	43
4.2	Processus d'extraction de la gorge trochléenne par une méthode par seuillages successifs. . . . .	52
4.3	Comparaison de l'extraction des mêmes points de repère pour deux séries d'images acquises sur le même sujet, mais avec des paramètres d'acquisition différents pour la sonde. . . . .	53
4.4	Intensités en 3D pour différents réglages de la sonde. . . . .	54
5.1	Définition de l'énergie externe pour le contour actif. . . . .	57
5.2	Champ d'attraction créé à partir d'un champ de gradients, et évolution du contour. . . . .	58

5.3	Résultat de l'extraction par la méthode SCOPCA. (a) Image complète. (b) Zoom sur le contour extrait. . . . .	59
5.4	Comparaison des résultats obtenus avec les deux meilleures combinaisons de paramètres. (a) Lorsque l'élasticité n'est pas trop importante. (b) Lorsque l'élasticité est trop importante. . . . .	61
5.5	Calcul du seuil en utilisant l'histogramme des valeurs cumulées. . . . .	61
5.6	Exemples de résultat de SCOPCA sur trois images ultrasonores et pour des valeurs de $p\%$ différentes. . . . .	63
5.7	Mauvaise extraction de la gorge trochléenne. (a) Image US originale. (b) Résultat obtenu avec SCOPCA. (c) Segmentation de référence. . . . .	65
5.8	Segmentation automatique de l'image de test pour la résistance au bruit, par la méthode SCOPCA. . . . .	67
5.9	Résultats d'analyse de robustesse pour la méthode SCOPCA. (A) Bruit gaussien avec un PSNR de 22, 18, 16, 14 et 12 dB. (B) Bruit speckle avec un PSNR de 38, 33, 31, 29 et 28 dB. (C) Bruit impulsionnel avec un PSNR de 23, 19, 17, 15 et 12 dB. . . . .	68
5.10	Mauvaise extraction du contour osseux par la méthode SCOPCA. . . . .	69
5.11	Comparaison entre la segmentation manuelle et la segmentation automatique avec SCOPCA. . . . .	70
5.12	Erreur de reconstruction du contour pour différents ordres $k$ du descripteur elliptique de Fourier. . . . .	73
5.13	Comparaison des résultats obtenus avec le contour actif. (A) Sans descripteur de forme (SCOPCA). (B) Avec un descripteur de forme (SCOPCA-DF). . . . .	75
6.1	Extraction des premiers candidats au contour osseux. . . . .	79
6.2	Construction des segments $\{S_k\}$ . . . . .	80
6.3	Illustration de la construction du graphe $\mathcal{G}$ . . . . .	80
6.4	Élimination des faux candidats au contour osseux. . . . .	81
6.5	Résultat de l'extraction du contour et des points de repère par SCOPSEC. . . . .	81
6.6	Segmentation automatique pour l'image de test pour la résistance au bruit, par la méthode SCOPSEC. . . . .	84
6.7	Résultats d'une analyse de robustesse au bruit pour la méthode SCOPSEC. (A) Bruit gaussien avec un PSNR de 22, 18, 16, 14 et 12 dB. (B) Bruit speckle avec un PSNR de 38, 33, 31, 29 et 28 dB. (C) Bruit impulsionnel avec un PSNR de 23, 19, 17, 15 et 12 dB. . . . .	85
6.8	Limitations de la méthode SCOPSEC. . . . .	87
6.9	Simulation d'une acquisition dite <i>compound</i> . . . . .	88
6.10	Résultat de la simulation d'une acquisition <i>compound</i> . . . . .	89
6.11	Exemple de résultat de la méthode SCOPSEC-AC. . . . .	90
6.12	Comparaison des résultats obtenus avec les méthodes SCOPSEC et SCOPSEC-AC sur une image US. . . . .	91
6.13	Construction de $\mathcal{G}_M$ pour prendre en compte les poids des segments. . . . .	92

6.14	Exemple de résultat de la méthode SCOPSEC-SA. . . . .	93
6.15	Extraction correcte du contour et des points de repère par la méthode SCOPSEC-SA. . . . .	94
6.16	Comparaison des résultats obtenus avec les différentes méthodes d'extraction du contour osseux par sélection et élimination de segments. (A) SCOPSEC. (B) SCOPSEC-AC. (C) SCOPSEC-SA. . . . .	95
7.1	La station de l'OrthoPilot™. . . . .	101
7.2	Différents types de marqueurs utilisés dans le système de l'OrthoPilot™. . . . .	101
7.3	Instruments utilisés avec le système de l'OrthoPilot™. . . . .	102
7.4	Calibration des outils. . . . .	103
7.5	Modèle simplifié du membre inférieur, avec les différents repères calculés. . . . .	104
7.6	Acquisition pour le calcul du centre de hanche. . . . .	104
7.7	Calcul du repère fémur : palpation des épicondyles. . . . .	105
7.8	Calcul du centre de genou. . . . .	105
7.9	Calcul du centre de cheville. . . . .	106
7.10	Marqueurs non invasifs développés pour le PhysioPilot™. . . . .	107
7.11	Palpation de la ligne de Whiteside comme orientation du repère caractérisant le fémur. . . . .	108
7.12	Calcul de l'axe défini à partir de la ligne de Whiteside. . . . .	109
7.13	Acquisition et enregistrement des deux points sur la ligne de Whiteside. . . . .	110
7.14	Banc d'essai utilisé pour la validation de la palpation assistée. . . . .	111
7.15	Illustrations du logiciel lors de la validation du système sur un banc d'essai. . . . .	112
A.1	Le filtrage morphologique : illustration sur une image binaire. . . . .	118
B.1	Deux images ultrasonores prises sur deux patients différents. . . . .	119
B.2	Comparaison des résultats de seuillage pour deux images différentes. . . . .	121
B.3	Résultat du seuillage. . . . .	122
C.1	Résultat de la transformée de Fourier sur l'image originale. . . . .	123
C.2	Tableau de résultats des différents seuillages testés. La colonne (a) donne le résultat sur l'image ultrason, la colonne (b) donne la FFT avec application d'une fonction logarithmique du résultat, et la colonne (c) montre la réponse impulsionnelle du filtre utilisé. . . . .	124



# Bibliographie

- [1] H. J. Bail, U. K. M. Teichgräber, F. Wichlas, J. C. Rump, T. Walter, and C. J. Seebauer. Passive navigation principle for orthopedic interventions with MR fluoroscopy. *Archives of orthopaedic and trauma surgery*, 130(6) :803–9, 2010.
- [2] I. N. Bankman, T. S. Spisz, and S. Pavlopoulos. Two-Dimensional Shape and Texture Quantification. In *Handbook of medical imaging : processing and analysis*, chapter 14, pages 215–230. 2000.
- [3] R. Barkmann, P. Laugier, U. Moser, S. Dencks, F. Padilla, G. Haiat, M. Heller, and C. C. Glüer. A method for the estimation of femoral bone mineral density from variables of ultrasound transmission through the human femur. *Bone*, 40(1) :37–44, 2007.
- [4] D. C. Barratt, G. P. Penney, C. S. K. Chan, M. Slomczykowski, T. J. Carter, P. J. Edwards, and D. J. Hawkes. Self-calibrating 3D-ultrasound-based bone registration for minimally invasive orthopedic surgery. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(3) :312–23, 2006.
- [5] W. P. Barrett, J. B. Mason, J. T. Moskal, D. F. Dalury, A. Oliashirazi, and D. A. Fisher. Comparison of radiographic alignment of imageless computer-assisted surgery vs conventional instrumentation in primary total knee arthroplasty. *The Journal of arthroplasty*, 26(8) :1273–1284, 2011.
- [6] H. Bathis, L. Perlick, M. Tingart, C. Luring, D. Zurakowski, and J. Grifka. Alignment in total knee arthroplasty : A comparison of computer-assisted surgery with the conventional technique. *Journal of Bone & Joint Surgery, British Volume*, 86-B(5) :682–687, 2004.
- [7] A. Blake and A. Zisserman. *Visual Reconstruction*. MIT Press, Sept. 1987.
- [8] R. Boscolo, M. S. Brown, and M. F. McNitt-Gray. Medical Image Segmentation with Knowledge-guided Robust Active Contours. *Radiographics*, 22(2) :437, 2002.
- [9] B. Bouraoui, C. Ronse, J. Baruthio, N. Passat, and P. Germain. 3D segmentation of coronary arteries based on advanced mathematical morphology techniques. *Computerized medical imaging and graphics*, 34(5) :377–87, 2010.
- [10] S. Buhmann Kirchhoff, C. Becker, H. R. Duerr, M. Reiser, and A. Baur-Melnyk. Detection of osseous metastases of the spine : comparison of high resolution multi-detector-CT with MRI. *European journal of radiology*, 69(3) :567–73, 2009.
- [11] M. Butenuth and C. Heipke. Network snakes : graph-based object delineation with active contour models. *Machine Vision and Applications*, 23(1) :91–109, 2010.

- [12] V. Caselles, F. Catté, T. Coll, and F. Dibos. A geometric model for active contours in image processing. *Numerische Mathematik*, 66(1) :1–31, 1993.
- [13] T. F. Chan and L. A. Vese. Active contours without edges. *IEEE Transactions on Image processing*, 10(2) :266–277, 2001.
- [14] C.-W. Chang, C.-H. Chang, C.-Y. Yang, K.-A. Lai, C.-L. Lin, and C.-J. Lin. Kinematic analysis of leg alignment during conventional versus navigated total knee arthroplasty : Initial results of a prospective study. *The Kaohsiung Journal of Medical Sciences*, 28(9) :484–9, 2012.
- [15] C.-M. Chen, H. Horng-Shing Lu, and Y.-C. Lin. An early vision-based snake model for ultrasound image segmentation. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 26(2) :273–285, 2000.
- [16] T. K. Chen, P. Abolmaesumi, D. R. Pichora, and R. E. Ellis. A system for ultrasound-guided computer-assisted orthopaedic surgery. *Computer Aided Surgery*, 10(5) :281–292, 2005.
- [17] T. Cheng, X.-Y. Pan, X. Mao, G.-Y. Zhang, and X.-L. Zhang. Little clinical advantage of computer-assisted navigation over conventional instrumentation in primary total knee arthroplasty at early follow-up. *The Knee*, 19(4) :237–45, 2012.
- [18] P. Cinquin, D. Girardeau-Montaut, N. Mercier, and A. Moreau-Gaudry. Intérêt d’une sonde ultrasonore intra-articulaire dans l’analyse du cartilage du genou. *Revue de Chirurgie Orthopédique et Traumatologique*, 97(8) :S484, 2011.
- [19] C. W. Clenshaw and J. G. Hayes. Curve and Surface Fitting. *IMA Journal of Applied Mathematics*, 1(2) :164–183, 1965.
- [20] M. Coords, E. Breitbart, D. Paglia, N. Kappy, A. Gandhi, J. Cottrell, N. Cedenno, N. Pounder, J. P. O’Connor, and S. S. Lin. The effects of low-intensity pulsed ultrasound upon diabetic fracture healing. *Journal of orthopaedic research : official publication of the Orthopaedic Research Society*, 29(2) :181–8, 2011.
- [21] T. Cootes and C. Taylor. Statistical models of appearance for computer vision. Technical report, University of Manchester, Manchester, UK, 2004.
- [22] S. C. Cotter. A screening design for factorial experiments with interactions. *Biometrika*, 66(2) :317–320, 1979.
- [23] P. Danielsson. Euclidean distance mapping. *Computer Graphics and Image Processing*, 14(3) :227–248, 1980.
- [24] S. K. Das, S. K. Saha, and D. P. Mukherjee. Segmentation of multiple objects evolving conditional random field based topology adaptive active membrane. *Signal Processing*, 92(10) :2341–2355, 2012.
- [25] M. De Craene, G. Piella, O. Camara, N. Duchateau, E. Silva, A. Doltra, J. D’hooge, J. Brugada, M. Sitges, and A. F. Frangi. Temporal diffeomorphic

- free-form deformation : application to motion and strain estimation from 3D echocardiography. *Medical Image Analysis*, 16(2) :427–50, 2012.
- [26] A. M. DiGioia, B. Jaramaz, and C. Nikou. Surgical navigation for total hip replacement with the use of hipnav. *Operative Techniques in Orthopaedics*, 10(1) :3–8, 2000.
- [27] E. W. Dijkstra. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik*, 1(1) :269–271, 1959.
- [28] B. M. Dirhold, M. Citak, H. Al-Khateeb, C. Haasper, D. Kendoff, C. Krettek, and M. Citak. Current state of computer-assisted trauma surgery. *Current reviews in musculoskeletal medicine*, 5(3) :184–91, 2012.
- [29] M.-P. Dubuisson and A. Jain. A modified Hausdorff distance for object matching. In *Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 566–568, Jerusalem, Israël, Oct. 1994. IEEE Comput. Soc. Press.
- [30] I. Edler and C. H. Hertz. The use of ultrasonic reflectoscope for the continuous recording of the movements of heart walls. (First edition 1954). *Clinical physiology and functional imaging*, 24(3) :118–36, 2004.
- [31] E. T. H. Ek, M. M. Dowsey, L. F. Tse, A. Riazi, B. R. Love, J. D. Stoney, and P. F. M. Choong. Comparison of functional and radiological outcomes after computer-assisted versus conventional total knee arthroplasty : a matched-control retrospective study. *Journal of Orthopedic Surgery*, 16(2) :192–6, 2008.
- [32] M.-Y. Fang, Y.-H. Kuan, C.-M. Kuo, and C.-H. Hsieh. Effective image retrieval techniques based on novel salient region segmentation and relevance feedback. *Multimedia Tools and Applications*, 57(3) :501–525, 2010.
- [33] J.-B. Fasquel, V. Agnus, J. Moreau, L. Soler, and J. Marescaux. An interactive medical image segmentation system based on the optimal management of regions of interest using topological medical knowledge. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 82(3) :216–30, 2006.
- [34] J. Fauqueur. Recherche d’images par régions d’intérêt : segmentation grossière rapide et description couleur fine. *Technique et Science*, 22 :1107–1138, 2003.
- [35] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. McAllester, and D. Ramanan. Object detection with discriminatively trained part-based models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(9) :1627–45, 2010.
- [36] P. Foroughi, E. Boctor, M. J. Swartz, R. H. Taylor, and G. Fichtinger. Ultrasound Bone Segmentation Using Dynamic Programming. In *IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings*, pages 2523–2526, New York, USA, Oct. 2007.
- [37] A. Foulonneau, P. Charbonnier, and F. Heitz. Contraintes géométriques de formes pour les contours actifs orientés région : une approche basée sur les moments de Legendre. In *19ième Colloque sur le traitement du signal et des images (GRETSI)*, volume 21, pages 109–128, Paris, France, Sept. 2003. Groupe d’Etudes du Traitement du Signal et des Images.

- [38] H. Freeman. On the Encoding of Arbitrary Geometric Configurations. *IEEE Transactions on Electronic Computers*, 10(2) :260–268, 1961.
- [39] H. Freeman. A Corner-Finding Algorithm for Chain-Coded Curves. *IEEE Transactions on Computers*, 26(3) :297–303, 1977.
- [40] J. E. Godefroy, F. Bornert, C. I. Gros, and A. Constantinesco. Elliptical Fourier descriptors for contours in three dimensions : a new tool for morphometrical analysis in biology. *Comptes Rendus Biologies*, 335(3) :205–13, Mar. 2012.
- [41] R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, New York, USA, 1987.
- [42] G. H. Granlund. Fourier Preprocessing for Hand Print Character Recognition. *IEEE Transactions on Computers*, 21(2) :195–201, 1972.
- [43] H. Gray. *Anatomy of the Human Body*. Philadelphia, 1918.
- [44] J. Grondin, Q. Grimal, K. Yamamoto, M. Matsukawa, A. Saïed, and P. Laugier. Relative contributions of porosity and mineralized matrix properties to the bulk axial ultrasonic wave velocity in human cortical bone. *Ultrasonics*, 52(4) :467–71, 2012.
- [45] C. Haag, J. Mühling, G. Bettega, and C. Hofele. Computer assisted positioning of the mandibular condyle using the OrthoPilot system. *International Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, 34 :102–103, 2005.
- [46] I. Hacihaliloglu, R. Abugharbieh, A. J. Hodgson, and R. N. Rohling. Enhancement of Bone Surface Visualization from 3D Ultrasound Based on Local Phase Information. In *2006 IEEE Ultrasonics Symposium*, pages 21–24, Vancouver, Canada, Oct. 2006.
- [47] M. A. Hafez, M. J. Seel, B. Jaramaz, and A. M. DiGioia. Navigation in Minimally Invasive Total Knee Arthroplasty and Total Hip Arthroplasty. *Operative Techniques in Orthopaedics*, 16(3) :207–210, 2006.
- [48] R. Hart, J. Krejzla, P. Sváb, J. Kocis, and V. Stipcák. Outcomes after conventional versus computer-navigated anterior cruciate ligament reconstruction. *Arthroscopy : the journal of arthroscopic & related surgery*, 24(5) :569–78, 2008.
- [49] O. Hauschild, L. Konstantinidis, P. C. Strohm, P. Niemeyer, N. P. Suedkamp, and P. Helwig. Reliability of leg alignment using the OrthoPilot system depends on knee position : a cadaveric study. *Knee surgery, sports traumatology, arthroscopy : official journal of the ESSKA*, 17(10) :1143–51, 2009.
- [50] A. Herman, A. Dekel, I. B. Botser, and E. L. Steinberg. Computer-assisted surgery for dynamic hip screw, using Surgix, a novel intraoperative guiding system. *The international journal of medical robotics + computer assisted surgery : MRCAS*, 5(1) :45–50, 2009.
- [51] M. Hofbauer, P. Valentin, R. Kdolsky, R. C. Ostermann, A. Graf, M. Figl, and S. Aldrian. Rotational and translational laxity after computer-navigated

- single- and double-bundle anterior cruciate ligament reconstruction. *Knee surgery, sports traumatology, arthroscopy*, 18(9) :1201–1207, 2010.
- [52] M.-K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants. *IEEE Transactions on Information Theory*, 8(2) :179–187, 1962.
- [53] S. Hughes. Medical ultrasound imaging. *Physics Education*, 36(6) :468–475, 2001.
- [54] A. K. Jain and R. H. Taylor. Understanding bone responses in B-mode ultrasound images and automatic bone surface extraction using a Bayesian probabilistic framework. In *Proceedings of International Conference SPIE Medical Imaging*, volume 5373, pages 131–142, San Diego, USA, Feb. 2004.
- [55] J.-Y. Jenny, C. Boeri, J.-C. Dosch, M. Uscatu, and E. Ciobanu. Navigated non-image-based positioning of the acetabulum during total hip replacement. *International orthopaedics*, 33(1) :83–7, 2009.
- [56] J. A. Jensen. Medical ultrasound imaging. *Progress in biophysics and molecular biology*, 93(1-3) :153–65, 2007.
- [57] Y. Jeong and R. J. Radke. Reslicing axially sampled 3D shapes using elliptic Fourier descriptors. *Medical Image Analysis*, 11(2) :197–206, 2007.
- [58] Y.-B. Jung, H.-J. Lee, H.-J. Jung, K.-S. Song, J.-S. Lee, and J. J. Yang. Comparison of the radiological results between fluoroscopy-assisted and navigation-guided total knee arthroplasty. *Knee surgery, sports traumatology, arthroscopy : official journal of the ESSKA*, 17(3) :286–92, 2009.
- [59] P. W. Kämmerer, V. V. Kumar, D. Brüllmann, H. Götz, P. H. Kann, B. Al-Nawas, and M. O. Klein. Evaluation of ultrasound transmission velocity and 3-dimensional radiology in different bone types for dental implantology : a comparative ex vivo study. *Oral surgery, oral medicine, oral pathology and oral radiology*, 2012.
- [60] I. A. Kapandji. *Physiologie articulaire fascicule 2 : Membre inférieur*. 2001.
- [61] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4) :321–331, 1988.
- [62] O. Keast-Butler, M. J. Lutz, M. Angelini, N. Lash, D. Pearce, M. Crookshank, R. Zdero, and E. H. Schemitsch. Computer navigation in the reduction and fixation of femoral shaft fractures : a randomized control study. *Injury*, 43(6) :749–56, 2012.
- [63] D. Kendoff, A. Bogojević, M. Citak, C. Maier, G. Maier, C. Krettek, and T. Hüfner. Experimental validation of noninvasive referencing in navigated procedures on long bones. *Journal of Orthopaedic Research*, 25 :201–207, 2006.
- [64] M. S. H. Khiyal, A. Khan, and A. Bibi. Modified Watershed Algorithm for segmentation of 2D images. *Issues in Informing Science and Information Technology*, 6 :877–886, 2009.

- [65] S. Kohler, R. Haaker, and J. Baumbach. Ten-year results concerning loosening rates of navigated vs. conventional total knee arthroplasty with Aesculap search prosthesis implanted in 1999. In *12th annual meeting of the International Society for Computer Assisted Orthopaedic Surgery*, Seoul, South Korea, June 2012.
- [66] M. Kraiger, P. Martirosian, P. Opriessnig, F. Eibofner, H. Rempp, M. Hofer, F. Schick, and R. Stollberger. A fully automated trabecular bone structural analysis tool based on T2 : weighted magnetic resonance imaging. *Computerized medical imaging and graphics : the official journal of the Computerized Medical Imaging Society*, 36(2) :85–94, 2012.
- [67] F. Kuhl and C. Giardina. Elliptic Fourier features of a closed contour. *Computer Graphics and Image Processing*, 18(3) :236–258, 1982.
- [68] C. C. Kuo, J. Bosque, J. P. Meehan, and A. A. Jamali. Computer-assisted navigation of total knee arthroplasty for osteoarthritis in a patient with severe posttraumatic femoral deformity. *The Journal of arthroplasty*, 26(6) :17–20, 2011.
- [69] T. Lange, S. Eulenstein, H. Michael, and H. Lamecker. Augmenting Intraoperative 3D Ultrasound with Preoperative Models for Navigation in Liver Surgery. In *MICCAI'04 : Proceedings of the 7th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, volume 3217/2004, pages 534–541, Saint-Malo, France, Sept. 2004.
- [70] S. Lefevre. Knowledge from markers in watershed segmentation. *Computer Analysis of Images and Patterns*, pages 1–8, 2007.
- [71] F. Leitner, F. Picard, R. Minfelde, H.-J. Schulz, P. Cinquin, and D. Saragaglia. Computer-assisted knee surgical total replacement. In *CVRMED-MRCAS'97*, volume 1205 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 629–636, Grenoble, France, Mar. 1997.
- [72] P. E. Lestrel. Method for analyzing complex two dimensional forms : Elliptical Fourier functions. *American Journal of Human Biology*, 1(2) :149–164, 1989.
- [73] B. Li and S. T. Acton. Active Contour External Force Using Vector Field Convolution for Image Segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(8) :2096–2106, 2007.
- [74] S. Li and B. Yang. Multifocus image fusion using region segmentation and spatial frequency. *Image and Vision Computing*, 26(7) :971–979, 2008.
- [75] B. Liu, H. Cheng, J. Huang, J. Tian, X. Tang, and J. Liu. Probability density difference-based active contour for ultrasound image segmentation. *Pattern Recognition*, 43(6) :2028–2042, 2010.
- [76] M. N. Magin. Computer-assisted total knee replacement (TKR) using Orthopilot navigation system. *Operative Orthopädie und Traumatologie*, 22(1) :63–80, 2010.

- [77] A. Malik, Z. Wan, B. Jaramaz, G. Bowman, and L. D. Dorr. A validation model for measurement of acetabular component position. *The Journal of arthroplasty*, 25(5) :812–9, 2010.
- [78] R. N. Maniar and J. V. Baviskar. Computer assisted knee arthrodesis in a primary case of septic arthritis : a case report. *The Knee*, 18(6) :480–2, 2011.
- [79] M. Manili, F. Muratori, and N. Fredella. Whiteside line as the reliable surgical landmark for femoral rotation in total knee arthroplasty. Radiological validation. *European Journal of Orthopaedic Surgery & Traumatology*, 17(6) :599–602, 2007.
- [80] A. Manzotti, P. Cerveri, E. De Momi, C. Pullen, and N. Confalonieri. Relationship between cutting errors and learning curve in computer-assisted total knee replacement. *International orthopaedics*, 34(5) :655–62, 2010.
- [81] P. Maragos. Morphological filtering for image enhancement and feature detection. In A. Bovik, editor, *The Image and Video Handbook, 2nd edition*, chapter 3.3, pages 135–156. 2005.
- [82] A. Masson-Sibut, A. Nakib, F. Leitner, and E. Petit. A cooperative segmentation algorithm to detect bone limits in ultrasonic images dedicated to assisted orthopedic surgery. *Submitted*, 2012.
- [83] A. Masson-Sibut, A. Nakib, E. Petit, and F. Leitner. A new automatic landmark extraction framework on ultrasound images of femoral condyles. In *Proceedings of SPIE Medical Imaging*, volume 8320, San Diego, USA, Feb. 2012.
- [84] A. Masson-Sibut, E. Petit, F. Leitner, J. Normand, A. Nakib, and J.-B. Pinzuti. Bone Surface Segmentation in Ultrasound Images : Application in Computer Assisted Intramedullary Nailing of the Tibia Shaft. In *Proceedings of the 2nd International Workshop on Medical Image Analysis and Description for Diagnosis Systems*, pages 34–42, Rome, Italy, Jan. 2011. SciTePress - Science and and Technology Publications.
- [85] G. Matheron and J. Serra. The birth of mathematical morphology. In *International Symposium on Mathematical Morphology*, Sydney, Australia, Apr. 2002.
- [86] V. Mathieu, R. Vayron, E. Soffer, F. Anagnostou, and G. Haïat. Influence of healing time on the ultrasonic response of the bone-implant interface. *Ultrasound in medicine & biology*, 38(4) :611–8, 2012.
- [87] S. Mazzoni, G. Badiali, L. Lancellotti, L. Babbi, A. Bianchi, and C. Marchetti. Simulation-guided navigation : a new approach to improve intraoperative three-dimensional reproducibility during orthognathic surgery. *The Journal of craniofacial surgery*, 21(6) :1698–705, 2010.
- [88] F. R. Middleton and S. H. Palmer. How accurate is Whiteside’s line as a reference axis in total knee arthroplasty? *The Knee*, 14(3) :204–7, 2007.

- [89] J. E. Moody, C. Nikou, F. Picard, T. Levison, B. Jaramaz, A. M. DiGioia, and C. F. Reverte. Computer-Integrated Anterior Cruciate Ligament Reconstruction System. *The Journal of Bone and Joint Surgery (American)*, 84(Supplement 2) :S99–S101, 2002.
- [90] A. B. Mullaji, A. P. Lingaraju, and G. M. Shetty. Alignment of computer-assisted total knee arthroplasty in patients with altered hip center. *The Journal of arthroplasty*, 26(7) :1072–7, 2011.
- [91] L. Najman. *Morphologie mathématique : de la segmentation d’images à l’analyse multivoque*. PhD thesis, Université Paris Dauphine, 1994.
- [92] L. Najman and H. Talbot. *Morphologie mathématique : Approches déterministes (tome 1)*. Hermès Science Publications, 2008.
- [93] T. Nakagawa, H. Hiraoka, A. Fukuda, S. Kuribayashi, S. Nakayama, T. Matsubara, and K. Nakamura. Fluoroscopic-based navigation-assisted placement of the tibial tunnel in revision anterior cruciate ligament reconstruction. *Arthroscopy : the journal of arthroscopic & related surgery : official publication of the Arthroscopy Association of North America and the International Arthroscopy Association*, 23(4) :443.e1–4, 2007.
- [94] M. Nixon and A. Aguado. Feature extraction by shape matching. In *Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision, Second Edition*, chapter 5, pages 161–216. Academic Press, 2008.
- [95] M. Nixon and A. Aguado. Object Description. In *Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision, Second Edition*, chapter 7, pages 247–290. Academic Press, 2008.
- [96] R. M. Nunley, B. S. Ellison, J. Zhu, E. L. Ruh, S. M. Howell, and R. L. Barrack. Do patient-specific guides improve coronal alignment in total knee arthroplasty? *Clinical orthopaedics and related research*, 470(3) :895–902, 2012.
- [97] S. Ohashi, I. Ohnishi, T. Matsumoto, M. Bessho, J. Matsuyama, K. Tobita, M. Kaneko, and K. Nakamura. Evaluation of the accuracy of articular cartilage thickness measurement by B-mode ultrasonography with conventional imaging and real-time spatial compound ultrasonography imaging. *Ultrasound in medicine & biology*, 38(2) :324–34, 2012.
- [98] J.-C. Panisset and F. Boux De Casson. Navigated anterior cruciate ligament reconstruction : Correlation between computer data and radiographic measurements. *Orthopedics*, 29(10) :133–136, 2006.
- [99] N. Passat and C. Ronse. Automatic parameterization of grey-level hit-or-miss operators for brain vessel segmentation. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP ’05)*, volume 2, pages 737–740, Philadelphia, USA, Mar. 2005.
- [100] A. D. Pearle, D. J. Solomon, T. Wanich, A. Moreau-Gaudry, C. C. Granchi, T. L. Wickiewicz, and R. F. Warren. Reliability of navigated knee stability examination : a cadaveric evaluation. *The American journal of sports medicine*, 35(8) :1315–1320, 2007.



- [101] F. Picard, A. Gregori, and F. Leitner. *Computer Assisted Total Knee Arthroplasty : Validation of the Image Free Concept*. Berlin, Germany, 2007.
- [102] F. Picard, B. R. K. Smith, A. H. Deakin, and J. Baines. Temps d'apprentissage d'un système de navigation dans les prothèses totales de genou . Comparaison entre un chirurgien novice et un expérimenté., 2008.
- [103] S. Plaweski, S. Tchouda, J. Dumas, J. Rossi, A. M. Gaudry, P. Cinquin, J. Bossion, and P. Merloz. Evaluation of a computer-assisted navigation system for anterior cruciate ligament reconstruction : Prospective non-randomized cohort study versus conventional surgery. *Orthopaedics & Traumatology : Surgery & Research*, 98(6) :S91–S97, 2012.
- [104] J. Poguët, J. Marguet, F. Pichonnat, and L. Chupin. Phased array technology : concepts, probes and applications. *Journal of Nondestructive Testing & Ultrasonics*, 7(5) :1–6, 2002.
- [105] A. Rabhi, M. Adel, and S. Bourennane. Segmentation d'images ultrasonores par les régions actives géodésiques. *ITBM-RBM*, 27(1) :8–18, 2006.
- [106] K. Radermacher, F. Porthéine, A. Zimolong, C. Eichhorn, H.-W. Staudte, and G. Rau. Image guided Orthopedic Surgery using individual templates. Experimental results and aspects of the development of a demonstrator for pelvis surgery. In *CVRMED-MRCAS'97*, volume 1205 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 606–615, Grenoble, France, Mar. 1997.
- [107] P. Radeva and J. Serrat. Rubber Snake : Implementation on signed distance potential. In *Proc. of International Conference SWISS VISION'93*, pages 187–194, Zurich, Switzerland, Sept. 1993.
- [108] G. Randlli. Medivision Technology for Total Hip Replacement (THR). A New Challenge for Orthopedic Surgeons. *Journal of Bone & Joint Surgery, British Volume*, 86-B(Supplement IV) :430, 2004.
- [109] J. Sapriel. Ultrasons. In *Techniques de l'Ingénieur. Electronique E1910*, pages 1–31. 1994.
- [110] D. Saragaglia and N. Mercier. Les ostéotomies autour du genou assistées par ordinateur dans le traitement de la gonarthrose sur genu varum. *E-memoire de l'Académie Nationale de Chirurgie*, 7(3) :72–77, 2008.
- [111] D. Saragaglia, N. Mercier, and P.-E. Colle. Computer-assisted osteotomies for genu varum deformity : which osteotomy for which varus? *International orthopaedics*, 34(2) :185–90, 2010.
- [112] D. Saragaglia, F. Picard, and F. Leitner. An 8-to 10-year follow-up of 26 computer-assisted total knee arthroplasties. *Orthopedics*, 30(10) :121–123, 2007.
- [113] I. Sarris, C. Ioannou, P. Chamberlain, E. Ohuma, F. Roseman, L. Hoch, D. G. Altman, and A. T. Papageorghiou. Intra- and interobserver variability in fetal ultrasound measurements. *Ultrasound in obstetrics & gynecology : the official journal of the International Society of Ultrasound in Obstetrics and Gynecology*, 39(3) :266–73, 2012.

- [114] N. W. Schep, I. A. Broeders, and C. Der Werken. *Computer assisted orthopaedic and trauma surgery*. PhD thesis, Universiteit van Utrecht, 2003.
- [115] M. Schmittbuhl, J.-M. Le Minor, A. Schaaf, and P. Mangin. The human mandible in lateral view : elliptical fourier descriptors of the outline and their morphological analysis. *Annals of Anatomy - Anatomischer Anzeiger*, 184(2) :199–207, 2002.
- [116] G. Schmitz. *Biomedical Sonography*. Technical report, 2011.
- [117] M. Scioscia, A. Vimercati, O. Ceci, M. Vicino, and L. E. Selvaggi. Estimation of birth weight by two-dimensional ultrasonography : a critical appraisal of its accuracy. *Obstetrics and gynecology*, 111(1) :57–65, 2008.
- [118] D. Seghers, D. Loeckx, F. Maes, D. Vandermeulen, and P. Suetens. Minimal shape and intensity cost path segmentation. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 26(8) :1115–29, 2007.
- [119] J. Serra and L. Vincent. An overview of morphological filtering. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 11(1) :47–108, 1992.
- [120] M. Sezgin and B. Sankur. Selection of thresholding methods for nondestructive testing applications. In *International Conference on Image Processing*, volume 3, pages 764–767, Thessaloniki, Greece, Oct. 2001.
- [121] V. Shrimali, R. S. Anand, and V. Kumar. Improved segmentation of ultrasound images for fetal biometry, using morphological operators. In *International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 459–462, Minneapolis, USA, Sept. 2009.
- [122] E. Sidon and E. L. Steinberg. Accuracy study of new computer-assisted orthopedic surgery software. *European journal of radiology*, 81(12) :4029–34, 2012.
- [123] A. C. Sobieranski, D. D. Abdala, E. Comunello, and A. V. Wangenheim. Learning a color distance metric for region-based image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 30(16) :1496–1506, 2009.
- [124] C. G. Strickland, D. E. Aguiar, E. A. Nauman, and T. M. Talavage. Development of subject-specific geometric spine model through use of automated active contour segmentation and kinematic constraint-limited registration. *Journal of digital imaging : the official journal of the Society for Computer Applications in Radiology*, 24(5) :926–42, 2011.
- [125] S. D. Stulberg. Patient-Specific Cutting Blocks. *Seminars in Arthroplasty*, 23(1) :24–26, 2012.
- [126] S. Sudha, G. Suresh, and R. Sukanesh. Speckle noise reduction in ultrasound images by wavelet thresholding based on weighted variance. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 1(1) :7–12, 2009.
- [127] N. Sugano. Computer-assisted orthopedic surgery. *Journal of Orthopaedic Science*, 8(3) :442–448, 2003.

- [128] D. Terzopoulos, A. Witkin, and M. Kass. Constraints on deformable models : Recovering 3D shape and nonrigid motion. *Artificial Intelligence*, 36(1) :91–123, 1988.
- [129] H. H. Thodberg, S. Kreiborg, A. Juul, and K. D. Pedersen. The BoneXpert method for automated determination of skeletal maturity. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 28(1) :52–66, 2009.
- [130] H. H. Thodberg and L. Sävendahl. Validation and reference values of automated bone age determination for four ethnicities. *Academic radiology*, 17(11) :1425–32, 2010.
- [131] P. T. H. Truc, T.-S. Kim, S. Lee, and Y.-K. Lee. Homogeneity- and density distance-driven active contours for medical image segmentation. *Computers in biology and medicine*, 41(5) :292–301, 2011.
- [132] C. Vachet, B. Yvernault, K. Bhatt, R. G. Smith, G. Gerig, H. Cody Hazlett, and M. Styner. Automatic corpus callosum segmentation using a deformable active Fourier contour model. In *Medical Imaging 2012 : Biomedical Applications in Molecular, Structural, and Functional Imaging*, pages 1–7, San Diego, USA, Feb. 2012.
- [133] A. Vard, K. Jamshidi, and N. Movahhedinia. An automated approach for segmentation of intravascular ultrasound images based on parametric active contour models. *Australasian physical & engineering sciences in medicine*, 35(2) :135–50, 2012.
- [134] R. Verma, S. Krishan, K. Haendlmayer, and A. Mohsen. Functional outcome of computer-assisted spinal pedicle screw placement : a systematic review and meta-analysis of 23 studies including 5,992 pedicle screws. *European spine journal : official publication of the European Spine Society, the European Spinal Deformity Society, and the European Section of the Cervical Spine Research Society*, 19(3) :370–5, 2010.
- [135] T. S. Watters, R. C. Mather, J. A. Browne, K. R. Berend, A. V. Lombardi, and M. P. Bolognesi. Analysis of procedure-related costs and proposed benefits of using patient-specific approach in total knee arthroplasty. *Journal of surgical orthopaedic advances*, 20(2) :112–6, 2011.
- [136] L. A. Whiteside and J. Arima. The anteroposterior axis for femoral rotational alignment in valgus total knee arthroplasty. *Clinical orthopaedics and related research*, 321 :168–72, 1995.
- [137] J. J. Wild. The use of ultrasonic pulses for the measurement of biologic tissues and the detection of tissue density changes. *Surgery*, 27(2) :183–8, 1950.
- [138] A. Wilharm and T. Mückley. Computernavigierte Osteosynthese der langen Röhrenknochen. *Trauma und Berufskrankheit*, 11(S1) :30–37, 2008.
- [139] C. Xu and J. L. Prince. Snakes, shapes, and Gradient Vector Flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3) :359–369, 1998.

- 
- [140] C. H. Yan, W. P. Yau, T. P. Ng, W. H. Lie, K. Y. Chiu, and W. M. Tang. Inter- and intra-observer errors in identifying the transepicondylar axis and Whiteside's line. *Journal of orthopaedic surgery (Hong Kong)*, 16(3) :316–20, Dec. 2008.
- [141] C.-D. Yang, Y.-W. Chen, C.-S. Tseng, H.-J. Ho, C.-C. Wu, and K.-W. Wang. Non-invasive, fluoroscopy-based, image-guided surgery reduces radiation exposure for vertebral compression fractures : A preliminary survey. *Formosan Journal of Surgery*, 45(1) :12–19, 2012.
- [142] W. P. Yau, A. Leung, K. G. Liu, C. H. Yan, L. L. S. Wong, and K. Y. Chiu. Interobserver and intra-observer errors in obtaining visually selected anatomical landmarks during registration process in non-image-based navigation-assisted total knee arthroplasty. *The Journal of arthroplasty*, 22(8) :1150–61, 2007.
- [143] A. Yezzi, S. Kichenassamy, A. Kumar, P. Olver, and A. Tannenbaum. A geometric snake model for segmentation of medical imagery. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(2) :199–209, 1997.
- [144] C. T. Zahn and R. Z. Roskies. Fourier descriptors for plane closed curves. *IEEE Transactions on Computers*, C-21(3) :269–281, 1972.
- [145] J. Zwingmann, G. Konrad, E. Kotter, N. P. Südkamp, and M. Oberst. Computer-navigated iliosacral screw insertion reduces malposition rate and radiation exposure. *Clinical orthopaedics and related research*, 467(7) :1833–8, 2009.

# Glossaire

- Antérieure** : Sur l'avant, ce qui est visible en vue coronale, page 6
- Antéversion** : Angle entre l'axe du col du fémur et l'axe transcondylien, page 6
- Cotyle** : Cavité sur le bassin dans laquelle s'insère la tête de fémur, page 6
- Diaphyse** : Partie centrale, plus fine, des os, page 6
- Distale** : Se dit de la partie la plus éloignée du tronc, page 6
- EC** : Erreur de Classification, page 48
- EQM** : Erreur Quadratique Moyenne, page 48
- Latéral** : Vers l'extérieur du tronc, page 6
- Médial** : Vers l'intérieur du tronc, page 6
- Patella** : Os de l'articulation du genou (syn. : Rotule), page 6
- Proximal** : Se dit de la partie la plus proche du tronc, page 6
- Canal centromedullaire** : Partie centrale de la diaphyse d'un os, qui est poreuse et moins dense., page 8
- DMH** : Distance Modifiée de Hausdorff, page 49
- FFT** : Transformée de Fourier (pour *Fast Fourier Transform*)., page 123
- Fibula** : Os de la jambe, associe au tibia (syn. : péroné), page 7
- Genu valgum** : Pathologie lorsque l'angle entre l'axe mécanique et l'axe anatomique du tibia est en dessous de  $180^\circ$ ., page 10
- Genu varum** : Pathologie lorsque l'angle entre l'axe mécanique et l'axe anatomique du tibia est au dessus de  $180^\circ$ ., page 10
- IMC** : Indice de Masse Corporelle, page 46
- IRM** : Imagerie à Rayonnement magnétique, page 26
- Postérieure** : Vers l'arrière., page 8
- PSNR** : Peak Signal to Noise Ratio, page 67
- SCOPCA** : Notre méthode de Segmentation du Contour Osseux Par Contour Actif, page 55
- SCOPCA-DF** Notre méthode de Segmentation du Contour Osseux Par Contour Actif, améliorée par un Descripteur de Forme, page 73
- SCOPSEC-AC** Notre méthode de Segmentation du Contour Osseux Par Sélection et Elimination de Candidats avec une simulation d'Acquisition Compound, page 77

- 
- SCOPSEC-SA** Notre méthode de Segmentation du Contour Osseux Par Sélection et Elimination de Candidats avec ajout d'un Score d'Appartenance des candidats au contour final, page 77
- SCOPSEC** Notre méthode de Segmentation du Contour Osseux Par Sélection et Elimination de Candidats, page 77
- SDK** : Software Development Kit, page 47
- TGC** : Time Gain Control, page 45
- TKA** : pour *Total Knee Arthroplasty*, page 99
- TTA** : Tubérosité Tibiale Antérieure, page 8
- US** : UltraSonore (ou UltraSon), page 35
- Valgus** : Angle entre les axes anatomiques du femur et du tibia, en lateral., page 9



#LaMaladie