HAL
open science

Modélisation géométrique personalisée du membre inférieur à partir de radiographies bi-planes

François Girinon

To cite this version:

François Girinon. Modélisation géométrique personalisée du membre inférieur à partir de radiographies bi-planes. Médecine humaine et pathologie. Ecole nationale supérieure d'arts et métiers - ENSAM, 2018. Français. NNT : 2018ENAM0068 . tel-03100690

HAL Id: tel-03100690

https://pastel.hal.science/tel-03100690v1

Submitted on 6 Jan 2021

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

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

2018-ENAM-0068

École doctorale n° 432 : Sciences des Métiers de l'ingénieur

Doctorat ParisTech

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

l'École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers

Spécialité " Biomécanique"

présentée et soutenue publiquement par

François GIRINON

le 19 décembre 2018

Modélisation géométrique personnalisée du membre inférieur à partir de radiographies bi-planes

Directeur de thèse : **Wafa SKALLI**
Co-directeur de thèse : **Philippe ROUCH**

Jury

M. David MITTON, Directeur de Recherche, IFSTTAR	Rapporteur
M. Frédéric MARIN, Professeur des Universités, UTC	Rapporteur
M. Jean-Denis LAREDO, Professeur des Universités – Praticien Hospitalier, Hôpital Lariboisiere	Examinateur
Mme. Florence CLOPPET, Maitre de conférences, Université Paris Descartes	Examinateur
Mme. Wafa SKALLI, Professeur des Universités, IBHGC, Arts et Métiers ParisTech	Examinateur
M. Philippe ROUCH, Professeur des Universités, IBHGC, Arts et Métiers ParisTech	Examinateur

T H È S E

Arts et Métiers ParisTech - Campus de Paris
Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak

« If nothing changes, nothing changes. If you keep doing what you're doing, you're going to keep getting what you're getting. You want change, make some. »

Courtney C. Stevens

Remerciements

Ces travaux de thèse n'ont été rendus possible que grâce aux nombreux échanges et collaborations. Je souhaite exprimer ici ma plus sincère reconnaissance à toutes celles et ceux qui ont participé à la réalisation de ce projet. En particulier, je remercie :

— L'ensemble des membres du jury, rapporteurs et examinateurs, pour leur participation à l'évaluation de ce travail.
— Pr. Wafa Skalli, Directrice scientifique de l'Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak et directrice de cette thèse, qui a su par sa rigueur scientifique, sa détermination, sa ténacité assurer la bonne progression de ces travaux de thèse.
— Pr. Philippe Rouch, Directeur de l'Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak et co-directeur de cette thèse, a également été un des piliers fondamentaux de ce projet, notamment grâce à son ouverture d'esprit, sa curiosité et ses qualités scientifiques.
— Pr. Jean-Yves Lazennec, chirurgien orthopédiste à la Pitié-Salpétrière, qui a contribué à l'analyse pseudo-cinématique du bassin avec un regard affûté, très pragmatique et qui a aussi participé à la collecte de données.
— Youngwoo Kim, chirurgien orthopédique et collaborateur autour des travaux qui ont porté sur le bassin. Tu es un collaborateur clinicien comme beaucoup d'ingénieur rêverait d'en avoir, merci pour ta rigueur, pour ta bonne humeur, ta disponibilité.
— Pr. Dominique Bonneau, pour sa passion de l'anatomie, pour son ouverture d'esprit, son affabilité et son aide sur l'écriture de mon mémoire.
— Brigitte Roux et la Chaire BiomecAm, la Société Générale, la Fondation Cotrel, PROTEOR et Covea.
— Eos imaging pour leur support.
— Louis Dagneaux, pour avoir participé à la collecte de données radiographiques.
— Pr. Sebastien Laporte : aucun problème mathématique ne saurait lui ré-

sister. Merci Sébastien pour ton support et ta curiosité qui m'ont permis de lever bon nombre de verrous tout au long de ces trois ans.

— Thomas Joubert, pour trouver une solution algorithmique quand il ne semble plus y en avoir, pour tout ces échanges scientifiques et techniques qui ont rendu possible ces travaux. J'ai souvent tendance à croire que l'Institut ne pourrait en grande partie fonctionner sans ton support indispensable.
— Laurent, pour son aide précieuse, ses conseils, pour les nombreux échanges scientifiques, sa disponibilité et son écoute.
— Lucas, pour sa serviabilité, son dévouement, sans qui l'évaluation de la régionalisation automatique n'aurait pu avoir lieu.
— Aurore et Waël pour leur patience et leur participation aux études de reproductibilité.
— Pierre-Yves, pour sa bonne humeur et pour sa rigueur scientifique associée à son indéfectible méticulosité.
— Marine pour sa réactivité infaillible, pour avoir souvent volé à mon secours dans les situations délicates.
— Mohamed, pour son support, sa réactivité dans l'aventure kakemonos, banderoles et décorations en genre.
— Nolwenn, Cédric, Louis, Pim, Sam, Christophe, Stan, Maxime, Saman, Thibault, Bhrigu, Brahim, Thomas, Aurélien, Alice, Boris, Jeremy, Clément, Émeline, tous les doctorants et amis à l'Institut qui ont participé tout au long de ces trois ans à un cadre idéal.
— Toute l'équipe pause café que je croise au quotidien et qui ont également participé à ce cadre : Claudio, Sylvain, Agathe, Diane, Laura, Miassa, Yoann, Valérie, Baptiste, Christophe, Xavier.
— Mes très chers collaborateurs de bureau : Maxim et Nicolas qui ont été le soutien quotidien et indispensable de ces trois années. Merci Nicolas pour avoir égayé ce bureau mais aussi pour toutes les réflexions scientifiques et culturelles qui ont su susciter ma curiosité et orienté mes travaux de thèse. Merci Maxim pour ton extrême gentillesse, pour ta patience, pour ton aide sur les mille et une problématiques que je t'ai soumises. Merci également d'avoir amené à plusieurs reprises un peu de Belgique flamande sous forme chocolatée dans ce bureau.
— Enfin et surtout, mes parents, pour leur soutien sans faille, sans qui, rien de tout cela n'aurait été possible.

Table des matières

Introduction générale 14

1 Anatomie et contexte clinique 18

1.1 Introduction **18**

1.2 Ostéologie du membre inférieur **18**

1.2.1 Le bassin 20

1.2.2 Le fémur 21

1.2.3 Le tibia 22

1.2.4 La *fibula* 23

1.2.5 La *patella* 23

1.3 Principaux descripteurs cliniques **23**

1.3.1 Les axes 24

1.3.2 Les angles 25

1.3.3 Les longueurs 26

1.3.4 Autre 26

1.4 Principales pathologies relatives au membre inférieur **26**

1.4.1 L'arthrose 26

1.4.2 *Genu valgum* 27

1.4.3 *Genu varum* 28

1.4.4 *Genu flexum* 28

1.4.5 *Genu recurvatum* 28

1.4.6 *Coxa valga* 29

1.4.7 *Coxa vara* 29

1.4.8 Le syndrome femoro-patellaire 29

1.4.9 L'infirmité motrice cérébrale 29

1.4.10 Synthèse 30

1.5 Traitements médicaux et chirurgicaux 31
1.5.1 L'arthrose 31
1.5.2 *Genu valgum* et *Genu varum* 31
1.5.3 *Genu flexum* et *Genu recurvatum* 31
1.5.4 *Coxa vara* et *Coxa valga* 31
1.5.5 Le syndrome femoro-patellaire 32
1.6 Analyse radiographique bi-dimensionnelle 32
1.7 Acquisition tridimensionnelle des structures osseuses 33
1.7.1 CT scan 33
1.7.2 Imagerie par résonance magnétique 33
1.7.3 Echographie 34
1.7.4 La stéréoradiographie ou radiographie biplane 34
1.7.5 Synthèse 35
1.8 Conclusion intermédiaire 36

2 Revue de littérature 37
2.1 Introduction 37
2.2 Caractéristiques image pour la reconstruction 2D/3D 38
2.2.1 Introduction 38
2.2.2 Points et contours 38
2.2.3 Similarité d'image 40
2.3 Méthodologies principales de reconstruction 40
2.3.1 Méthodes basées seulement sur la détection de contours 40
2.3.2 MPPS et MPPM 46
2.3.3 Reconstruction par génération de DRR et optimisation 50
2.3.4 Synthèse 52
2.4 Applications des méthodes de reconstruction à la clinique 53
2.4.1 Introduction 53
2.4.2 Évaluation des méthodes précédentes 53
2.4.3 Études statistiques et bases de données normatives 53
2.4.4 Mécanismes de compensation 54
2.4.5 Prothèses et planification chirurgicale 54
2.5 Conclusion intermédiaire 54

3 Prise en main des méthodes existantes 56

3.1 Introduction 56

3.2 Analyse approfondie de l'existant 56

3.2.1 Introduction 56

3.2.2 Ambiguïtés de la V1 pour la reconstruction du fémur 57

3.2.3 Ambiguïtés de la V1 pour la reconstruction du tibia 58

3.3 Étude cinématique du bassin entre les positions assise et debout 60

3.3.1 Évaluation préliminaire des méthodes précédentes sur le bassin 60

3.3.2 Matériel et méthodes 62

3.4 Boîte à outils 67

3.4.1 Introduction 67

3.4.2 Méthodes de déformation de maillage 68

3.4.3 Détection automatique de contours image 73

3.4.4 Outils d'aide à l'évaluation 78

3.5 Conclusion intermédiaire 84

4 Processus de reconstruction 3D 85

4.1 Introduction 85

4.2 Principes généraux de la méthode 86

4.2.1 Introduction 86

4.2.2 Génération de la solution initiale 86

4.2.3 Ajustements 89

4.2.4 Évaluation des méthodes 96

4.3 Application de ces méthodes 96

4.3.1 Introduction 96

4.3.2 Reconstruction du fémur 97

4.3.3 Reconstruction du tibia 106

4.3.4 Reconstruction de la *patella* 113

4.3.5 Reconstruction du bassin 117

4.3.6 Conclusion intermédiaire 127

5 Conclusion générale et perspectives 129

Annexes 132

A Revue de littérature 133

A.I Similarité d'image 133

B Prise en main des méthodes existantes 135

B.I Recalage de maillage 135

B.I.1 Initialisation 135

B.I.2 Évaluation du processus de recalage 136

B.II Évaluation des méthodes précédentes sur le bassin 137

B.III Boite à outils 137

B.III.1 Méthodes de déformation de maillage 137

B.III.2 Détection automatique de contours image 146

C Processus de reconstruction 3D 151

C.I Reconstruction du fémur 151

C.I.1 Attribution des paramètres 151

C.I.2 Précision des paramètres en comparaison au CT 151

C.I.3 Comparaison à la méthode précédente 152

C.II Reconstruction du tibia 152

C.II.1 Précision des paramètres en comparaison au CT 152

C.II.2 Comparaison à la méthode précédente 152

C.II.3 Attribution des paramètres 153

C.III Reconstruction de la *patella* 153

C.III.1 Attribution des paramètres 153

C.IV Évaluation des méthodes précédentes sur le bassin 154

C.IV.1 Précision des paramètres en comparaison au CT 154

C.IV.2 Attribution des paramètres 154

Bibliographie 157

Acronymes

ACD angle cervico-diaphysaire. 25, 29, 30, 58, 82, 103–105

ACP analyse en composantes principales. 42, 51

AFM angle fémoral mécanique. 25, 27, 28, 30, 32, 58, 82, 103–105

ARAP *as-rigid-as-possible* - aussi-rigide-que-possible. 138, 140, 141, 143

ATM angle tibia mécanique. 25, 27, 28, 30, 32, 59, 82, 110–113, 152

CNN *convolutional neural network* - réseau de neurones convolutifs. 73, 77, 78, 84, 91, 119–121, 123, 125, 126, 171, 174

CT *computed tomography* - tomodensitométrie. 10, 14, 33, 34, 37, 43, 44, 49–51, 53, 56, 60–62, 78, 83, 87, 88, 96, 97, 99, 102, 103, 106, 109–111, 113, 116, 117, 122–125, 130, 136, 137, 151, 152, 154, 170, 173, 174, 176, 177

DRR *digital reconstructed radiograph* - radio reconstruite numériquement. 47, 50–52, 54, 57, 62, 63, 83, 84, 96, 116, 171, 176

FFD *free form deformation* - déformation de forme libre. 41, 43, 44, 53, 55

GP *gaussian process* - processus gaussien. 73, 87, 88, 90, 95, 97, 98, 106, 114, 115, 118

GPR *gaussian process regression* - régression par processus gaussien. 41, 43–45, 68, 69, 73, 79, 81, 84–89, 95, 97, 100, 105, 106, 108, 114–116, 118, 121, 126, 127, 138, 151, 153, 154, 177, 178

HKS *hip-knee-shaft*. 25, 27, 30, 58, 82, 83, 103–105, 151, 152

ICC *intraclass correlation coefficient* - coefficient de corrélation intra-classe. 53

IMC indice de masse corporelle. 15, 54

IRM imagerie par résonance magnétique. 14, 33, 34, 37, 170

MLS *moving least squares* - moindres carrés mobiles. 46, 47, 57, 68, 69, 138, 142

MPPM modèle paramétrisé personnalisé morpho-réaliste. 46, 52, 54

MPPS modèle paramétrisé personnalisé simplifié. 41, 46, 50, 52, 176

MSE *mean square errors* - erreurs quadratiques moyennes. 40, 119, 133

NCC *normalized cross correlation* - corrélation croisée normalisée. 40, 134

NMI *normalized mutual information* - information mutuelle normalisée. 40, 134

NSCC *non-stereo corresponding contours* - contours non stéréo-correspondants. 39

NSCP *non-stereo corresponding points* - points non stéréo-correspondants. 38–40, 46, 88, 89, 95, 97, 98, 106, 109, 114, 117, 118, 172

PDM *point distribution model* - modèle de distribution de points. 41–45, 50, 51, 53–55, 73, 84, 86–88, 100, 105, 127

PIDM *point and intensity distribution model*. 50, 54

ReLU *rectified linear unit* - unité linéaire rectifiée. 120, 147, 175

SAD *sum of absolute differences* - somme des différences absolues. 40, 48, 133

SCP *stereo corresponding points* - points stéréo-correspondants. 38–40, 46, 88, 97, 106, 117, 118, 170

SD *standard deviation* - écart type. 43–45, 50–53, 61, 62, 82, 99–105, 110–113, 116, 123–125, 127, 137, 151, 152, 154, 171, 172, 177

SSIM *statistical shape and intensity model* - modèle de forme et d'intensité. 50

SSM *statistical shape model* - modèle statistique de forme. 41, 43

SVD *singular value decomposition* - décomposition en valeurs singulières. 42

TF torsion fémorale. 25, 30, 32, 47, 53, 58, 82, 83, 103–106, 127

TPS *thin plate spline* - spline de plaque mince. 41, 45, 70

TT torsion tibiale. 25, 30, 32, 47, 53, 58, 59, 82, 110–113

V0 méthode (Laporte, 2002). 38, 39, 89

V1 méthode (Chaibi et al., 2010 ; Quijano et al., 2013a). 9, 39, 46, 53, 55–59, 62, 68, 73, 84–87, 89, 90, 97, 98, 104–107, 111–113, 116, 127, 128, 137, 152, 171–174, 177

V1.1 méthode (Chaibi et al., 2010). 38

V1.2 méthode (Quijano et al., 2013a). 38, 105, 112, 113, 177

V2 nouvelle méthode. 68, 85, 86, 96, 103–106, 110–113, 116, 124, 125, 127, 151, 152, 154, 172–174, 177

Introduction générale

La représentation tridimensionnelle personnalisée de notre structure osseuse est capitale pour le clinicien comme pour l'ingénieur. Pour le clinicien, c'est avant tout un moyen d'analyser, de diagnostiquer, de caractériser des pathologies pour accompagner le patient vers un traitement plus adapté. En effet, une analyse bidimensionnelle n'est souvent pas suffisante pour pouvoir quantifier des paramètres hors plans tels que des torsions ou plus généralement des angles, du fait des biais de projection. Pour l'ingénieur, en revanche, la modélisation personnalisée squelettique tridimensionnelle est indispensable pour quantifier par exemple les sollicitations mécaniques osseuses ou encore la cinématique ostéo-articulaire.

L'acquisition d'imagerie tridimensionnelle est aujourd'hui couramment pratiquée en milieu hospitalier. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) et le *computed tomography* - tomodensitométrie (CT) sont les principales modalités employées à ces fins. Si le CT est irradiant, l'IRM quant à elle nécessite des temps d'acquisition importants pour un coût relativement élevé. Dans tous les cas, ces deux systèmes ne permettent pas l'obtention de la géométrie du patient en position érigée. Sans une représentation de la structure osseuse en charge, il est difficile pour le clinicien de poser un diagnostic précis ; dans le cas de l'ingénieur d'avoir un modèle prédictif pertinent.

Le système d'imagerie EOS quant à lui permet l'acquisition de radiographies biplanes simultanées basses doses dans une position arbitraire (Dubousset et al., 2005). Il résulte d'une collaboration entre le Laboratoire de Biomécanique (LBM, Arts et métiers ParisTech, Paris, France) devenu Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak, le Laboratoire de recherche en Imagerie et Orthopédie (LIO, ÉTS-CRCHUM, Montréal, Canada), l'hôpital Saint-Vincent de Paul (Paris, France) et la société EOS Imaging (Paris, France). D'autre part, ce système est en moyenne 7 fois moins irradiant qu'une paire de radiographies conventionnelles (Deschênes et al., 2010) et 20 fois moins qu'un CT (Delin et al., 2014).

Cet environnement d'acquisition a permis entre autre la génération de modèles 3D paramétrés utilisés tant pour l'obtention d'indices cliniques que pour l'analyse biomécanique. La modélisation 3D à partir de radiographies bi-planes est d'ailleurs au cœur de nombreux travaux :

— Parmi ceux-ci, nombre d'entre eux sont relatifs à l'étude des mécanismes de compensation statiques. Certaines étudient l'impact des paramètres cliniques du membre inférieur dans l'étude de la scoliose (Sekiya et al., 2018 ; Márkus et al., 2018). D'autres ont analysé (Ferrero et al., 2016) la translation du bassin pour le maintien de la ligne gravitationnelle, suite à des modifications de la courbe rachidienne.
— D'autres encore, tentent de comprendre les implications de la géométrie osseuse dans la pose de prothèse totale de genou ou de hanche. Par exemple, (Flecher et al., 2016 ; Lazennec et al., 2018) montrent comment les paramètres de longueur sont des marqueurs du rétablissement du patient suite à une arthroplastie de la hanche.
— Un autre axe de recherche concerne l'analyse de la marche. Le système EOS est alors utilisé pour mesurer le centre de rotation de la hanche (Assi et al., 2016), ou l'influence de la torsion fémorale sur la marche (Westberry et al., 2018).
— Les reconstructions du membre inférieur font également l'objet d'études statistiques mettant en exergue les liens entre la croissance osseuse et l'âge (Schlégl et al., 2017) ou encore les relations entre le pied plat et les torsions fémorales et tibiales (Cebulski-Delebarre et al., 2016). Ce peut être aussi pour déterminer l'influence de l'indice de masse corporelle (IMC) et le sexe sur la forme des extrémités du fémur et du tibia (Elkins et al., 2018).
— Enfin, on compte un certain nombre de publications visant à évaluer les méthodes de reconstruction. Par exemple, (Escott et al., 2013) détermine la précision des paramètres de longueur, (Delin et al., 2014) compare les mesures de torsion par rapport à la méthode clinique traditionnelle, ou encore (Rampal et al., 2018) évalue les paramètres angulaires chez l'enfant.

Ainsi, des méthodes spécifiques ont été développées pour la reconstruction du rachis (Humbert et al., 2009), de l'enveloppe externe (Nérot et al., 2015), de la cage thoracique (Aubert et al., 2014), de la *scapula* (Lagacé et al., 2012), du bassin (Vancura et al., 2008), du fémur et du tibia (Quijano et al., 2013c).
Dans le cas plus précis du membre inférieur, le processus de reconstruction

se déroule comme suit. L'opérateur est convié à numériser des informations sur les deux radiographies. Ces informations sont utilisées pour déformer un modèle générique de la structure osseuse permettant d'obtenir une solution initiale. Celle-ci est ensuite ajustée manuellement, de sorte que les contours rétro-projetés de l'objet et ceux correspondants sur les images coïncident.
Cette méthode de reconstruction présente en effet l'avantage d'être relativement robuste et précise mais elle nécessite un opérateur expérimenté. D'autre part, la dépendance inter-opérateur subsiste, bien que réduite grâce aux travaux de (Quijano et al., 2013c). Enfin, la seconde étape d'ajustement manuel est susceptible d'être chronophage et dépendante de l'opérateur. Les travaux que nous mènerons viseront donc à lever ces verrous, rendant par ailleurs la méthode de reconstruction plus simple d'utilisation en routine clinique. L'objectif de cette thèse vise donc à la quasi-automatisation des méthodes de reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies bi-planes en vue de :

— Simplifier le protocole de reconstruction
— Réduire considérablement la variabilité inter-opérateur
— Gagner en précision
— Réduire les temps opérateurs

Pour répondre à ces objectifs, nous explorerons de nouvelles méthodes statistiques, de nouvelles méthodes de paramétrisation et de régression couplées à du traitement d'image.
Ainsi, cette thèse s'articulera autour de 5 axes principaux :

Chapitre 1. Ce manuscrit débutera avec des rappels anatomiques sur le membre inférieur et la présentation du contexte clinique.

Chapitre 2. S'ensuivra une revue de littérature permettant de percevoir les avantages et les limites des outils existants pour la reconstruction 3D à partir de radiographies bi-planes. Cette analyse conduira à une reformulation des objectifs de la thèse.

Chapitre 3. Une prise en main et une évaluation des outils existants mettront en relief les axes prioritaires d'amélioration des méthodes de reconstruction actuelles.

Chapitre 4. Lors de cette partie de développements personnels, nous mettrons en place une méthodologie de reconstruction visant, dans un premier temps, à l'obtention d'une solution initiale plus robuste. Celle-ci sera suivie d'un ajustement fin entièrement automatisé grâce à l'usage de

traitement d'image et de statistiques, de sorte que les contours de la projection de la surface osseuse correspondent aux contours image. Ensuite, nous verrons comment adapter et évaluer ce processus de reconstruction pour chacune des structures osseuses qui constitue le membre inférieur.

Chapitre 5. Nous terminerons par une conclusion générale et présenterons les futures perspectives de recherche.

Chapitre 1

Anatomie et contexte clinique

1.1 Introduction

Ces travaux de thèse ayant trait à la reconstruction 3D des membres inférieurs, il est nécessaire de définir, dans un premier temps, le lexique anatomique associé. Au travers de ce dernier, les principaux paramètres cliniques seront décrits, paramètres qui permettent de caractériser les pathologies relatives au membre inférieur. Cette partie sera suivie d'une section qui concernera les traitements médicaux et chirurgicaux destinés à ces pathologies.
Pour les caractériser, l'analyse radiographique bidimensionnelle reste encore largement employée en milieu clinique. Cependant, comme nous le verrons, un diagnostic plus précis peut être établi par le biais de modèles 3D. Plusieurs modalités d'acquisition en permettent d'ailleurs l'obtention. L'enjeu de la dernière partie sera donc d'en comprendre leurs forces et leurs faiblesses.

1.2 Ostéologie du membre inférieur

Le membre inférieur (Figure 1.1) joue un rôle important dans la cinématique du corps humain puisqu'il constitue la partie locomotrice. Sa structure osseuse est composée de l'anneau pelvien qui est le socle du rachis et est la voûte des fémurs, *patellas*, tibias, *fibulas* et pieds. Les rappels anatomiques effectués dans cette section proviennent de (Kamina, 2009) et de (Bonneau, 2017).

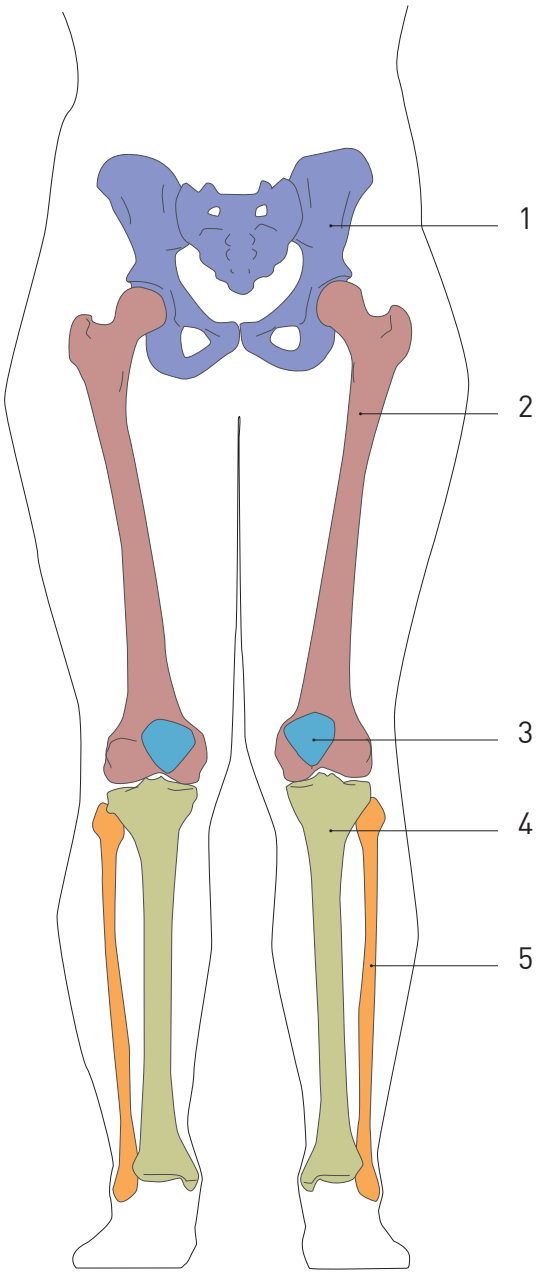
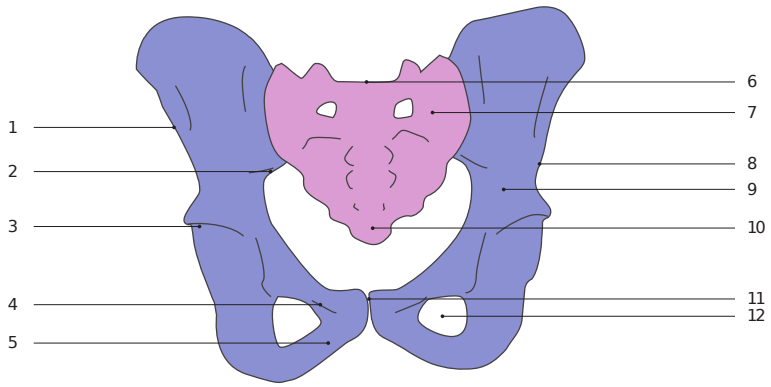


Figure 1.1 : Schéma anatomique du membre inférieur - (1) : le bassin, (2) : le fémur, (3) : la patella, (4) : le tibia, (5) : la fibula

1.2.1 Le bassin



1. Épine antéro-supérieure
2. Épine postérieure
3. Acétabulum
4. Branche ilio-pubienne
5. Branche ischio-pubienne
6. Plateau sacré
7. Sacrum
8. Crête iliaque
9. Os coxal
10. Coccyx
11. Symphyse pubienne
12. Foramen obturé

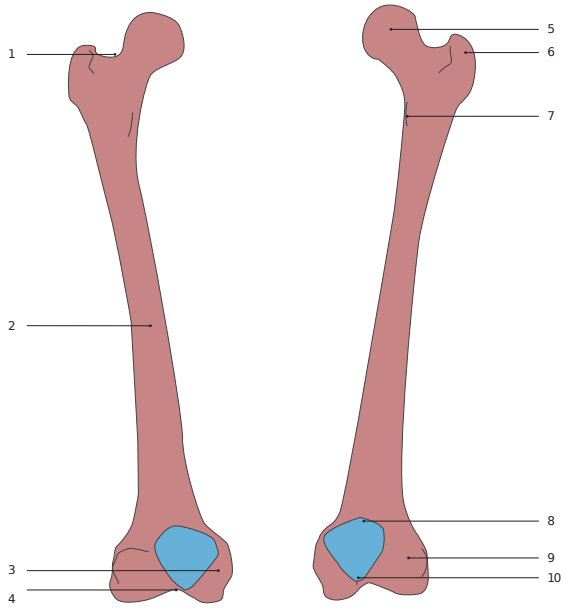
Figure 1.2 : Schéma anatomique du bassin

L'anneau pelvien (Figure 1.2) se compose de deux os coxaux qui s'articulent avec le sacrum que prolonge le coccyx. On compte parmi eux : sur la partie latérale, les deux os coxaux, sur la partie inférieure le sacrum et le coccyx. Cette structure osseuse donne naissance à quatre articulations : lombo-sacrée, sacro-iliaques, sacro-coccygienne et la symphyse pubienne. Sur la partie supérieure du sacrum, le plateau sacré réalise la jonction avec l'ensemble du rachis tandis que l'acétabulum, appartenant aux os coxaux réalise la liaison avec le fémur.

Le bassin a pour rôle principal de supporter le poids du tronc et de la tête tout en maintenant l'assiette corrigeant ainsi d'éventuelles inégalités des membres inférieurs. Mais cette structure osseuse permet également la protection des viscères, du système urinaire, génital et digestif. Le coccyx, quant à lui, se situe dans le prolongement de la colonne vertébrale et réalise le lieu de fixation des muscles du plancher pelvien.

Dans le cas de la femme, le bassin est aussi généralement plus large pour permettre le passage du fœtus lors de l'accouchement.

1.2.2 Le fémur



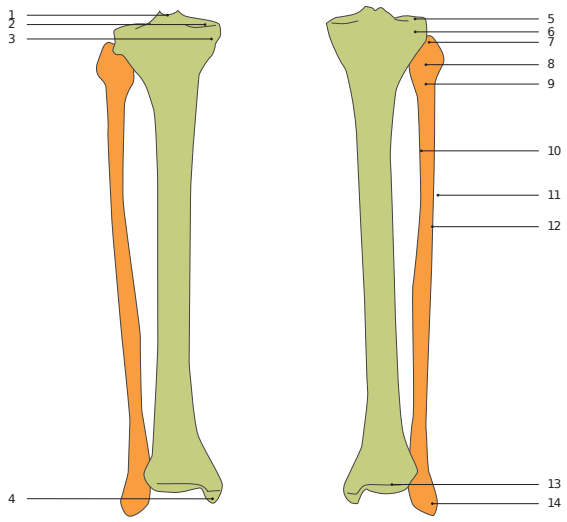
1. Col
2. Diaphyse
3. Condyle médial
4. Trochlée
5. Tête
6. Grand trochanter
7. Petit trochanter
8. Base
9. Apex
10. Condyle latéral

Figure 1.3 : Schéma anatomique du fémur et de la *patella*

Le fémur (Figure 1.3) est l'os le plus long du corps humain. A son extrémité proximale, il est relié à l'os coxal par la tête fémorale réalisant ainsi une liaison sphéroïde avec le bassin. Cette articulation de la hanche a pour objectif d'orienter le pas, permettre à l'individu de se mouvoir dans les trois directions de l'espace.
Par ailleurs, la tête se prolonge par le col de forme cylindrique. Il s'élargit latéralement jusqu'aux deux tubérosités que sont le petit et le grand trochanter (aussi appelés trochanters mineur et majeur), lieux d'insertion ligamentaires. Le col se prolonge ensuite par la diaphyse, de section triangulaire. Le fémur étant principalement sollicité en compression, la légère courbure de la diaphyse lui permet d'amorcer la direction du flambage ; les zones sollicitées sont alors renforcées. La structure hélicoïdale du fémur lui permet notamment de résister aux sollicitations tridimensionnelles en rotation et translation. D'autre part, à l'extrémité distale, il assure en partie la liaison du genou à l'aide de la surface articulaire des condyles. Ces derniers ont, par ailleurs, un rayon de courbure variable (faible sur la partie dorsale, plus important sur la partie ventrale). Cela

permet, lors d'un mouvement de flexion, la détente des ligaments collatéraux, autorisant ainsi une rotation axiale par effet came. L'articulation du genou vise principalement à raccourcir la longueur fonctionnelle du membre de sorte à pouvoir marcher et enjamber les obstacles.

1.2.3 Le tibia



1. Épines tibiales
2. Plateau médial tibial
3. Condyle médial tibial
4. Malléole médiale tibiale
5. Plateau latéral tibial
6. Condyle latéral tibial
7. Apex de la *fibula*
8. Tête de la *fibula*
9. Col de la *fibula*
10. Crête médiale tibiale
11. Crête latérale tibiale
12. Diaphyse tibiale
13. Surface articulaire inférieure tibiale
14. Malléole latérale

Figure 1.4 : Schéma anatomique du tibia et de la *fibula*

Le tibia (Figure 1.4) un os long et volumineux relié sur sa partie proximale au fémur. Il se compose de deux condyles tibiaux en contact avec ceux fémoraux par l'intermédiaire de ménisques. Sa face supérieure est constituée de deux plateaux (médial et latéral) surmontés par des épines tibiales.
Comme le fémur, il se compose en sa partie centrale d'une diaphyse à section triangulaire. La partie distale du tibia réalise la jonction avec le pied. C'est à ce niveau que la malléole médiale participe à bloquer la translation médio-latérale.

1.2.4 La *fibula*

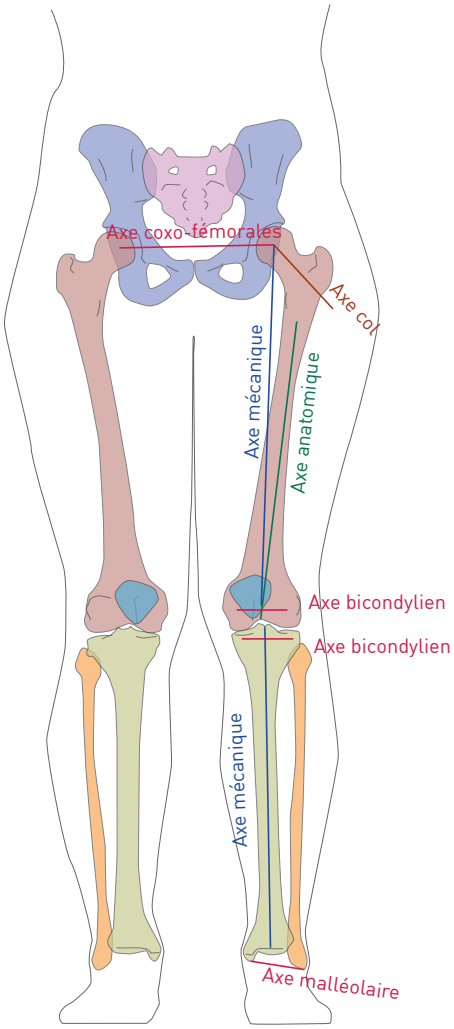
La *fibula* (Figure 1.4) ou péroné juxtapose le tibia sur sa partie latérale. Au niveau distal, elle participe au maintien de la cheville à l'aide de la malléole latérale, formant ainsi, à l'aide du tibia, une liaison de type pince à serrage élastique. Sa diaphyse torsadée est relativement fine par rapport à celle du tibia. La *fibula* n'est en effet pas dimensionnée pour supporter les contraintes de compression mais joue davantage un rôle de stabilisation dynamique.

1.2.5 La *patella*

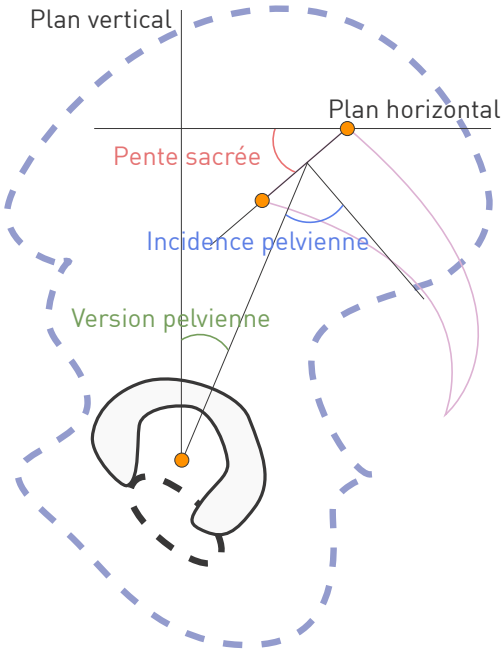
La *patella* (Figure 1.3) ou rotule vient s'appuyer et coulisse sur la partie ventrale du fémur. Elle est physiquement reliée au fémur et au tibia par des ligaments et des tendons. Le complexe articulaire fémoro-patellaire constitue en réalité l'appareil extenseur du genou. Il permet en outre de transmettre les efforts fournis par les muscles de la cuisse par un effet de bras de levier. Il contribue par conséquent à la dynamique de la marche.

1.3 Principaux descripteurs cliniques

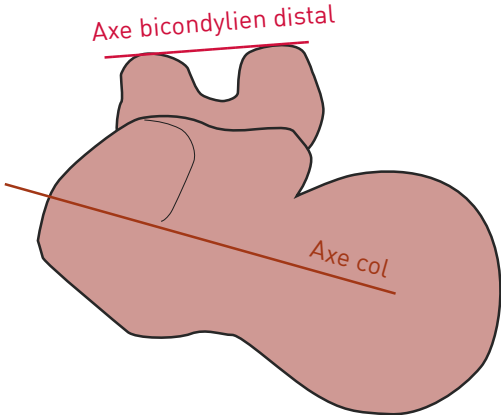
Pour pouvoir analyser et comprendre les différentes pathologies, un certain nombre de descripteurs morphologiques et positionnels peuvent être calculés. Il existe cependant plusieurs définitions pour le même paramètre. Dans les sections qui suivront, nous reprendrons les travaux précédents (Chaibi et al., 2012 ; Quijano et al., 2013c), justifiants du choix de calcul le plus pertinent et le plus robuste.
Ces indices cliniques sont généralement des longueurs ou des angles. Ces derniers s'appuient sur des axes illustrés ci-contre (Figure 1.5) et définis ci-après.



(a) Axes du membre inférieur en vue frontale



(b) Angles principaux du bassin en vue sagittale



(c) Axes du fémur en vue supérieure

Figure 1.5 : Représentation des principaux axes du membre inférieur et des angles pelviens

1.3.1 Les axes

Le fémur

L'axe fémoral mécanique : relie le centre de la tête fémorale et le milieu du segment joignant les deux condyles, zones de part et d'autre de part et d'autre de l'aire inter-condylaire postérieure (Figure 1.5a).

L'axe fémoral anatomique : relie le centre de la trochlée au milieu de la section du tiers inférieur de la diaphyse (Figure 1.5a).

L'axe fémoral bicondylien : relie les points les plus postérieurs des deux condyles

(Figure 1.5).

L'axe du col fémoral Passe par le centre de la tête fémorale et le centre de la section minimale du col fémoral (Figure 1.5).

Le tibia

L'axe tibial mécanique : relie le centre des épines tibiales au barycentre de la surface articulaire tibiale distale (Figure 1.5a).

L'axe tibial bicondylien : relie les points les plus postérieurs des deux condyles (Figure 1.5a).

L'axe malléolaire distal : relie les points les plus distaux de la malléole médiale et latérale (Figure 1.5a).

Le bassin

L'axe des coxo-fémorales : relie le centre des articulations de la hanche (Figure 1.5).

1.3.2 Les angles

Le fémur

L'angle fémoral mécanique (AFM) : défini entre l'axe fémoral mécanique et l'axe fémoral bi-condylien postérieur.

L'*hip-knee-shaft* (HKS) : défini entre l'axe fémoral mécanique et l'axe fémoral anatomique.

L'angle de torsion fémorale (TF) : défini entre l'axe fémoral bi-condylien postérieur et l'axe du col fémoral.

L'angle cervico-diaphysaire (ACD) : défini entre l'axe fémoral anatomique et l'axe du col fémoral.

Le tibia

L'angle tibia mécanique (ATM) : défini entre l'axe tibial mécanique et l'axe tibial bi-condylien postérieur.

L'angle de torsion tibiale (TT) : défini entre l'axe malléolaire distal et l'axe tibial bi-condylien postérieur.

Le bassin

La pente sacrée : angle formé entre le plateau sacré avec l'horizontale.

La version pelvienne : angle formé par la droite reliant le milieu de l'axe des coxo-fémorales au centre du plateau sacré avec la verticale.

L'incidence pelvienne : angle formé par la droite reliant le milieu de l'axe des coxo-fémorales au centre du plateau sacré avec la perpendiculaire à ce plateau en son centre. Elle s'exprime également comme la somme de la pente sacrée et de la version pelvienne.

1.3.3 Les longueurs

Longueur du fémur : distance entre le point le plus supérieur de la tête fémorale et le point le plus inférieur du condyle médial.

Longueur du tibia : distance entre le sommet des épines tibiales et le point le plus distal de la surface articulaire tibiale.

1.3.4 Autre

Couverture acétabulaire (ou taux de recouvrement acétabulaire) : rapport entre la portion de surface sphérique recouverte par l'*acetabulum* sur la surface totale de la sphère l'approximant (Humbert et al., 2008).

1.4 Principales pathologies relatives au membre inférieur

Le membre inférieur est soumis à d'importantes sollicitations mécaniques. Sans aller jusqu'à la fracture, il n'est donc pas rare de voir apparaître des pathologies dégénératives osteo-chondrales. Les malformations du membre inférieur peuvent aussi avoir des origines congénitales ou traumatiques. Le diagnostic, la caractérisation quantitative réalisée à l'aide de paramètres cliniques pertinents sont donc un enjeu majeur pour la planification chirurgicale mais aussi et surtout pour le suivi des patients. Dans les sections qui suivront, nous donnerons des exemples d'altération de la forme de chaque structure osseuse qui conduisent à des pathologies ou en sont la conséquence.

1.4.1 L'arthrose

Elle est fréquente pour les personnes âgées (Danielsson et al., 1997) mais aussi chez les personnes pratiquant une activité sportive intensive (Lindberg et al., 1993) ; elle concerne par ailleurs plus de 40 millions de personnes en Europe

(World Health Organization, 2003). L'arthrose est un phénomène d'usure du cartilage aux jonctions anatomiques, les surfaces articulaires deviennent plus rugueuses causant une augmentation de la pression localement. En réponse à ces contraintes excessives, l'os croit sur le bord formant des ostéophytes. L'articulation s'élargit alors au détriment de la cinématique supposée. On distingue plusieurs sortes d'arthrose :

La coxarthrose se situe au niveau de la *coxo-fémorale* et conduit à une détérioration de la tête fémorale et du cotyle caractérisée par la couverture acétabulaire (Agricola et al., 2013 ; Humbert et al., 2008). De plus, des études ont montré que les patients souffrant de coxarthrose sévère auraient une incidence pelvienne plus faible (Day et al., 2018), une torsion fémorale plus élevée (Tönnis et al., 1999 ; Piazzolla et al., 2018), conséquences d'un mécanisme de compensation. D'autre part ces patients auraient un angle HKS plus faible et la longueur du membre affecté serait plus courte (Than et al., 2012).

Le conflit fémoro-acétabulaire apparaît chez le jeune adulte, il s'apparente à un cas d'arthrose précoce. Il se caractérise par un défaut de sphéricité de la tête fémorale, plus précisément par une zone aplanie à la périphérie antérieure. La tête fémorale venant alors anormalement buter contre le cotyle, cause localement une surpression. De plus, une augmentation de la version pelvienne peut aggraver ce phénomène (Ross et al., 2014).

La gonarthrose se localise au niveau du genou, elle trouve son origine dans la perturbation des axes fondamentaux du genou et est souvent aggravée par une surcharge pondérale. On constate de plus un taux de prévalence de 10% chez les personnes de plus de 60 ans (Guillemin et al., 2011). Elle peut se développer entre le fémur et la *patella* ou encore entre le fémur et le tibia. Celle-ci a un impact sur la forme des condyles fémoraux et tibiaux influant de ce fait les torsions fémorales et tibiales.

1.4.2 *Genu valgum*

Le *genu valgum* est une déviation de la jambe vers l'extérieur. Il se caractérise par un angle obtus ouvert latéral entre le fémur et le tibia et par conséquent par un AFM et ATM plus élevés impactant de même l'HKS (Desmé et al., 2006). Il peut être présent chez l'enfant jusqu'à l'âge de 4 ans avant de se résoudre généralement spontanément. Le surpoids, des maladies osseuses métaboliques ou une laxité des ligaments médiaux du genou sont des facteurs propices à l'apparition d'un *valgum*. Il a pour conséquence d'exercer une pression plus

(a) Coxarthrose (b) Conflit fémoro-acétabulaire (c) Gonarthrose

Figure 1.6 : Exemples de pathologies liées à l'arthrose

importante sur le compartiment externe du genou, pouvant causer de la gonarthrose.

1.4.3 *Genu varum*

Comme le *genu valgum*, le *genu varum* est une déformation du membre inférieur. Il se caractérise par un angle obtus ouvert médial entre le fémur et le tibia correspondant à une AFM et un ATM plus faibles (Bellemans et al., 2012). Le *genu varum* provoque une déviation de l'axe de la jambe vers l'intérieur. Chez l'enfant et jusqu'à 24 mois, il est physiologique ; il se corrige spontanément par la suite. En cas de varus trop important, la partie interne de l'articulation est disproportionnellement sollicitée, engendrant des troubles osseux et pouvant conduire à de l'arthrose. Il a également un impact sur les angles de torsion fémorale et tibiale (Joo et al., 2007).

1.4.4 *Genu flexum*

Le *Genu flexum* est un blocage du genou en position fléchie, il ne peut atteindre sa pleine extension. Cela peut être dû suite à un traumatisme du genou ostéo-chondro-ligamentaire, à une hyper-flexion de la hanche impactant l'incidence pelvienne et la pente sacrée (Attias et al., 2016), à un maintien statique prolongé de l'articulation ou encore à une inégalité de longueur des membres inférieurs (Lazennec et al., 2011).

1.4.5 *Genu recurvatum*

Le *Genu recurvatum* à l'inverse correspond à une extension postéro-antérieure exagérée du genou. On en distingue plusieurs sortes :

Le genu recurvatum familial est fréquent chez l'enfant, souvent bénin, lié à une hyper-laxité ligamentaire, il disparaît généralement spontanément à l'âge adulte. Il peut néanmoins persister et être à l'origine de gonarthrose.

Le genu recurvatum congénital est la conséquence d'une malformation osseuse, comme une inégalité de longueur du tibia (Pappas et al., 1984) et résulte en une luxation congénitale du genou. Il est assez rare et nécessite un traitement orthopédique.

Le genu recurvatum acquis fait suite à une fracture tibiale proximale ou fémorale distale. Il apparaît si l'articulation a été consolidée dans une mauvaise position ou dans le cas d'un déficit musculaire.

1.4.6 *Coxa valga*

Le *Coxa valga* est une dysplasie (déformation) de la hanche caractérisée par un grand ACD de l'ordre de 140° (moyenne de 130°). Cette déformation entraîne notamment une inégalité de longueur des membres (Clohisy et al., 2009). Son origine provient généralement d'une luxation congénitale ou une fracture du col du fémur ou une infirmité motrice cérébrale. Elle rend également le patient plus exposé à de la coxarthrose puisque, de part l'angulation, la pression sera plus importante sur la partie latéro-supérieure de l'*acétabulum*.

1.4.7 *Coxa vara*

Le *Coxa vara*, à l'inverse se caractérise par un faible ACD (Lam, 2001), i.e. Inférieur à 120°. Comme pour le *Coxa valga*, ses origines peuvent être congénitales ou traumatiques. Les patients atteints de *Coxa vara* présentent généralement une inégalité de longueur des membres inférieurs, un grand trochanter plus développé et un col fémoral plus court (Parvizi et al., 2010).

1.4.8 Le syndrome femoro-patellaire

Le syndrome femoro-patellaire (ou syndrome rotulien) correspond à un contact anormal entre la *patella* et le fémur. Là encore les causes sont multiples : chocs répétés lors d'un entraînement intensif, torsion fémorale et valgus excessifs, mauvais alignement avec le partie distale antérieure fémorale, malformation de la *patella* (ex : *patella alta*) (Fulkerson, 2002).

1.4.9 L'infirmité motrice cérébrale

L'infirmité motrice cérébrale est une maladie congénitale qui atteint 0,4% des nouveaux-nés. Cette dégénérescence neurologique est la conséquence de

lésions cérébrales périnatales. Les causes sont variées : troubles circulatoires, méningite, traumatisme, malformation cérébrale, infections du fœtus, maladie métabolique (Leroy-Malherbe, 2002). Les fonctions cognitives responsables de la contraction des muscles étant altérées, cela entraîne une contraction excessive musculaire causant de fait des déformations osseuses notables. De plus (Carriero et al., 2009) met en évidence, dans le cas de cette pathologie des corrélations entre l'inégalité des longueurs des membres (fréquente chez ces patients), la TF et l'ACD.

1.4.10 Synthèse

Dans les paragraphes précédents ont été exposées les principales pathologies du membre inférieur et les altérations osseuses qui leurs sont associées. Il a été aussi montré que certains troubles peuvent en engendrer d'autres (Tableau 1.1).

	Arthrose	Genu varum	Genu valgum	Genu flexum	Genu recurvatum	Coxa valga	Coxa vara	Syndrome rotulien	Infirmité motrice cérébrale
Angle HKS	■		■						
Angle de TF	■	■						■	■
ATM		■	■						
AFM		■	■						
Angle de TT		■							
ACD						■	■		■
Longueur du fémur	■			■		■	■		■
Longueur du tibia	■			■	■	■	■		■
Couverture acétabulaire	■								
Version pelvienne									
Pente sacrée	■			■					
Incidence pelvienne	■			■					

Tableau 1.1 : Synthèse des paramètres cliniques caractérisant les différentes pathologies du membre inférieur

1.5 Traitements médicaux et chirurgicaux

1.5.1 L'arthrose

Pour soulager l'arthrose, le traitement le plus courant reste le maintien d'une activité physique régulière légère et adaptée qui peut être accompagné d'un traitement médicamenteux (Moreland, 2003). Des infiltrations permettent au produit (corticoïdes, anti-inflammatoire, acide hyaluronique) d'être directement injectées au niveau de l'articulation. L'acide hyaluronique en particulier, est un constituant du liquide synovial qui contribue à la lubrification et à la protection du cartilage.

1.5.2 *Genu valgum* et *Genu varum*

En cas de douleur peu sévère ceux-ci sont également traités à l'aide d'anti-inflammatoires et d'infiltrations ou d'orthèses plantaires. Autrement, une ostéotomie peut être envisagée : dans le cas du *genu varus* (plus courant), en réalisant une valgisation tibiale. Ceci consiste à inciser le tibia au niveau proximal tout en laissant une partie intacte externe (Dubrana et al., 2008). L'ouverture réalisée est maintenue au moyen d'une plaque métallique.
Toujours selon le même principe, dans le cas d'un *genu valgum*, une ostéotomie fémorale distale de varisation (Sahli et al., 2015) par soustraction interne peut être aussi conduite sur la partie sus-condylienne.
Dans certains cas extrêmes, une prothèse de genou peut également être mise en place.

1.5.3 *Genu flexum* et *Genu recurvatum*

L'orthèse plantaire est une solution qui permet, en cas de *genu varum*, de relever le talon limitant l'hyper-extension du genou (et inversement pour le *genu valgum*. Pour les cas plus sévères, une orthèse de genou est envisageable permettant de contrôler la flexion (Rahul et al., 2014).

1.5.4 *Coxa vara* et *Coxa valga*

Les traitements sont essentiellement de nature chirurgicale. Ils consistent en une ostéotomie valgisante (ou varisante suivant la situation) sub-trochantérienne (Borden et al., 1966 ; El-Sobky, 2011). D'autre part si l'usure du cartilage est importante, la pose d'une prothèse partielle ou totale de hanche est la solution envisagée.

1.5.5 Le syndrome femoro-patellaire

Dans un premier temps des antalgiques et des anti-inflammatoires peuvent être prescrits ainsi que des séances de rééducation (McConnell, 2007). Dans les cas extrêmes, un recentrage de la rotule vis-à-vis de la partie distale antérieure fémorale peut être effectué sous arthroscopie (Haspl et al., 2002).

1.6 Analyse radiographique bi-dimensionnelle

De nos jours, l'analyse radiographique bi-dimensionnelle est largement pratiquée. Elle consiste à mesurer dans le plan frontal les déviations axiales du membre inférieur. La mesure est généralement réalisée au moyen d'un pangonogramme (Specogna et al., 2004) (Figure 1.7). Elle permet d'obtenir, en traçant manuellement les axes sur la radiographie, la valeur approchée de certaines longueurs ou certains angles. Il s'agit le plus souvent de l' AFM, l' ATM. Des méthodes (Ruwe et al., 1992) ont aussi été développées en utilisant deux clichés radiographiques orthogonaux pour estimer des paramètres transversaux tels que la TF ou la TT. Cependant ces dernières ne sont pas triviales et sont en pratique clinique peu utilisées. De façon plus générale il a été démontré (Lazennec et al., 2017) que les paramètres 2D extraits de ce type d'analyse comportent d'important écarts en comparaison avec la 3D.

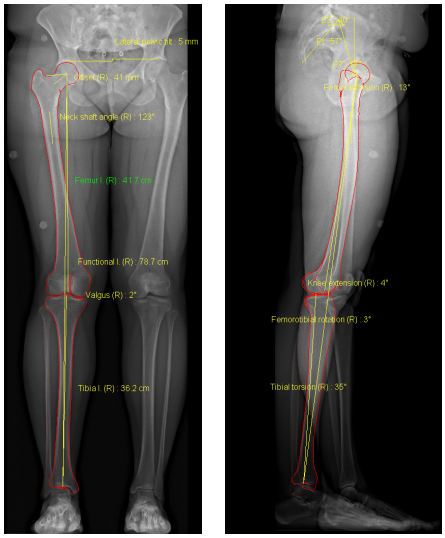


Figure 1.7 : Exemple d'un pangonogramme

1.7 Acquisition tridimensionnelle des structures osseuses

Comme il a été précédemment souligné, l'analyse des paramètres cliniques nécessite une connaissance tridimensionnelle de la structure osseuse. Actuellement, 4 différentes technologies le permettent : l'IRM, le CT scan, l'ultrason, et la radiographie bi-plane.

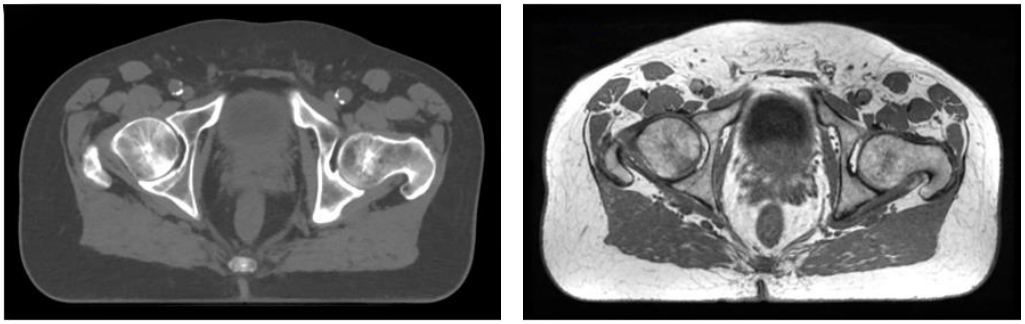
1.7.1 CT scan

Le CT scan est aujourd'hui l'un des moyens les plus utilisés pour l'analyse tridimensionnelle des structures osseuses. Il est constitué d'un émetteur de rayons X en regard d'un détecteur. Ces deux derniers tournent et se translatent simultanément autour du patient qui est en position allongée. Cette acquisition résulte en une série de coupes axiales constituant ainsi une pile d'images 2D (Figure 1.8a) et formant un volume tridimensionnel. En segmentant, c'est-à-dire, en détourant sur chacune de ces coupes les structures osseuses, la surface tridimensionnelle peut être finalement reconstituée.

1.7.2 Imagerie par résonance magnétique

L'IRM est une technologie plus récente basée sur la résonance magnétique nucléaire. Le patient est allongé dans l'appareil et l'aimant principal qui l'entoure le soumet à un champ magnétique. Les nombreux atomes d'hydrogène présents dans notre corps tournent autour d'un axe naturel : le spin ; le champ magnétique produit excite alors les protons d'hydrogène qui s'alignent tous suivant un nouvel axe. Lors de la désactivation de ce champ, la rotation des atomes est restauré vers son état naturel. Durant cette phase, une quantité d'énergie variable est libérée suivant la densité des tissus et retranscrite en nuance de gris, donnant naissance à un empilement d'images (Figure 1.8b).

Comme pour le CT, ces images permettent de reconstruire la structure osseuse en 3D par un processus de segmentation même si l'IRM est généralement réservée à l'étude des tissus mous et des organes. Des travaux (Rathnayaka et al., 2012) ont montré qu'il était possible pour des temps d'acquisition raisonnables (20 min) d'obtenir une résolution suffisante (1.2 mm) pour une précision de forme comparable au CT. Cependant, en routine clinique, en vue de l'optimisation des ressources matériel et du confort du patient, les temps d'acquisition sont minimisés et l'épaisseur de coupe se trouve généralement réduite à 5 mm. D'autre part, en plus du coût élevé de la machine, l'IRM génère des images avec artefacts en présence de prothèse et est même contre-indiquée pour certains



(a) Une coupe d'un CT scan (b) Une coupe IRM

Figure 1.8 : coupe axiale du niveau pelvien acquise par IRM et CT scan, (Bourne et al., 2018)

dispositifs médicaux actifs tels que les pacemakers ou les implants métalliques ferromagnétiques.
Dans la pratique, l'utilisation du CT est majoritairement réservé, pour le membre inférieur, à l'analyse de fractures osseuses. Il est également utile pour la planification chirurgicale lors de la pose de prothèses ou pour des ostéotomies visant à corriger les malformations chez l'enfant.

1.7.3 Echographie

Il est également envisageable d'obtenir la géométrie tridimensionnelle osseuse par échographie. Cette technologie est basée sur l'analyse d'ondes ultrasonores et permet de détecter les surfaces osseuses en analysant la vitesse de propagation de celles-ci.
L'échographie traditionnelle ne permet que de générer des images bidimensionnelles dans le plan de la sonde. Des travaux (Barratt et al., 2008) ont cependant permis de reconstruire un volume image tridimensionnel en localisant la sonde dans l'espace et d'en extraire la surface osseuse. Néanmoins les images acquises sont souvent bruitées induisant des erreurs de reconstruction assez importantes.

1.7.4 La stéréoradiographie ou radiographie biplane

Généralités

La radiographie bi-plane a pour objectif l'obtention d'une reconstruction tridimensionnelle à partir de deux clichés radiographiques acquis dans différents plans. Ces images peuvent être obtenues successivement en utilisant un unique jeu de source et de détecteur. Dans ce cas, il peut être soit demandé au patient de changer d'orientation, soit la source et le détecteur tournent eux-mêmes au-

tour du patient. Dans les deux cas, rien ne contraint le sujet à rester immobile entre les deux acquisitions. Aussi, il est préférable de les réaliser simultanément, comme dans le cas du système EOS. D'autre part, pour pouvoir effectuer des mesures tridimensionnelles, il est essentiel de connaître les paramètres de calibration de l'environnement afin d'associer les coordonnées images aux coordonnées spatiales. Si la source et le détecteur ont des positions variables après chaque acquisition, la calibration est systématiquement nécessaire. À l'inverse, dans le cas du système EOS, la source et le détecteur sont dans des positions connues tout au long du processus d'acquisition.

Le système EOS

Figure 1.9 : Principe d'acquisition du système EOS

Il fonctionne de la façon suivante (Figure 1.9) : deux sources (du côté droit et du postérieur sur l'image) se déplacent verticalement, les rayons X alors générés sont collectés par une rangée de détecteurs. Contrairement à la majorité des systèmes radiographiques, l'image n'est pas distordue suivant l'axe vertical. Pour cette raison, on qualifiera la projection de cylindrique et non sphérique. D'autre part, ce système, grâce aux avancées du Professeur Georges Charpak, permet une acquisition sept fois moins irradiante en comparaison à la radiographie conventionnelle (Deschênes et al., 2010). Il présente en outre l'avantage de pouvoir reconstruire les structures osseuses tridimensionnelles du membre inférieur (Vancura et al., 2008 ; Chaibi et al., 2012 ; Quijano et al., 2013c) en position érigée.

1.7.5 Synthèse

Au travers de la description des différentes modalités d'acquisition, il en ressort que les principaux critères qui vont guider notre choix sont : la précision

de la reconstruction 3D, le temps d'acquisition, la dose d'irradiation, le coût de l'appareil, les contre-indications liée aux dispositifs médicaux, enfin, la possibilité d'acquérir la géométrie en position érigée. Au vu de ces différents critères, la radiographie bi-plane semble la technologie la plus adaptée pour obtenir la géométrie osseuse 3D.

1.8 Conclusion intermédiaire

En plus de rappels anatomiques fondamentaux, ce chapitre a permis d'exposer les différents paramètres actuellement utilisés en routine clinique ainsi que les pathologies associées. Nous avons également pu remarquer que ces indices étaient tridimensionnels d'où la nécessité de reconstruire les structures osseuses en 3D. Pour pouvoir reconstruire ces dernières, le comparatif des différentes modalités d'acquisition fait apparaître le système EOS comme l'un des meilleurs compromis en terme d'irradiation, de temps d'acquisition avec la possibilité d'une position en charge. Le chapitre suivant sera donc dédié à l'exploration des divers outils permettant la reconstruction tridimensionnelle des structures osseuses à partir de radiographies bi-planes.

Chapitre 2

Revue de littérature

2.1 Introduction

Comme il a été montré précédemment, la reconstruction tridimensionnelle est d'un réel intérêt : dans le cas du clinicien, pour la compréhension des pathologies, dans le cas de l'ingénieur pour l'obtention de modèles géométriques personnalisés pertinents. Ces modèles peuvent être acquis selon plusieurs modalités d'imagerie comme le *computed tomography* - tomodensitométrie (CT), l'imagerie par résonance magnétique (IRM) ou la radiographie bi-plane. De manière générale, pour en extraire la forme osseuse, il est courant d'utiliser des connaissances *a priori* sur l'objet représenté sous la forme d'un objet générique. Ceci permet notamment d'automatiser les reconstructions ou d'en améliorer leur fiabilité.

Dans le cas plus particulier de la reconstruction tridimensionnelle du membre inférieur à partir de radiographies bi-planes (Figure 2.1), les méthodologies (Laporte, 2002 ; Baka et al., 2011 ; Chaibi et al., 2012 ; Quijano et al., 2013c ; Klima et al., 2016 ; Yu et al., 2016) employées à cette fin consistent à déformer un objet générique. En réalité, comme les images radiographiques ne contiennent qu'une vue projetée de la structure osseuse et donc une représentation partielle de celle-ci, il est extrêmement difficile d'estimer le modèle 3D sans connaissance *a priori*, *i.e.*, sans modèle générique.

Les méthodes décrites dans la littérature visent à déformer cet objet vis-à-vis

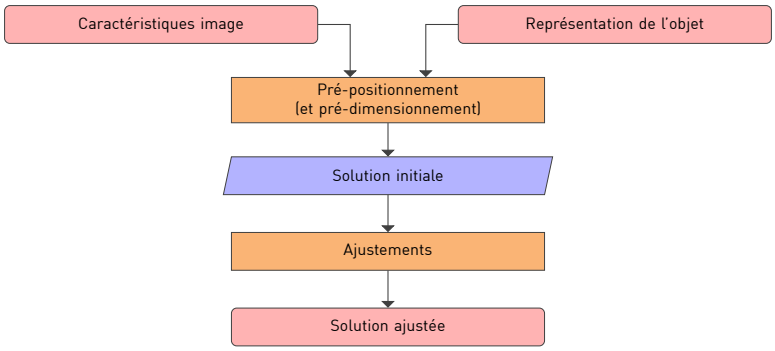


Figure 2.1 : Processus général de reconstruction

des caractéristiques images. Pour répondre à cette problématique, différentes

méthodologies, manuelles ou automatiques, ont été proposées par le biais de différentes techniques telles que la déformation de maillage ou la détection de contours image.
Nous aborderons également (section 2.4) les grandes familles d'applications cliniques qui ont été rendues possibles en partie grâce à ces méthodes de reconstruction.
Enfin, pour faciliter la lecture de ce manuscrit nous emploierons les dénominations suivantes : méthode (Laporte, 2002) (V0), méthode (Chaibi et al., 2010) (V1.1) et méthode (Quijano et al., 2013a) (V1.2).

2.2 Caractéristiques image pour la reconstruction 2D/3D

2.2.1 Introduction

Les méthodes de reconstruction 2D/3D visent toutes à déformer un objet générique afin que les projections de cet objet sur la radiographie s'approchent au mieux des caractéristiques des images. Ces caractéristiques peuvent être de plusieurs natures : points, contours, valeurs de gris, *etc*.

2.2.2 Points et contours

Stereo corresponding points - points stéréo-correspondants (SCP)

Un point stéréo-correspondant est considéré comme tel s'il est identifié simultanément sur les radiographies latérale et frontale. Pour chacune des vues, la droite épipolaire sur laquelle ce point appartient peut être déterminée. Cependant, il est très peu probable que les droites émanant de ces deux vues s'interceptent. De façon tout à fait arbitraire, on peut alors choisir ce point d'intersection comme étant le milieu du segment minimisant la distance entre les deux droites de contrainte (Marzan, 1976). En pratique, seul un nombre de points anatomiques restreint peut être identifié sur les deux vues radiographiques.

Non-stereo corresponding points - points non stéréo-correspondants (NSCP)

Supposons que nous soyons en mesure d'identifier et de sélectionner un point anatomique sur une seule des radiographies. On le qualifiera dans ce cas de NSCP. Nous pouvons alors déterminer la droite de contrainte (Veron et al., 1997) sur laquelle évolue le point. Il s'agit ici de la première évolution permettant d'obtenir davantage de précision.

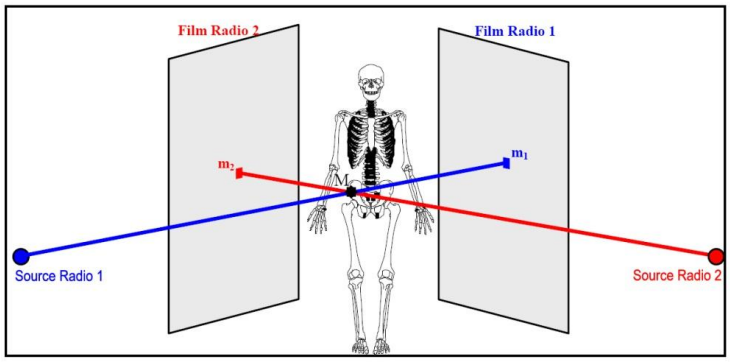


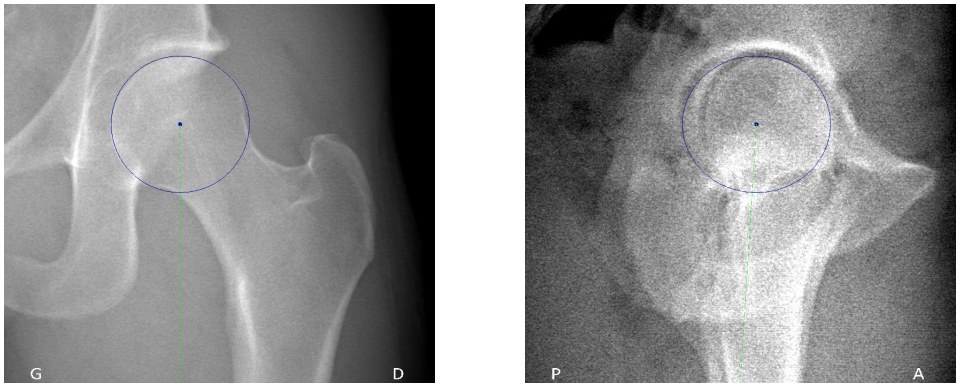
Figure 2.2 : Construction du SCP M comme l'intersection des deux droites épipolaires passant par les points m_1 et m_2 saisis, (Humbert et al., 2009)

***Non-stereo corresponding contours* - contours non stéréo-correspondants (NSCC)**

Pour capter davantage d'information sur la forme des structures osseuses, il est également possible d'étendre le concept des NSCP aux contours. De ce fait, la réunion d'un ensemble de points NSCP définira une surface réglée (Laporte et al., 2003).

Primitives géométriques

D'autres caractéristiques images composites apparaissent dans la littérature sous forme de primitives géométriques, telles que les contours rétro-projetés d'une sphère et leur barycentre associé. L'identification par l'opérateur de la tête fémorale par une sphère (Figure 2.3) a été celle choisie dans la V0 et la méthode (Chaibi et al., 2010 ; Quijano et al., 2013a) (V1) pour modéliser la tête fémorale.



(a) Vue frontale (b) Vue sagittale

Figure 2.3 : Identification de la sphère tête fémorale sur une paire de radiographies - les contours bleus correspondent à la rétro-projection de cette sphère, le point bleu au barycentre de cette sphère

2.2.3 Similarité d'image

Dans tout processus d'optimisation, il est nécessaire de définir une fonction de coût, une métrique. Dans certaines approches, cette dernière vise à décrire à travers une unique valeur quantitative la similarité entre deux images. Les plus utilisées dans les méthodes de reconstruction 2D / 3D sont le *mean square errors* - erreurs quadratiques moyennes (MSE), le *sum of absolute differences* - somme des différences absolues (SAD), le *normalized cross correlation* - corrélation croisée normalisée (NCC), la *normalized mutual information* - information mutuelle normalisée (NMI) ; elles sont détaillées en annexe (section A.I).

2.3 Méthodologies principales de reconstruction

2.3.1 Méthodes basées seulement sur la détection de contours

Principe

Ces méthodes ont comme représentation l'ensemble des coordonnées de tous les nœuds du maillage. Une forme est généralement orientée et pré-déformée à l'aide de SCP ou NSCP saisis par l'opérateur (Laporte, 2002 ; Le Bras et al., 2004 ; Mitton et al., 2006 ; Filippi et al., 2008 ; Zheng et al., 2009 ; Karade et al., 2015 ; Youn et al., 2017) ou détectés automatiquement (C. Chen et al., 2014 ; Yu et al., 2016).
Cette solution initiale est alors rétro-projetée de sorte à en extraire des contours objet C_o en vue de les comparer aux contours images C_i associés. Ces contours images peuvent alors être identifiés manuellement (Laporte, 2002 ; Le Bras et al., 2004 ; Mitton et al., 2006 ; Filippi et al., 2008 ; Karade et al., 2015) ou détectés automatiquement (Galibarov et al., 2010 ; Baka et al., 2011 ; Yu et al., 2016 ; Youn et al., 2017) en utilisant des techniques de détection d'arêtes, de contours déformables ou des méthodes basées sur de la classification.
Puis, itérativement, C_o et C_i sont appariés et le champ de déformation 2D qui en résulte est utilisé pour attribuer de nouvelles coordonnées 3D aux nœuds appartenant à C_0. Grâce à ces points, le maillage est de nouveau déformé (sous-section 3.4.2). Les étapes de rétro-projection, d'appariement et de déformation sont répétées jusqu'à ce que les contours C_o et C_i soient à une distance jugée acceptable.
Ces méthodes de déformation se scindent en deux catégories, la première repose sur des techniques de déformation de forme libre, la seconde sur des techniques de régression à partir d'une base statistique de formes.

Méthodes utilisant des techniques de *free form deformation* - déformation de forme libre (FFD)

Ces méthodes considèrent comme représentation l'ensemble des coordonnées de tous les nœuds du maillage générique. Ces techniques de FFD ne considèrent comme connaissance *a priori* que le maillage générique. Elles se distinguent suivant la méthode de déformation (sous-section 3.4.2) : *thin plate spline* - spline de plaque mince (TPS) (Gamage et al., 2009), B-spline (Filippi et al., 2008 ; Wei et al., 2009 ; Yu et al., 2016), krigeage (Laporte, 2002 ; Le Bras et al., 2004 ; Mitton et al., 2006 ; Baudoin et al., 2008) ou laplacien (Karade et al., 2015).
Quelques travaux (Tableau 2.1), utilisant de la FFD, proposent une détection automatique de ceux-ci-après avoir initialisé manuellement l'orientation du modèle osseux.
Ces techniques de FFD permettent la modélisation de formes assez variables. Cependant, la solution générée ne s'appuie que sur un seul maillage générique ; une approche utilisant une base statistique de formes devrait permettre une prédiction plus fine.

Méthodes utilisant des techniques de régression sur une base statistique de formes

La majorité de ces méthodes supposent une représentation de type *point distribution model* - modèle de distribution de points (PDM) aussi plus généralement appelée *statistical shape model* - modèle statistique de forme (SSM). Les méthodes de déformation utilisées s'apparentent à la *gaussian process regression* - régression par processus gaussien (GPR) avec utilisation d'une base de données (sous-section 3.4.2). De façon succincte, elles consistent à trouver une combinaison linéaire des objets de cette base respectant les conditions imposées sur les nœuds qui sont déplacés.

Représentation de type PDM

Dans le cas des PDM, l'objectif n'est non pas, comme dans le cas des modèle paramétrisé personnalisé simplifié (MPPS), de décomposer la forme en un ensemble de régions qui semblent corrélées mais de déterminer ces corrélations par apprentissage sur une base de données.
Considérons n_s maillages surfaciques $S_i, i = 1, ..., n_s$ tridimensionnels avec pour chacun d'entre eux n_l points anatomiques 3D. Chaque forme est représentable par un ensemble de points anatomiques correspondants $(x_k^i, y_k^i, z_k^i) \in \mathbb{R}^3, k = 1, ..., n_l$. Ici, chaque individu i est donc représenté dans un espace de

$3 \times n_l$ dimensions de la façon suivante :

$$S_i = (x_1^i, y_1^i, z_1^i, ..., x_{n_l}^i, y_{n_l}^i, z_{n_l}^i)^T | i = 1, ..., n_s \tag{2.1}$$

Ensuite, dans l'hypothèse où les maillages S_i suivent une loi multivariée normale, la moyenne μ et la matrice de variance-covariance Σ sont estimées comme suit :

$$\mu = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} S_i \qquad \Sigma = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} (S_i - \mu)(S_i - \mu)^T \tag{2.2}$$

Dans la plupart des cas, les méthodes recourant aux PDM (Tang et al., 2005 ; Lamecker et al., 2006 ; Zheng et al., 2009 ; Galibarov et al., 2010 ; Szymczak et al., 2010 ; Baka et al., 2011 ; Boussaid et al., 2011 ; C. Wang et al., 2011 ; Cerveri et al., 2017) réalisent une analyse en composantes principales (ACP) pour ne garder que les modes de déformations les plus importants (Figure 2.4). Plus spécifiquement, l'ACP est appliquée sur les S_i en diagonalisant Σ (matrice symétrique positive définie) par *singular value decomposition* - décomposition en valeurs singulières (SVD). On peut alors montrer (Lüthi et al., 2016) qu'il est possible de paramétrer une forme S' de la façon suivante :

Notation 2.3.1 — PDM.
$S' \in \mathbb{R}^n$ un vecteur colonne contenant l'ensemble des coordonnées des points,
$n_c < n_s \in \mathbb{N}$ le nombre de composantes principales,
$\alpha_i \in \mathbb{R}$ les coefficients latents (coordonnées dans l'espace des composantes principales),
les $\Phi_i \in \mathbb{R}^n$ l'ensemble des vecteurs propres de la base,
$\lambda_i \in \mathbb{R}$ les valeurs propres de la matrice de variance covariance ou encore les variances associées à chacun des vecteurs propres

Definition 2.3.1 — PDM.

$$S' = \mu + \sum_{i=1}^{n_c} \alpha_i \sqrt{\lambda_i} \Phi_i \tag{2.3}$$

De manière intuitive, les composantes principales Φ_i représentent un ensemble d'axes orthogonaux qui minimisent la variance projetée. Autrement dit, pour un problème bi-dimensionnel, il s'agit de la droite qui minimise les distances

au carré de cette dernière à chacun des points. Ces composantes principales sont, d'un point de vue mathématique, les vecteurs propres de la matrice Σ. On peut également voir cette base orthogonale Φ comme un ensemble de vecteurs de déplacements dont n'importe quelle combinaison linéaire donne une forme unique.

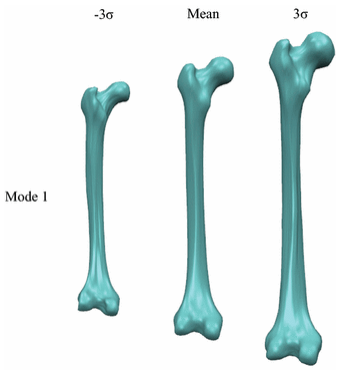


Figure 2.4 : Représentation du premier mode de variation du fémur selon (J. Wang et al., 2017)

R On appellera plus généralement SSM, un modèle représenté par un ensemble de descripteurs, n'étant pas nécessairement des points. Dans le cas de (Tang et al., 2005), le fémur est décomposé en une multitude de sphères dont les centres et les rayons sont concaténés pour former un SSM.

Contrairement aux FFD, les méthodes utilisant de la GPR avec PDM permettent une meilleure prédiction de la forme. Cependant, les formes qui sont générées restent confinées relativement à la base de données.

Avantages et limites

Les méthodes s'appuyant sur une saisie manuelle des contours sont souvent assez robustes mais aussi chronophages, spécifiquement lorsque de nombreuses informations doivent être saisies. Elles reposent toutes sur de la FFD qui permet d'ailleurs la modélisation de formes variées. La précision de ces méthodes reste variable. En effet, les évaluations sur la forme relatent des erreurs (par rapport à la référence CT) en termes de moyenne de distance points surfaces entre 0.6 et 4.3 mm et 2 *standard deviation* - écart type (SD) entre 1.6 et 2.8 mm.
A l'inverse, les méthodes basées sur la détection automatique de contours nécessitent moins de temps opérateur mais sont souvent sensibles au bruit présent sur les images. D'ailleurs, les superpositions osseuses sur les vues ra-

diologiques en profil strict rendent la segmentation souvent délicate. La détection automatique de contours, dans cette configuration, n'a d'ailleurs, à notre connaissance jamais été traitée dans la littérature.
Parmi les méthodes de détection automatique de contours, certaines ont recours à de la FFD, d'autre à de la GPR avec PDM (Tableau 2.2). La force de cette méthodologie de déformation est aussi une limite. En effet, si les statistiques permettent une meilleure prédiction de la forme, elles confinent néanmoins le modèle généré à la base d'apprentissage.
Ces méthodes avec détection automatique de contours ont par ailleurs des précisions variables ; les évaluations sur la forme (Tableau 2.1, Tableau 2.2) relatent des erreurs (par rapport à la référence CT) en termes de moyenne de distance points surfaces entre 0.9 et 3 mm et 2 SD entre 0.2 et 3.4 mm.
D'autre part, pour toutes ces méthodes, les paramètres cliniques ne sont pas systématiquement évalués.

Auteurs	Pièce anatomique						Méthodologies		Sujets	Métriques de validation		
	Fémur proximal	Fémur diaphyse	Fémur distal	Bassin	Tibia	*Patella*	Déformation	Détection contours		Moyenne	2 SD	Paramètres cliniques
Laporte, 2002				X			Krigeage	Manuelle	4	2.6 mm	2.8 mm	_
Laporte, 2002	X						Krigeage	Manuelle	8	1.0 mm	2.8 mm	_
Laporte, 2002					X		Krigeage	Manuelle	7	0.7 mm	1.8 mm	_
Laporte, 2002						X	Krigeage	Manuelle	7	0.6 mm	1.6 mm	_
Laporte et al., 2003		X	X				Krigeage	Manuelle	6	0.6 mm	1.6 mm	_
Le Bras et al., 2004	X						Krigeage	Manuelle	15	0.8 mm	2.1 mm	X
Mitton et al., 2006				X			Krigeage	Manuelle	3	4.3 mm	_	_
Filippi et al., 2008	X						B-spline	Manuelle	5	1.59 mm	_	_
Baudoin et al., 2008	X						Krigeage	Manuelle	25	0.7 mm	2.0 mm	X
Wei et al., 2009		X					B-spline	Détection d'arêtes	1	3 mm	_	_
Gamage et al., 2009	X						TPS	Détection d'arêtes	12	0.9 mm	0.2 mm	_
Galibarov et al., 2010	X						Rigide par morceau	Sobel + contour actif	32	1.44 mm	_	_
Karade et al., 2015		X					Laplacien	Manuelle	5	1.2 mm	2.8 mm	_
Yu et al., 2016	X						B-spline	Classification	10	0.9 mm	0.4 mm	_

Tableau 2.1 : Tableau de synthèse des méthodes basées sur la détection de contours pour la reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies.

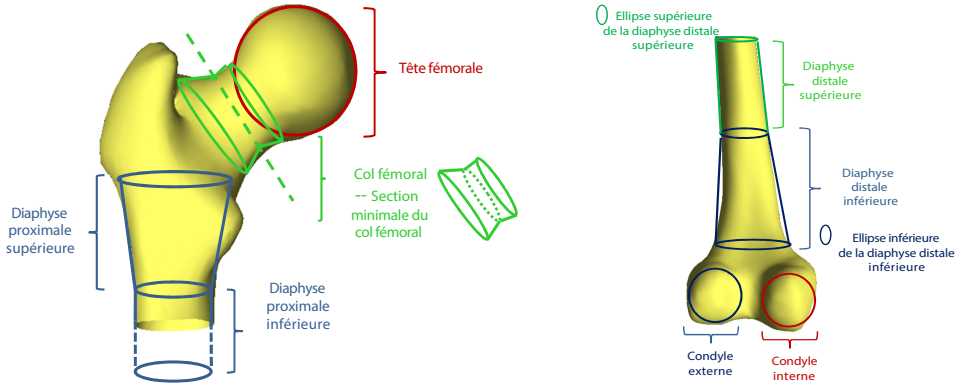
Auteurs	Pièce anatomique						Méthodologies		Sujets	Métriques de validation		
	Fémur proximal	Fémur diaphyse	Fémur distal	Bassin	Tibia	*Patella*	Déformation	Détection contours		Moyenne	2 SD	Paramètres cliniques
Lamecker et al., 2006				X			GPR avec PDM	Canny	24	2.4 mm	_	_
Zheng, 2009				X			GPR avec PDM	Manuelle	4	1.6 mm	_	_
Zheng et al., 2009	X						GPR avec PDM + TPS	Canny	22	1.0 mm	_	_
Boussaid et al., 2011	X						GPR avec PDM	Contour actif	12	1.7 mm	2.0 mm	X
C. Wang et al., 2011	X						GPR avec PDM	Classification	28	1.0 mm	1.4 mm	_
Baka et al., 2011			X				GPR avec PDM	Canny	10	1.33 mm	3.4 mm	_
Youn et al., 2017	X		X				GPR avec PDM	Canny + *graph*	12	1.93 mm	0.86 mm	_

Tableau 2.2 : Tableau de synthèse des méthodes basées sur la détection de contours automatiques et techniques de déformation s'appuyant sur des méthodes de régression statistiques pour la reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies.

2.3.2 MPPS et modèle paramétrisé personnalisé morpho-réaliste (MPPM)

Représentation basée sur les primitives géométriques

Cette représentation par primitives géométriques (Tang et al., 2005 ; Mitton et al., 2008 ; Humbert et al., 2009 ; Lagacé et al., 2012 ; Chaibi et al., 2012 ; Quijano et al., 2013a) a été largement développée à l'Institut de Biomécanique Humaine Georges Charpak pour la reconstruction tridimensionnelle par stéréoradiographie. La surface osseuse est alors partiellement décrite à l'aide de quelques points et, ou d'objets géométriques plus complexes (Figure 2.5) comme des sphères, des cylindres, des cônes, des droites, des ellipses (Chaibi et al., 2012 ; Quijano et al., 2013a). Cette représentation permet notamment la modélisation de formes très variables.



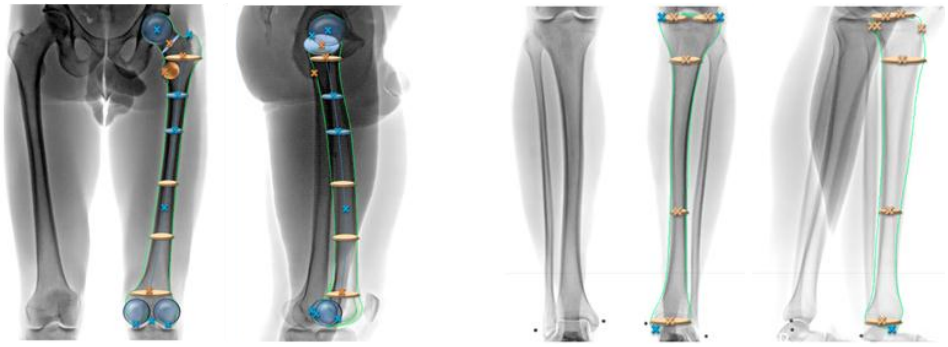
(a) Zone proximale (b) Zone distale

Figure 2.5 : Représentation par primitives géométriques du fémur selon (Chaibi et al., 2012)

Principe

Cette méthode est au cœur de la V1 et se déroule suivant une procédure systématique. Des NSCP et SCPs (section 2.2) sont numérisés par l'opérateur sur les radiographies en vue frontale et sagittale. Ces points permettent de déterminer d'une part l'orientation de l'objet puis un sous-ensemble de paramètres du modèle, alors décomposé en primitives géométriques (section 2.3.2). Partant de ces quelques paramètres attribués, des inférences statistiques, à partir d'une base de données de fémurs et de tibias, permettent ensuite de prédire le jeu complet de paramètres descripteurs conduisant à un MPPS.
Une fois l'ensemble des paramètres estimés, un modèle générique 3D est déformé et positionné en utilisant des *moving least squares* - moindres carrés mobiles (MLS) permettant également d'estimer la position des poignées de contrôle (Figure 2.6). A ce stade, on qualifiera le MPPM de solution initiale.

Dans un second temps, l'opérateur peut déplacer en temps réel les poignées



(a) Fémur (b) Tibia

Figure 2.6 : Poignées de déformation globale (Quijano et al., 2013a) - en bleu, celles calculées à partir de la numérisation initiale - en orange, celles calculées à partir d'inférences statistiques - les elliptiques et les circulaires, celles pour régler l'échelle.

de déformation, permettant de contrôler le juste alignement des contours rétro-projetés du maillage par rapport à ceux identifiés sur l'image. Ces poignées sont employées pour déformer l'objet à la fois de manière globale par le biais des MLS mais également de manière locale via le krigeage (section 3.4.2). Ce procédé a été utilisé pour bon nombre de structures osseuses afin de modéliser les vertèbres, le rachis (Humbert et al., 2009), le bassin (Vancura et al., 2008), les membres inférieurs et les membres supérieurs (Chaibi et al., 2012 ; Lebailly et al., 2012).

Problème d'orientation du fémur et désambiguïsation des condyles

Les méthodes précédentes (Chaibi et al., 2012 ; Quijano et al., 2013a) liées à la reconstruction du fémur et du tibia évoquent la problématique de la torsion fémorale et tibiale. En effet, il est difficile de différencier les condyles médial et latéral sur la vue sagittale stricte. Cette difficulté a de réels impacts sur le diagnostic clinique puisqu'elle peut entraîner des erreurs majeures dans le calcul de la torsion fémorale (TF) et la torsion tibiale (TT).

Désambiguïsation par similarité d'images

Dans le cadre du projet sterEOS, un algorithme (Serrurier et al., 2012) de détection d'inversion de condyles par similarité d'images a été proposé. Dans cette étude, l'idée est de comparer une *digital reconstructed radiograph* - radio reconstruite numériquement (DRR) générée à partir du modèle surfacique à l'image réelle en configuration inversée et non inversée des condyles. En restreignant la région d'intérêt à la partie distale du fémur et en comparant les

métriques pour les deux positions, l'orientation qui donne la similarité d'images la plus grande est considérée comme étant la meilleure.
Plusieurs métriques ont été comparées et celle s'étant révélée comme la plus efficace s'avère être la SAD. Pour valider cette étude, 55 reconstructions basées sur la méthode de (Chaibi et al., 2012) ont été réalisées par 3 experts ; un accord mutuel des opérateurs sur la distinction des condyles est considérée comme une identification effectivement vraie. Les résultats de ce procédé ont conduit à un taux de réussite de désambiguïsation de 89% pour les patients asymptomatiques et 93% pour les pathologiques.

Travaux de (Quijano et al., 2013a)

Dans le même but, (Quijano et al., 2013b) propose une méthode basée sur un critère morphologique comparant une métrique pour les condyles en configuration inversée et non inversée.

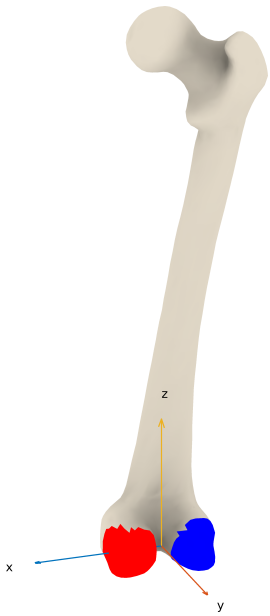


Figure 2.7 : Illustration du repère fémoral, avec z l'axe vertical, x l'axe medio-latéral et y l'axe antéropostérieur - en rouge la région condyle médial - en bleu la région condyle latéral

Definition 2.3.2 — Repère fémoral. Il est défini (Figure 2.7) par l'axe anatomique et l'axe bicondylien :

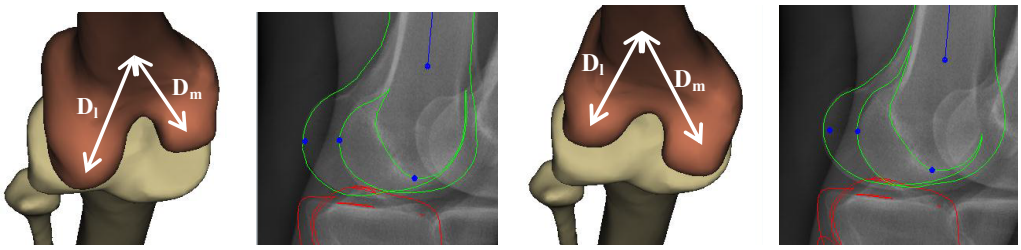
- l'axe bicondylien x_{tmp} est construit comme passant par les centres condyles
- l'origine du repère est placée au milieu de ces centres
- l'axe anatomique z est défini par le centre tête et l'origine
- l'axe x est la projection de x_{tmp} sur le plan de normale z
- $y = z \wedge x$

L'idée ici est de considérer, d'une part, la projection orthogonale du barycentre de la partie distale diaphysaire sur le plan xOy, et, d'autre part les distances de ce point à chacun des centres condyles (Figure 2.8). Le postulat, basé sur un ensemble de mesures quantitatives effectuées sur des CT est alors le suivant :

Definition 2.3.3 — Critère morphologique indiquant qu'il y a inversion.

$$\frac{D_{l_{non\ inversé}}}{D_{m_{non\ inversé}}} > \frac{D_{l_{inversé}}}{D_{m_{inversé}}}$$

avec D_l (Figure 2.8) la distance du barycentre au centre condyle latéral
avec D_m (Figure 2.8) la distance du barycentre au centre condyle médial



(a) Sans inversion des condyles distaux (b) Avec inversion des condyles distaux

Figure 2.8 : Exemple de reconstruction 3D du fémur à partir des radios biplanes - les reconstructions 3D ont été rétro-projetées sur les radios de profil, (Quijano et al., 2013b)

Les résultats de ce procédé ont conduit à un taux de réussite de désambiguïsation des condyles fémoraux de 93%, taux supérieur à celui de (Serrurier et al., 2012).

Avantages et limites

Ces méthodes (Tableau 2.3) comprenant une solution initiale et ajustement manuel sont robustes et relativement précises. En effet les évaluations sur la forme relatent des erreurs, par rapport à la référence CT, en termes de moyenne de distance points surfaces, entre 1.0 et 1.3 mm et 2 SD entre 2.4 et 3.5 mm. Elles sont par ailleurs la seule famille de méthode, à notre connaissance, implémentée en routine clinique. Elles permettent également la reconstruction à partir de vues strictement sagittales et frontales. Un autre des grands avantages de ces modèles réside dans la régionalisation de l'objet accompagnée de sa modélisation géométrique effectuée en concertation avec des experts de la zone anatomique concernée. Ces régions anatomiques permettent de définir des objets à partir desquels des paramètres cliniques peuvent être calculés.
En revanche, la force de ces méthodes est aussi leur faiblesse. Les étapes d'ajustements manuels rendent le résultat dépendant de l'opérateur. D'autre part, la vue sagittale stricte induit toujours une certaine difficulté à distinguer les condyles médiaux des latéraux et ce, malgré les efforts qui ont été faits pour tenter d'y remédier.

Auteurs	Pièce anatomique						Sujets	Métriques de validation		
	Fémur proximal	Fémur diaphyse	Fémur distal	Bassin	Tibia	*Patella*		Moyenne	2 SD	Paramètres cliniques
Vancura et al., 2008				X			_	_	_	X
Chaibi et al., 2012	X	X	X				11	1.0 mm	2.4 mm	X
Chaibi et al., 2012					X		_	_	_	X
Quijano et al., 2013a	X	X	X				9	1.3 mm	3.5 mm	X
Quijano et al., 2013a					X		9	1.3 mm	3.2 mm	X

Tableau 2.3 : Tableau de synthèse des méthodes de type MPPS pour la reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies bi-planes.

2.3.3 Reconstruction par génération de DRR et optimisation

Cette méthodologie repose systématiquement sur une représentation de type PDM ou *point and intensity distribution model* (PIDM) plus communémennt appelés *statistical shape and intensity model* - modèle de forme et d'intensité (SSIM).

Représentation de type PIDM

Les PIDM sont décrits dans la littérature (Whitmarsh, 2012 ; Ehlke et al., 2013 ; Väänänen et al., 2015 ; Klima et al., 2016 ; Yu et al., 2016 ; Akkoul et al., 2017) comme des modèles tétraédriques volumiques. Ils encodent, au moyen de polynômes de Bernstein (Sadowsky et al., 2007) des informations sur la den-

sité de l'os en chaque point du volume. En pratique, de façon similaire à (Équation 2.1), chaque individu est représenté par les coordonnées de chaque nœud du maillage, seulement, les coefficients des polynômes de Bernstein sont également concaténés. Comme pour les PDM, une ACP est généralement appliquée.

Principe

Pour faciliter l'initialisation, les opérateurs peuvent avoir à saisir un masque (Whitmarsh et al., 2013) pour délimiter la région d'intérêt. Dans tous les cas cependant, (Whitmarsh et al., 2013 ; Ehlke et al., 2013 ; Väänänen et al., 2015 ; Klima et al., 2016) le modèle est initialisé comme la moyenne μ (Équation 2.2). S'ensuit alors le processus d'optimisation (Figure 2.9) consistant dans un premier temps à générer une DRR puis de la comparer au moyen d'une métrique (sous-section 2.2.3).

Par la suite les paramètres du modèle sont automatiquement mis à jour grâce

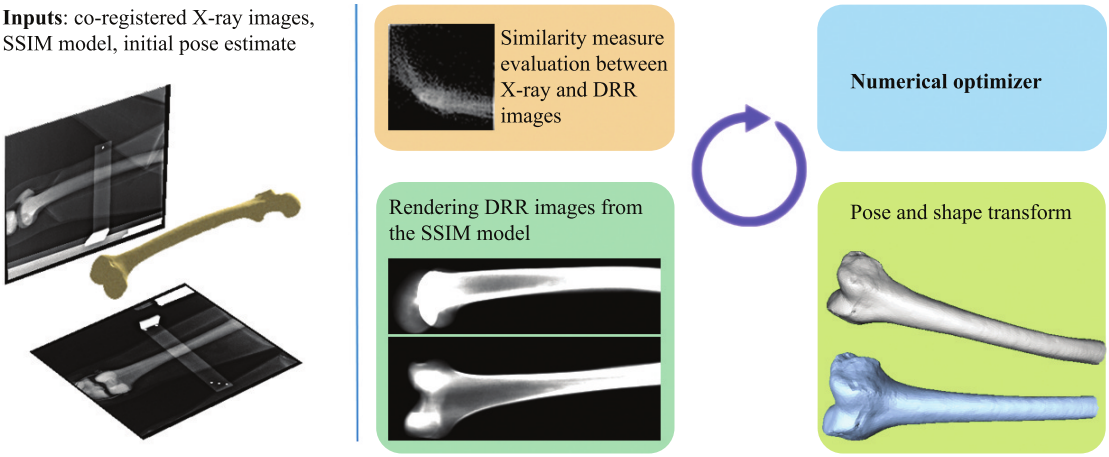


Figure 2.9 : Processus de reconstruction selon (Klima et al., 2016)

à un optimiseur numérique de type génétique (Väänänen et al., 2015) ou basé sur le calcul différentiel comme le Levenberg Marquardt (Ehlke, 2012 ; Klima et al., 2016).

Avantages et limites

Cette famille de méthodes (Tableau 2.4) est plus récente que les précédentes puisqu'elle nécessite une puissance de calcul seulement atteignable depuis peu. Elle présente en outre l'avantage d'être quasiment voir entièrement automatique. De plus, les évaluations sur la forme relatent des erreurs, par rapport à la référence CT, en termes de moyenne de distance points surfaces, entre 0.8 et 2.2 mm et 2 SD entre 1.35 et 2.9 mm.

En revanche, le problème résolu étant extrêmement non linéaire, il est de coutume de ne prendre en compte que les 5, 10 premières composantes principales. Ce nombre réduit de paramètres peut, de ce fait, grandement impacter la précision de la reconstruction, en particulier si la cible se trouve hors de la base de données. D'autre part, dans le cas d'une optimisation numérique requérant le gradient, ce dernier ne peut pas être calculé analytiquement mais seulement approché par différenciation centrale. Ceci implique en pratique, pour chaque paramètre, la génération de 2 DRR. La restriction du nombre de paramètres est donc nécessaire afin d'obtenir une reconstruction en des temps raisonnables.
Ces méthodes n'ont également jamais été évaluées sur des radiographies comprenant des superpositions de structures osseuses. En réalité même, les évaluations sont toujours effectuées à partir de DRR. Ainsi, si la similarité d'image est pertinente pour comparer deux images de même modalité (deux DRR), rien n'est moins sûr concernant une DRR et une radiographie réelle. Enfin, aucune de ces méthodes n'a réalisé une évaluation sur des paramètres cliniques.

Auteurs	Pièce anatomique						Sujets	Métriques de validation		
	Fémur proximal	Fémur diaphyse	Fémur distal	Bassin	Tibia	*Patella*		Moyenne	2 SD	Paramètres cliniques
Tang et al., 2005	X		X				20	2.2 mm	1.6 mm	_
Mahfouz et al., 2006	X	X	X				1	0.1 mm		_
Whitmarsh, 2012	X						30	1.9 mm	2.9 mm	_
Ehlke et al., 2013				X			_	_	_	_
Väänänen et al., 2015	X						11	1.07 mm		_
Klima et al., 2016	X	X	X				22	1.02 mm	1.35 mm	_
Akkoul et al., 2017	X						10	0.8 mm	2.74 mm	_

Tableau 2.4 : Tableau de synthèse des méthodes basées sur la génération de DRR et l'optimisation pour la reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies.

2.3.4 Synthèse

La première catégorie de méthodes est difficilement utilisable en routine clinique puisque les temps de saisie de contours sont souvent longs. D'ailleurs, à notre connaissance, la seule à ce jour à être implémentée en clinique est celle de type MPPS/MPPM. Cependant, ces méthodes restent ,de par leur nature, dépendantes de l'opérateur. D'autre part, la reconstruction par génération de DRR semble être une approche prometteuse mais n'a jamais été évaluée à notre connaissance sur des donnés réelles et est intrinsèquement dépendante d'une base de données. Finalement, les méthodes basées sur la détection de contours automatique sont numériquement moins lourdes, offrent davantage

de flexibilité et ont pu se montrer relativement précises. Parmi ces dernières, on en distingue deux sous-catégories, celles utilisant de la FFD et celles ayant recours à des *point distribution model* - modèle de distribution de points (PDM). Rien pourtant n'empêcherait de les combiner successivement. Cela permettait de bénéficier de l'apport statistique des PDM tout en s'en affranchissant des limites associées grâce à la FFD.

2.4 Applications des méthodes de reconstruction à la clinique

2.4.1 Introduction

Les méthodes de reconstruction de membre inférieur (V1) et du bassin (Vancura et al., 2008) ont eu de nombreuses applications à la clinique jusqu'alors. Parmi celles-ci, on compte un certain nombre d'études qui se sont intéressées à l'évaluation de ces méthodes. D'autres ont permis de déterminer des liens, des corrélations statistiques entres des pathologies et des paramètres cliniques. D'autres encore ont étudié les mécanismes de compensation ou ont trait à la planification chirurgicale dans le cadre des prothèses.

2.4.2 Évaluation des méthodes précédentes

On compte un certain nombre de publications visant à évaluer les méthodes de reconstruction. C'est le cas de (Escott et al., 2013) estimant les erreurs moyennes absolues à 2.6 mm sur la longueur fémorale. De même, (Folinais et al., 2013) compare les mesures de torsion par rapport à la méthode clinique traditionnelle sur CT et en déduit un *intraclass correlation coefficient* - coefficient de corrélation intra-classe (ICC) de 0.93 pour la TF et 0.86 pour la TT. De même, (Rampal et al., 2018) a montré, chez l'enfant, un ICC pour les paramètres de longueur compris entre 0.94 et 1.00 avec deux SD de reproductibilité allant de 2.1 à 3.5 mm. Pour les paramètres angulaires, l'ICC et les 2 SD de reproductibilité sont respectivement de 0.60-0.95 et de 0.9°-4.6°. Toujours chez l'enfant, (Gaumétou et al., 2014) a observé un ICC en termes de reproductibilité inter-opérateur de 0.84 pour la TF et de 0.82 pour la TT.

2.4.3 Études statistiques et bases de données normatives

Les reconstructions 3D du membre inférieur font également l'objet d'études statistiques mettant en exergue les liens entre la croissance osseuse et l'âge (Schlégl et al., 2017) ou encore les relations entre le pied plat et les torsions fémorales et tibiales (Cebulski-Delebarre et al., 2016). Ce peut être aussi pour

déterminer l'influence de l'indice de masse corporelle (IMC) et le sexe sur la forme des extimités du fémur et du tibia (Elkins et al., 2018).

2.4.4 Mécanismes de compensation

D'autres travaux sont relatifs à l'étude des mécanismes de compensation. Certaines étudient l'impact des paramètres cliniques du membre inférieur dans l'étude de la scoliose (Márkus et al., 2018 ; Sekiya et al., 2018). D'autres ont analysé (Ferrero et al., 2016) la translation du bassin pour le maintien de la ligne gravitationnelle, suite à des modifications de la courbe rachidienne.

2.4.5 Prothèses et planification chirurgicale

D'autres encore, tentent de comprendre les implications de la géométrie osseuse dans la pose de prothèse totale de genou ou de hanche. Par exemple, (Flecher et al., 2016 ; Lazennec et al., 2018) montrent comment les paramètres de longueur sont des marqueurs du rétablissement du patient suite à une arthroplastie de la hanche.

2.5 Conclusion intermédiaire

Afin d'initialiser le modèle osseux, les méthodes vues précédemment utilisent des caractéristiques images, sont souvent saisies manuellement. Grâce à ces informations, un modèle générique est déformé et, ou orienté. La représentation de cet objet diffère suivant les méthodes. Celles par primitives géométriques ont souvent un sens clinique plus fort, celles basées sur les PDM ou PIDM semblent plus souvent utilisées dans les méthodes de reconstruction du membre inférieur (Tableau 2.2, Tableau 2.4).
La solution initiale, alors obtenue, n'est parfois pas suffisante pour obtenir une forme ou des paramètres cliniques suffisamment précis, qui puissent être exploités par l'ingénieur ou le clinicien. Pour cette raison, la plupart des méthodes de reconstruction font suivre un processus d'ajustement. C'est notamment le cas des méthodes basées sur la génération de DRR. Cependant, elles demeurent extrêmement non linéaires, restent peu contrôlables (optimisation avec une métrique globale) et se doivent de restreindre le nombre de paramètres de leur modèle, limitant ainsi la précision.
Les MPPM, seules méthodes utilisées en environnement clinique, à l'inverse, utilisent un ajustement manuel. Celui-ci les rend souvent plus robustes mais également plus dépendantes de l'opérateur notamment à cause de l'ambiguïté

évoquée sur l'identification des condyles.
Les processus basés sur une détection de contours manuelle, sont plus populaires (Tableau 2.1) et sont également précis mais nécessitent un temps opérateur considérable. Les méthodes utilisant la détection de contours automatisée (Tableau 2.1, Tableau 2.2), sont relativement intelligibles, permettent des optimisations locales et semblent propices à l'automatisation. Néanmoins, la segmentation automatisée en vue sagittale stricte n'a jamais été traitée dans la littérature.
Par ailleurs, ces méthodes ont parfois recours à des techniques de déformation de maillage pouvant être catégorisées en deux sortes : celles de type FFD n'utilisant que le maillage générique comme connaissance *a priori*, et les autres s'appuyant sur une base statistique d'objets (PDM). Une combinaison de ces deux techniques permettrait donc d'utiliser un maximum de connaissance *a priori* tout en s'en affranchissant pour la modélisation d'os pathologiques.
D'autre part, il apparaît ici (Tableau 2.1, Tableau 2.2, Tableau 2.3, Tableau 2.4) que de nombreuses études portent sur le fémur proximal, moins traitent de la partie distale et peu du tibia, du bassin ou de la *patella*. De plus, nombre d'entre elles n'ont pas évalué les erreurs sur les paramètres cliniques d'intérêt. Ensuite, la majeure partie des travaux n'évalue pas leurs méthodes sur des sujets pathologiques qui demeurent néanmoins les principales cibles en clinique.
A ce stade, il nous paraît capital de comprendre les difficultés et les axes d'amélioration de la V1. Cela permettra de mettre en place une approche visant à obtenir une saisie fiable donnant lieu à la solution initiale robuste suivie d'un ajustement entièrement automatisé.

Chapitre 3

Prise en main des méthodes existantes

3.1 Introduction

Pour comprendre et définir les axes de priorité, il est essentiel de voir dans la pratique quelles sont les forces et les limites de la V1.
Pour cette raison, une analyse approfondie mettra en lumière les ambiguïtés de la V1 autour du fémur et du tibia.
Nous avons également vu dans la revue de littérature que le fémur et le tibia sont plus étudiés comparativement à l'anneau pelvien. Pour cette raison, nous présenterons dans une seconde partie un exemple d'application clinique au travers d'une étude pseudo-cinématique du bassin. Celle-ci ne pourra être mise en place que grâce à l'utilisation de ces méthodes de reconstruction 3D par radiographies bi-planes. Cette analyse cinématique mettra donc en avant la nécessité de ces méthodes mais aussi l'importance de leur automatisation. Par ailleurs, une analyse préliminaire permettra premièrement de vérifier la qualification de l'opérateur vis-à vis des méthodes de reconstruction. D'autre part, elle permettra, pour la première fois d'évaluer la méthode précédente (Vancura et al., 2008) dans des conditions réelles, *i.e* en comparant des reconstructions générées à partir de radiographies *in-vivo* avec leur CT correspondant.
Enfin, nous présenterons les différents outils qui seront employés dans le chapitre suivant tant pour la déformation de maillage, pour la détection de contours, que pour l'évaluation des méthodes de reconstruction.

3.2 Analyse approfondie de l'existant

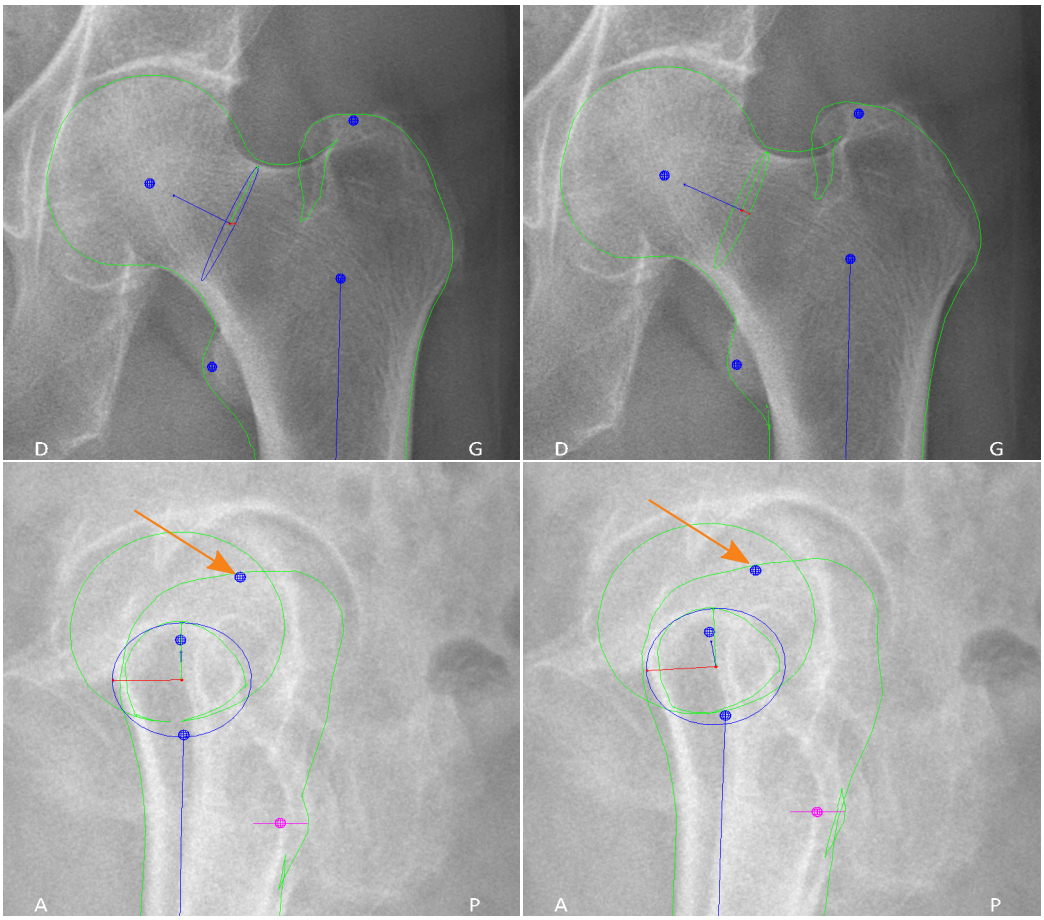
3.2.1 Introduction

Nous avons vu dans le chapitre précédent que la V1, suite à l'instanciation d'une solution initiale, requiert un ajustement manuel. Il a été établi que cette phase d'ajustement est dépendante de l'opérateur. Cette section mettra donc en relief des points d'ambiguïté concrets (superposition des structures ou choix multiples) dans la reconstruction du fémur et du tibia ainsi que leurs répercussions sur les paramètres cliniques. Enfin, la dernière section aura pour objectif d'évaluer en termes de justesse la reconstruction du bassin (Vancura et al.,

2008) effectuée sur des radiographies réelles (par opposition aux DRR).

3.2.2 Ambiguïtés de la V1 pour la reconstruction du fémur

Le contrôle de l'ajustement de la forme est effectué grâce à des poignées de contrôle utilisant des MLS. Le nombre de ces poignées étant limité, l'opérateur doit faire des choix favorisant l'ajustement d'une zone anatomique au détriment d'une autre (Figure 3.1). Une option serait de rajouter des points de contrôle mais l'étape d'ajustement manuelle s'en trouverait rallongée. Par ailleurs, dans le cadre de zones peu visibles comportant des superpositions de structures osseuses, l'opérateur est soumis à certains choix qui conditionneront la qualité de la reconstruction et par conséquent la précision des paramètres cliniques et le diagnostique qui en découle.



(a) Solution 1 (b) Solution 2

Figure 3.1 : Exemple de reconstructions du même fémur à partir de la V1 après ajustements manuels - en vert la rétroprojection de la solution - les sphères bleues correspondent aux poignées de contrôle - les différences sont indiquées par les flèches oranges

Dans le cas ci-contre (Figure 3.1), les deux reconstructions semblent à première vue identique. Pourtant, le point supérieur grand trochanter sur la vue sagittale a subi de légères modifications. Celui-ci, dans le cas de la solution 2 relativement à la solution 1, a été déplacé plus antérieurement et un facteur d'échelle supérieur a été appliqué en cette même poignée de contrôle. L'image, en cette zone est difficilement intelligible, du fait des superpositions, et il est légitime d'opter pour la première comme pour la deuxième solution. Cependant, la position donnée à ce point impacte grandement l'orientation axiale du col. Ainsi les paramètres liés au col peuvent s'en trouver modifiés sensiblement. Dans ce cas précis, si l'angle *hip-knee-shaft* (HKS), l'angle fémoral mécanique (AFM) et la longueur fémorale ne sont que très peu affectés, on observe (Tableau 3.1) une variation de la TF de l'ordre de 2° et de 3° pour l'angle cervico-diaphysaire (ACD).

Paramètres	Solution 1	Solution 2
AFM (°)	89.1	89.8
HKS (°)	7.7	7.4
TF (°)	5.6	7.5
ACD (°)	116.3	112.9
Longueur (mm)	356.3	356.1

Tableau 3.1 : Paramètres cliniques d'intérêts fémoraux pour la solution 1 (Figure 3.1a) et la solution 2 (Figure 3.1b)

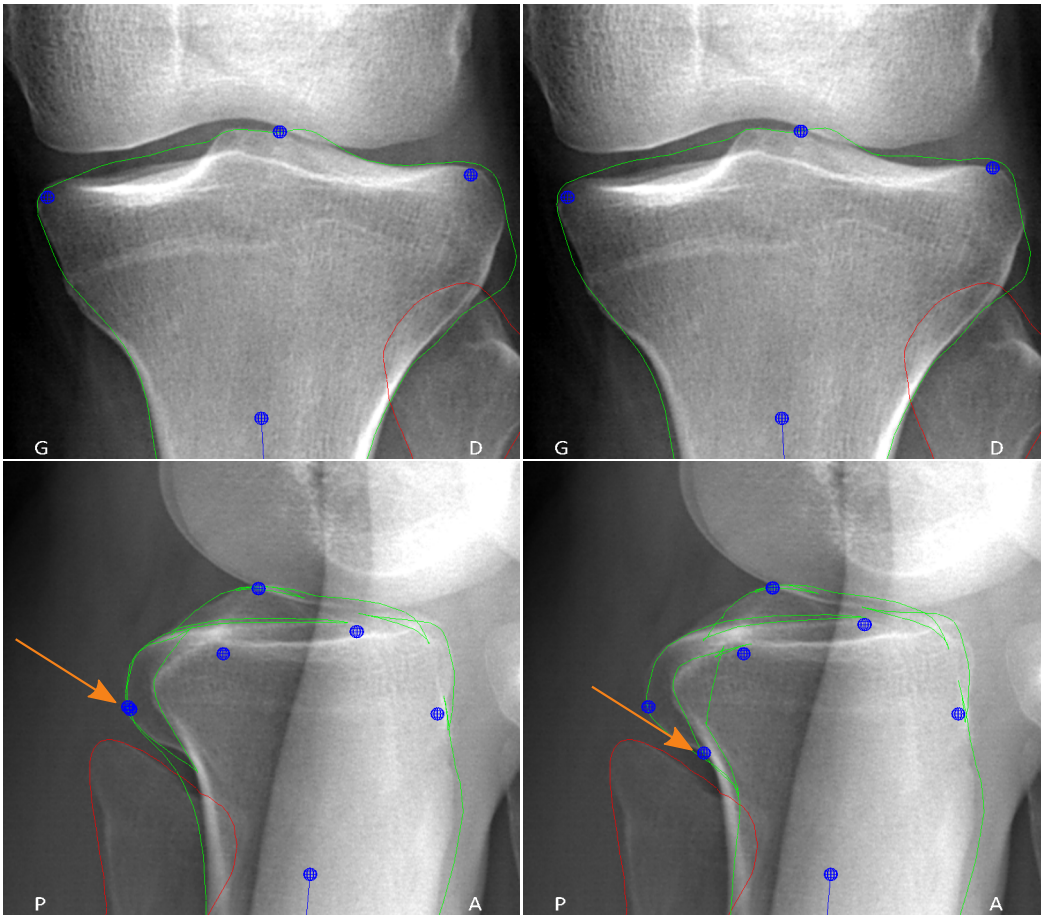
3.2.3 Ambiguïtés de la V1 pour la reconstruction du tibia

Dans le cas du tibia, les erreurs dans l'ajustement des condyles tibiaux sont courantes. Si l'on omet le fait que les condyles médial et latéral puissent se retrouver inversés, il n'est pas rare d'observer des reconstructions de la sorte (Figure 3.2). Dans la solution 1, en vue sagittale, les deux condyles sont superposés. Dans le cas de la deuxième solution, l'opérateur a choisi d'ajuster l'un des condyles avec la deuxième crête franche apparaissant dans la zone postérieure distale.

En réalité, la solution 1 est plus proche de la réalité car les deux crêtes les plus contrastées sont toujours apparentées au condyle le plus postérieur dans le plan de l'image et à la zone inter-condylienne. En effet, la zone d'os cortical traversée dans le condyle (le plus antérieur dans le plan de l'image) est faible et ne génère souvent qu'un contour image à peine visible.

Cette erreur a des impacts sur les paramètres cliniques, le Tableau 3.2 nous indique d'ailleurs une différence de 8° en termes de TT entre la solution 1 et 2. Si l'expert peut considérer cette erreur comme grossière, le novice peut aisé-

ment se laisser berner. Il est donc essentiel de rendre plus robuste ces reconstructions vis-à-vis de ces pièges.



(a) Solution 1 (b) Solution 2

Figure 3.2 : Exemple de reconstructions du même tibia à partir de la V1 après ajustements manuels - en vert la rétroprojection de la solution - les sphères bleues correspondent aux poignées de contrôle - les différences sont indiquées par les flèches oranges

Paramètres	Solution 1	Solution 2
angle tibia mécanique (ATM) (°)	86.0	84.5
TT (°)	29.5	21.9
Longueur (mm)	335.6	335.6

Tableau 3.2 : Paramètres cliniques d'intérêts tibiaux pour la solution 1 (Figure 3.2a) et la solution 2 (Figure 3.2b)

Si les reconstructions 3D à partir de radiographies bi-planes sont largement utilisées pour le fémur et tibia, peu d'études se consacrent au bassin. Nous présenterons donc dans la section suivante une analyse pseudo-cinématique de l'anneau pelvien entre les positions assise et debout.

3.3 Étude cinématique du bassin entre les positions assise et debout

Il est d'usage courant de considérer la cinématique du bassin, entre les positions assise et debout, comme une rotation parfaite (Begon et al., 2007) autour des têtes fémorales. Cependant, des mouvements anormaux peuvent apparaître chez les patients symptomatiques. En utilisant la reconstruction du bassin (Vancura et al., 2008), l'objectif de cette étude est de réaliser une analyse quantitative de la cinématique du bassin entre les positions assise et debout.
Au préalable nous avons réalisé pour la première fois une évaluation préliminaire comparant les reconstructions des méthodes précédentes (Vancura et al., 2008) à partir de radios *in-vivo* au CT. Cette analyse permettra de renforcer la pertinence des résultats de l'étude pseudo-cinématique.

3.3.1 Évaluation préliminaire des méthodes précédentes sur le bassin

Matériel et méthodes

Base de données

Pour évaluer la reconstruction du bassin (Vancura et al., 2008 ; Ghostine et al., 2017), 13 bassins (6 hommes, 7 femmes, âge moyen de 51 ans) ont été reconstruits à partir d'images radiographiques EOS réelles. Les CT associés ont été segmentés et recalés conformément à la méthode décrite (sous-section 3.4.4).

Méthodes d'évaluation

En plus de ces étapes, un recalage manuel a permis de positionner en rotation et translation chacun des bassins, de sorte à faire correspondre les contours rétro-projetés de la segmentation CT avec les contours images. La transformation est initialisée en trouvant celle (par *procruste*) qui minimise la distance entre la segmentation recalée et la reconstruction. De cette manière, la précision de la forme sera établie par comparaison entre la reconstruction EOS et la segmentation recalée par transformation rigide sur les radios. Les erreurs sur les paramètres cliniques pourront êtres estimés de la même façon.

Modification du calcul des paramètres d'incidence et de pente sacrée

Dans les travaux précédents (Mitton et al., 2006 ; Vancura et al., 2008), le calcul des paramètres d'incidence et de pente sacrée est basé sur un plan aux moindres carrés du plateau sacré. Néanmoins, nous avons remarqué que ce plan pouvait être instable si le plateau est en forme de selle. Pour remédier à cette situation, nous procédons de la manière suivante (Figure 3.3) :

— Approximation de la bordure de la région plateau par une spline.

— Échantillonnage régulier de la spline et approximation par un plan aux moindres carrés.
— Projection des points échantillonnés sur ce plan.
— Approximation des points projetés par une ellipse.
— Échantillonnage régulier du petit axe de l'ellipse.
— Projection de ces points sur la surface de la région plateau.
— Approximation des points projetés par une droite aux moindres carrés.
— Calcul de la pente sacrée comme l'angle entre cette droite et le plan horizontal
— Calcul de l'incidence comme la somme de la version pelvienne (calculée comme dans les travaux antérieurs) et de la pente sacrée obtenue précédemment.

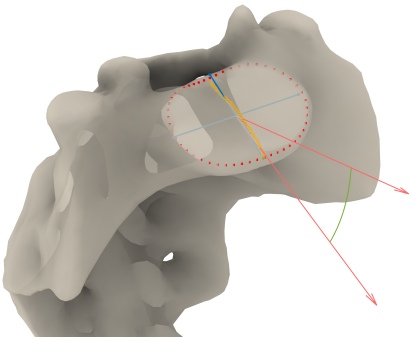


Figure 3.3 : Calcul de la pente sacrée - les carrés rouges représentent la projection des points échantillonnés de la spline - en bleu les axes de l'ellipse - en orange les points projetés du petit axe de l'ellipse - les flèches rouges correspondent à la droite aux moindres carrés et l'axe horizontale - l'arc vert représente la pente sacrée.

Résultats

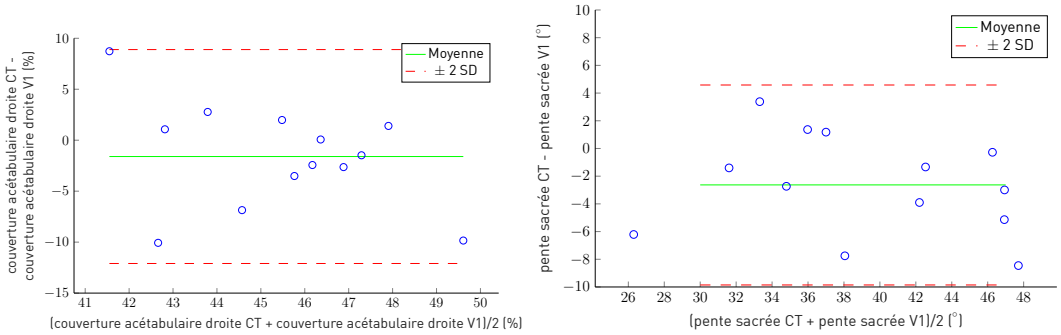
On observe une moyenne en termes de distance points surface sur l'ensemble du bassin de 2.4 mm et un écart type moyen de 1.8 mm. Les graphiques

Paramètres	Moyenne	2 SD
Pente sacrée (°)	-2.6	7.2
Version pelvienne (°)	-0.4	3.6
Incidence pelvienne (°)	-3.0	5.4
Couverture acétabulaire droite (%)	-1.6	10.4
Couverture acétabulaire gauche (%)	-1.3	9.4

Tableau 3.3 : Erreurs des paramètres cliniques pelviens d'intérêts entre les reconstructions EOS et CT

de Bland-Altman ont également été établis pour tous les paramètres du Tableau 3.3, seul un sous-ensemble de paramètres (Figure 3.4a, Figure 3.4b) est

présentée dans cette section, les graphiques complémentaires sont reportés en annexe (section B.II).



(a) Erreurs de couverture acétabulaire (côté droit)

(b) Erreurs de pente sacrée

Figure 3.4 : Graphique de Bland-Altman - en trait vert plein, la moyenne - en trait rouge pointillé, les ± 2 SD

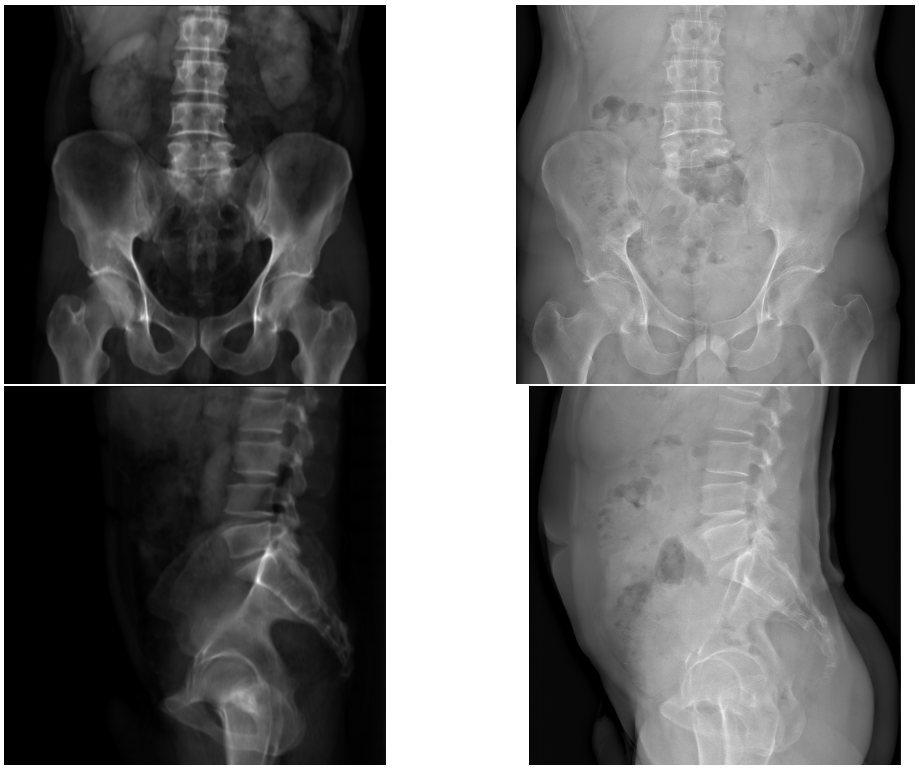
Discussion

Des résultats non publiés suite à l'étude (Ghostine et al., 2017), indiquent, par rapport aux travaux actuels, des erreurs moyennes inférieures (1.8 mm) et 1 SD supérieur (2.3 mm) sur l'ensemble du bassin suivant la méthodologie d'évaluation décrite section 3.4.4. Les écarts qui y sont indiqués (pente sacrée, 0.1°, version pelvienne, 0.5°, incidence pelvienne -0.1°, couverture acétabulaire, 1.0%) sont du même ordre de grandeur que ceux trouvés (Tableau 3.3) contrairement aux intervalles de confiance (pente sacrée, 5.0°, version pelvienne, 1.6°, incidence pelvienne 5.4°, couverture acétabulaire, 3.8%) qui sont inférieurs.
Les différences, outre les performances des différents opérateurs peuvent provenir des modalités d'images. En effet, (Ghostine et al., 2017) évalue les reconstructions sur des DRR (Figure 3.5a) et non sur des radiographies réelles (Figure 3.5b). Les images (Figure 3.5) montrent des différences significatives entre les deux modalités. Ces différences s'expliquent notamment puisque le parti a été pris pour la génération des DRR de filtrer les tissus mous (Figure 3.5a), renforçant alors les contrastes osseux.

3.3.2 Matériel et méthodes

Population

Dans cette étude, une base de données de 90 patients a été constituée dont 30 (9 hommes, 21 femmes, 34.7±11.6 ans) asymptomatiques, 30 (14 hommes,



(a) DRR (b) radiographies EOS

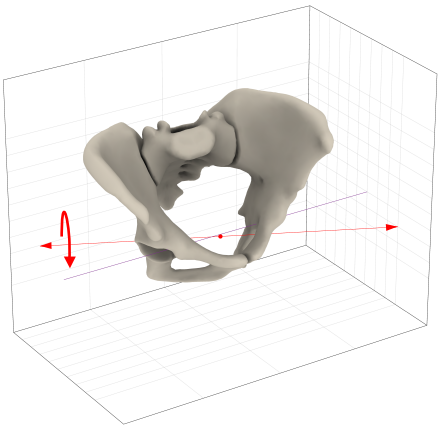
Figure 3.5 : Comparaison de DRR et de radiographies réelles EOS pour un même patient

16 femmes, 62.3±10.4 ans) comportant des symptômes pelviens (coxarthrose pour la plupart) et 30 (10 hommes, 20 femmes, 59.8±16.6 ans) ayant des problèmes rachidiens lombaires (généralement scoliose).

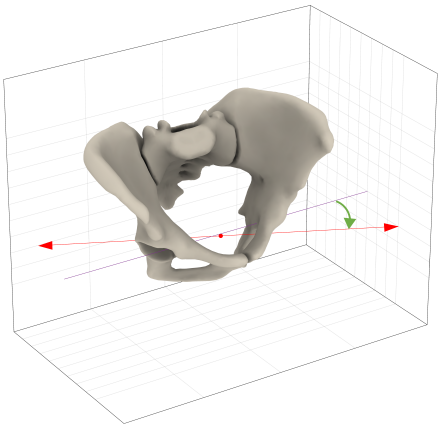
Méthode

Pour chacun de ces patients, une reconstruction (Vancura et al., 2008) du bassin a été réalisée par un expert en position assise et debout. Puis, à partir des barycentres des régions délimitant les régions acétabulaires, un axe inter-cotyle a pu être tracé. Pour les deux positions, les bassins ont été orientés dans le plan axial de sorte à faire paraître l'axe inter-cotyle dans le plan frontal. Cette opération a pour objectif d'éliminer la composante rotationnelle axiale qui n'est pas étudiée ici. Les bassins sont ensuite translatés de sorte à mettre en correspondance le milieu du segment inter-cotyle.
Une fois bien positionnés, l'axe hélicoïdal fini, représentant l'axe principal de rotation est déterminé (Bottema et al., 1980) à partir de la transformation calculée par *procruste* liant les deux positions.
A partir de ces deux axes, trois paramètres sont calculés. Le premier corres-

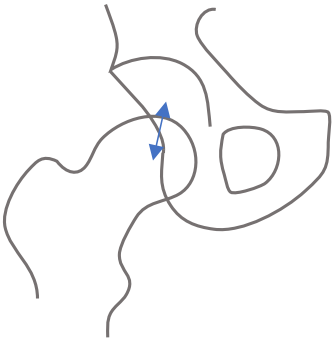
pond à la rotation autour de l'axe hélicoïdal (Figure 3.6a). Le second est l'angle entre l'axe hélicoïdal et l'axe inter-cotyles (Figure 3.6b). Le dernier est défini comme la variation d'excentricité (distance du centre cotyle au centre tête fémorale) entre les deux positions (Figure 3.6c).



(a) Rotation autour de l'axe hélicoïdal



(b) Angle d'orientation hélicoïdal



(c) Variation d'excentricité

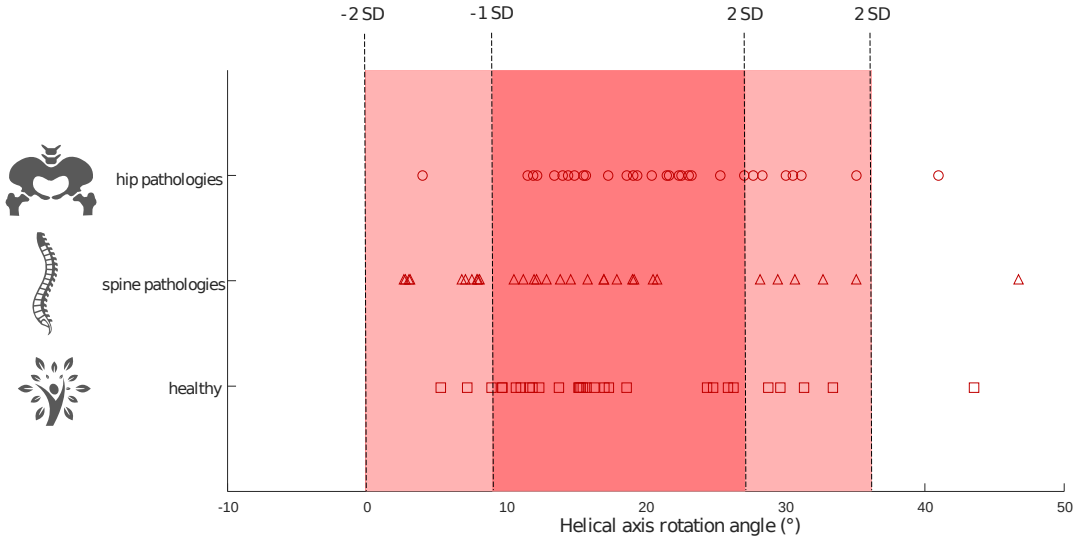
Figure 3.6 : Représentation des trois paramètres décrivant le mouvement assis/debout - la ligne violette, axe inter-cotyles - la double flèche rouge, l'axe hélicoïdal

Pour interpréter ces paramètres au travers des trois populations, les corridors de normalité sont calculés pour chaque paramètre de la population saine et les individus symptomatiques sont superposés sur le même graphique. Cette représentation vise à mettre en lumière les paramètres qui permettent de distinguer les sujets pathologiques des sains. Également, des *t-tests* (test non apparié de Student, $\alpha = 0.05$) sont réalisés pour déterminer les paramètres qui font apparaître les paires de populations comme statistiquement significativement différentes.

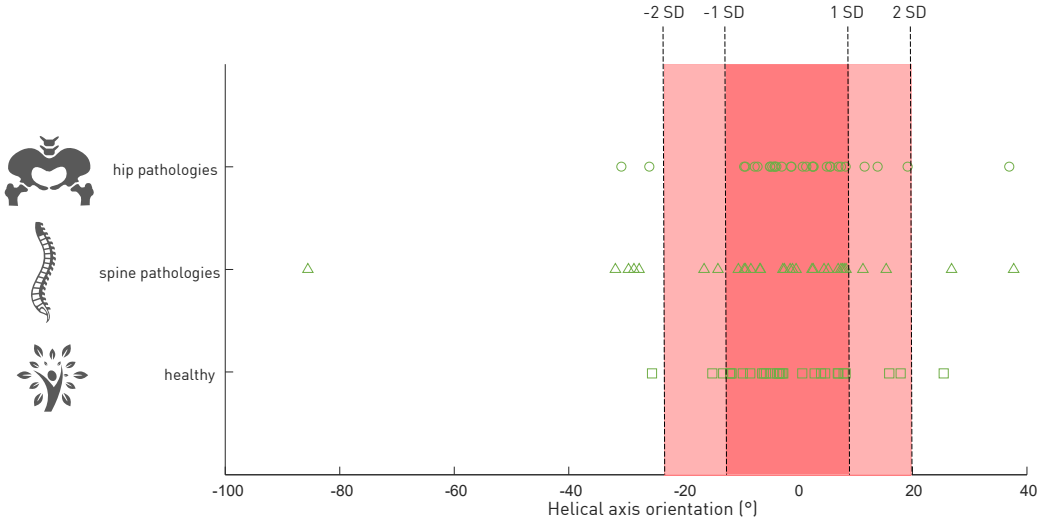
Résultats

Après un test de Shapiro-Wilk confirmant la normalité des échantillons, le *t-test* révèle que pour l'angle de rotation hélicoïdal, les pathologies hanche et rachis sont significativement différents ($p = 0.039$). Concernant la variation d'excentricité, les différences significatives ont lieu entre les pathologies hanche et des asymptomatiques ($p = 0.0095$) suivi des pathologies hanche et rachis ($p = 0.0032$).

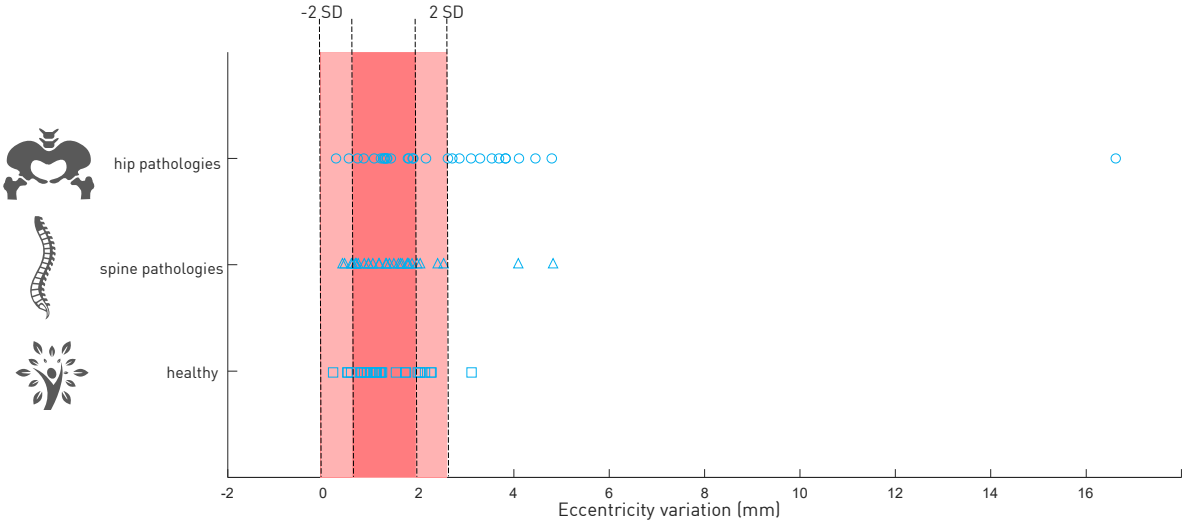
La (Figure 3.7a) montre que les valeurs des pathologies rachis sont plus dispersées : (16.0 ± 10.7 °) comparé aux pathologies hanche (21.1 ± 8.0 °) ou aux asymptomatiques (18.1 ± 9.1 °). Ces premiers comptent également plus de sujets anormaux. Sur la (Figure 3.8b), pour les pathologies hanche, en ignorant l'*outlier* à plus de 16 mm, on remarque que la variation d'excentricité peut aller jusqu'à plus de 5 mm. D'autre part, on perçoit clairement que ces sujets ont un écart systématique (4.0 ± 3.2 mm) beaucoup plus important comparé aux rachis (1.5 ± 1.0 mm) et aux asymptomatiques (1.3 ± 0.7 mm).



(a) Rotation autour de l'axe hélicoïdal



(a) Angle d'orientation hélicoïdal



(b) Variation d'excentricité

Figure 3.8 : Représentation des trois paramètres - en rouge les corridors de normalité pour la population saine - les autres populations ont été superposées

Discussion

Pour résumer, les pathologies rachidiennes semblent se distinguer des autres populations avec des angles autour de l'axe hélicoïdal souvent inférieurs. On peut donc imaginer que des problèmes lombaires chez ces sujets peuvent entraîner une rigidité de la version pelvienne.
Le constat est similaire concernant l'axe hélicoïdal d'orientation excepté que les pathologies rachis, si elles demeurent plus étalées, restent davantage dans le corridor de normalité. Il est également notable de voir que les pathologies hanche sont pour la plupart dans le corridor de normalité bien qu'un certain nombre de sujets anormaux apparaissent.
Les pathologies de hanche ne se distinguent pas de la population saine pour les paramètres de rotation et d'orientation contrairement à la variation d'excentricité avec des valeurs pouvant aller jusqu'à 5 mm. De plus, chez les sujets sains, une moyenne signée non nulle de 1 mm est mesurée. Ces résultats viennent remettre en question l'hypothèse de rotule parfaite pour modéliser l'articulation de la hanche (Begon et al., 2007). Si ce postulat s'avère raisonnable pour les sujets asymptomatiques, il est néanmoins extrêmement discutable pour les patients pathologiques.
Ce résultat n'a été rendu possible que par la qualité des méthodes de reconstruction. On comprend plus particulièrement dans cette étude qu'il est capital de garder une précision importante (de l'ordre du millimètre) au niveau de la tête fémorale et de l'*acetabulum*. En effet, c'est grâce au niveau de résolution de la méthode précédente que les différentes pathologies ont pu êtres signées au travers des différents paramètres observés.
Cette analyse est un exemple du fort intérêt de la reconstruction tridimensionnelle en routine clinique. Cependant, cette première met ici en exergue une des limites de cette méthode : un temps opérateur trop important. En effet, pour mener à bien cette étude, il aura fallu à l'expert une moyenne de trois quarts d'heure pour la reconstruction du bassin en position assise et debout soit un total de 67 heures. On imagine donc qu'une méthode plus automatisée permettrait de faciliter un certain nombre de sujets de recherche.

3.4 Boîte à outils

3.4.1 Introduction

Dans cette section nous aborderons les outils qui se révéleront essentiels pour la compréhension du prochain chapitre. Trois volets seront considérés :

— le premier sera relatif aux méthodes de déformation de maillage
— le second sera axé sur la détection automatique de contours
— le troisième présentera un ensemble d'outils indispensables à l'évaluation.

3.4.2 Méthodes de déformation de maillage

Introduction

Les méthodes de régression et de déformation de maillage sont indispensables dans le cas de représentation partielle comme celle par primitives géométriques (section 2.3.2). D'ailleurs, plusieurs alternatives ont été proposées dans la littérature pour la reconstruction du membre inférieur (section 2.3). Dans cette section, nous aborderons deux méthodes de déformation, à savoir les MLS employés dans la V1 et la *gaussian process regression* - régression par processus gaussien (GPR) (ou krigeage) qui sera utilisée dans la nouvelle méthode (V2). Ces méthodes de déformation peuvent être caractérisées suivant 3 qualités essentielles :

— Leur rapidité d'exécution, afin pouvoir développer une méthode de reconstruction qui s'exécute en temps raisonnable (moins de 15 minutes en tout). Cette rapidité sera liée à la linéarité de la méthode utilisée.
— Leur capacité à gérer des torsions locales tout en préservant la qualité de maillage.
— Leur capacité à obtenir la surface osseuse la plus précise possible.

Moindres carrés mobiles

Contexte et définition du problème

Les MLS sont une méthode d'interpolation (Levin, 1998 ; Cuno et al., 2007 ; Cresson et al., 2008), qui, contrairement à ses prédécesseurs permet d'évaluer la transformation en n'importe quel point de l'espace quand bien même il ne s'agit pas d'un point faisant partie du maillage. Pour chaque poignée de contrôle (section 2.3), l'objectif est de trouver la meilleure transformation affine préservant au mieux le maillage. La formulation et la résolution du problème seront reportés en annexe (section B.III.1).

Avantages et limites

Dans le cadre de la reconstruction 3D du membre inférieur, cette méthode est généralement choisie (Chaibi et al., 2010 ; Quijano et al., 2013c) pour sa capacité à gérer correctement les déformations de torsions locales. L'utilisation des MLS a d'ailleurs permis d'obtenir des reconstructions avec des erreurs qui

sont en moyenne de l'ordre du millimètre. De plus, les MLS, permettent d'évaluer la transformation à l'aide d'une fonction radiale (voir annexe section B.III.1). Nous verrons dans le cas du krigeage que cette fonction est un cas particulier de noyau.

Krigeage ou régression par processus gaussien

Contexte

Le krigeage ou GPR trouve ses origines dans le cadre de la géostatistique (Krige, 1952). En effet, l'objectif initialement était d'estimer les profondeurs où sont situés certains minerais à partir de localisations connus de ceux-ci. Dans notre contexte, il permet, connaissant localement le champ de déformation, de l'estimer en tous points de l'espace de telle sorte que la variance soit minimisée. Dans les paragraphes qui suivront nous expliciterons la notion de noyaux. C'est sur cette notion que s'appuie les différents types de krigeage, parmi lesquels le krigeage simple et le krigeage factoriel.

Notion de noyaux

Le krigeage s'appuie sur la notion de covariance généralisée aussi appelée noyau. Celui-ci décrit la corrélation entre deux variables x et x' :

$$k(x, x') = Cov(x, x') \tag{3.1}$$

Si l'on possède une base de données de n_s maillages surfaciques S_i et de moyenne μ (section 2.3.1), il est défini comme suit :

Definition 3.4.1 — Noyau statistique.

$$k(x, x') = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} (S_i(x) - \mu(x)) (S_i(x) - \mu(x))^T \tag{3.2}$$

■

Cependant, il existe de nombreux autres types de noyaux. On peut citer par exemple le noyau linéaire (Figure 3.9b) utilisé dans (Laporte, 2002) et décrit par (Trochu, 1993).

Definition 3.4.2 — Noyau linéaire.

$$k(x, x') = \|x - x'\| \tag{3.3}$$

avec $\|x - x'\| = h \in \mathbb{R}$ la distance euclidienne entre les variables x et x' ■

R L'équivalence stricte entre le krigeage avec noyau linéaire et les TPS a été démontré (Trochu, 1993).

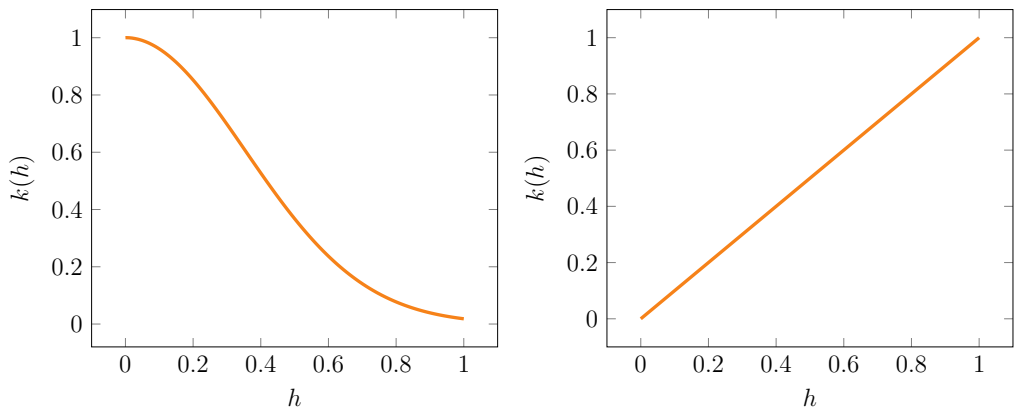
Le noyau le plus couramment utilisé est le noyau gaussien (Rasmussen et al., 2004) (Figure 3.9a) :

Definition 3.4.3 — Noyau gaussien.

$$k(x, x') = s \cdot exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{\sigma^2}\right) \tag{3.4}$$

avec $s \in \mathbb{R}$ un facteur d'échelle,
$\sigma \in \mathbb{R}$ la longueur d'influence,
$\|x - x'\| = h \in \mathbb{R}$ la distance euclidienne entre les variables x et x' ■

Ce noyau suppose les variables proches comme extrêmement corrélées contrairement à celles plus éloignées. Une valeur de σ élevée reviendra à considérer que les nœuds sont corrélés sur un plus grand rayon. Autrement dit, dans ce cas, nous obtiendrons des déformations plus lisses.



(a) Un noyau gaussien avec $s = 1$ et $\sigma = 0.5$

(b) Un noyau linéaire

Figure 3.9 : Exemples de noyaux avec $h = \|x - x'\| \in \mathbb{R}$ la distance euclidienne entre les variables x et x'

Formulation du krigeage simple

Notation 3.4.1 — Notations pour le krigeage simple.

$n \in \mathbb{N}$, le nombre de variables de chaque maillage,
$K(X, X')$ la matrice des $k(X_i, X'_j)$, matrice de covariance généralisée ou noyau,

$p < n$, le nombre de variables connues *a priori*,
$Y \in \mathbb{R}^p$ les points du modèle initial dont on connaît leur position *a priori*,
$\mu \in \mathbb{R}^n$ la moyenne des maillages,
$\bar{\mu} \in \mathbb{R}^n$ la moyenne postérieure, *i.e.*, la position la plus probable des points compte tenu de l'information *a priori*,
$\bar{\Sigma} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ la matrice de covariance postérieure

On cherche à estimer la fonction aléatoire $Z - \mu$ au point $x_0 \in \mathbb{R}$, avec $Z_0 = Z(x_0)$. L'image de cette fonction aléatoire correspond au déplacement du point x_0 par rapport au maillage moyen. L'estimateur de Z_0 sera noté Z_0^*. On supposera que $Z_0^* - \mu(x_0)$ est une combinaison linéaire des p déplacements connus, les $Y_i - \mu(Y_i)$:

$$Z_0^* - \mu(x_0) = \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot (Y_i - \mu(Y_i) \tag{3.5}$$

De plus, pour que l'estimateur soit sans biais (voir annexe section B.III.1), il faut que $\sum_{i=1}^{p} \lambda_i = 1$. Or comme l'objectif du krigeage est de minimiser la variance entre la fonction aléatoire et son estimateur, ceci revient à résoudre :

$$\underset{\lambda_i, i=1...n}{\text{argmin}}\, Var[(Z_0 - \mu(x_0)) - (Z_0^* - \mu(x_0))] \quad \text{, avec} \sum_{i=1}^{n} \lambda_i = 1 \tag{3.6}$$

La résolution de ce problème est détaillée en annexe (section B.III.1) et conduit au système matriciel suivant :

Definition 3.4.4 — Écriture du système matriciel du krigeage simple.

$$\bar{\mu}(Z_0) = \mu + K(Z_0, Y)K^{-1}(Y, Y)(Y - \mu(Y)) \tag{3.7}$$

$$\bar{\Sigma}(Z_0, Z_0') = K(Z_0, Z_0) - K(Z_0, Y)K(Y, Y)^{-1}K(Y, Z_0') \tag{3.8}$$

De plus, (Albrecht et al., 2013) a montré qu'il était possible de réécrire le système précédent de la façon suivante en considérant un bruit gaussien (aussi appelé effet pépite) de variance σ^2 associées aux données connues :

Definition 3.4.5 — Écriture du système matriciel du krigeage simple avec bruit gaussien.

$$\bar{\mu}(Z_0) = \mu + K(Z_0, Y)(K(Y,Y) + \sigma^2 I_p)^{-1}(Y - \mu(Y)) \tag{3.9}$$

$$\bar{\Sigma}(Z_0, Z_0') = K(Z_0, Z_0) - K(Z_0, Y)(K(Y,Y) + \sigma^2 I_p)^{-1} K(Y, Z_0') \tag{3.10}$$

■

R En pratique, si l'on utilise un noyau statistique, on utilisera le krigeage factoriel, plus efficace numériquement. Par rapport à la formulation précédente, il découle d'un changement de base relatif aux composantes principales (Albrecht et al., 2013).

Notation 3.4.2 — Notations pour le krigeage factoriel.
$n_c \in \mathbb{N}$, le nombre de composantes principales,
$n \in \mathbb{N}$, le nombre de variables du modèle,
$Y \in \mathbb{R}^p$, les points du modèle initial dont on connaît leur position *a priori*,
$\Phi \in \mathbb{R}^{n \times n_c}$ la base des vecteurs propres de la matrice de covariance généralisée,
$Q = \text{diag}(\sqrt{\lambda_1}, ..., \sqrt{\lambda_{n_c}})\Phi$, produit de la matrice diagonale des écarts types avec la matrice des vecteurs propres (section 2.3.1),
$\epsilon = \mathcal{N}(0, \sigma^2 I_p)$, la modélisation de l'incertitude de x_0 par un bruit gaussien de variance σ
$Q_g \in \mathbb{R}^{p \times n_c} \subset Q$, est obtenue en sélectionnant les lignes de Q correspondant à Y,

Definition 3.4.6 — Écriture du système matriciel du krigeage factoriel.

$$\alpha = \left({Q_g}^t Q_g + \sigma^2 I_p\right)^{-1} {Q_g}^t (Y - \mu(Y)) \tag{3.11}$$

$$\bar{\mu} = \mu + Q\alpha \tag{3.12}$$

$$\bar{\Sigma} = \sigma^2 Q \left({Q_g}^t Q_g + \sigma^2 I_p\right) \tag{3.13}$$

■

Synthèse

En conclusion, il est possible, en utilisant le krigeage simple ou factoriel, d'obtenir l'expression analytique d'une fonction aléatoire postérieure, c'est-à-dire que l'on peut déterminer explicitement la moyenne postérieure $\bar{\mu}$ et le

noyau postérieur $\bar{\Sigma}$. Ainsi, si le *gaussian process* - processus gaussien (GP) utilisé dans la GPR est construit sur une base de données, ce mode de déformation n'hérite pas des défauts des méthodes d'interpolation linéaires : la qualité du maillage est conservée quand bien même il subit des torsions. Mieux encore, il intègre des connaissances *a priori* sur une base d'objets qui permettent une meilleure estimation de la forme osseuse. En combinant la GPR avec PDM suivie de la GPR avec noyau gaussien, il est ainsi possible de prendre en compte ces informations statistiques tout en s'affranchissant de cette base de données.

3.4.3 Détection automatique de contours image

Introduction

Pour l'étape d'ajustement, nous avons vu que les méthodes basées sur la détection de contours sont une alternative intéressante à la V1. Des travaux ont proposé (Laporte, 2002) de saisir manuellement des contours sur les radiographies. Cependant, ces opérations sont chronophages et des méthodes de reconstruction plus récentes dans la littérature bénéficient d'une détection de contours images automatique. Certaines font appel à de la détection d'arêtes (H. C. Chen et al., 2009 ; Zheng et al., 2009 ; Gamage et al., 2009 ; Baka et al., 2011 ; Youn et al., 2017), souvent peu robustes car les paramètres doivent être ajustés au cas par cas. D'autres méthodologies telles que les contours déformables (H. C. Chen et al., 2009 ; Boussaid et al., 2011 ; Galibarov et al., 2010) sont itératives et sensibles à l'initialisation. Celles basées sur les graphes (section 3.4.3) (Chav et al., 2009) en revanche n'héritent pas de ces défauts. Enfin les *convolutional neural network* - réseau de neurones convolutifs (CNN) bien que peu utilisés pour la segmentation de radiographies ont connu des avancées récentes qui laissent entrevoir de nouvelles possibilités.
Enfin, contrairement à la segmentation par graphes et aux CNN, elles sont particulièrement sensibles au bruit. Le *minimal path* (Chav et al., 2009) en particulier s'est montré efficace pour segmenter le fémur en vue frontale, mais il subit quelques difficultés en vue sagittale (Quijano et al., 2013a). D'autre part, si les CNN ne sont que rarement utilisés dans le cadre de la reconstruction 3D (Aubert et al., 2016) et ne permettent de segmenter que des images de petite taille, on peut tout de même percevoir un intérêt à les appliquer sur des régions très localisées de l'image.

Les méthodes basées sur les graphes

En imagerie, un graphe $G = (V, E)$ consiste à représenter chaque pixel de l'image I comme un nœud V et relier ces nœuds par des arêtes E. A chacune

de ces arêtes, reliant deux pixels adjacents $p \in I$ et $q \in I$ est assigné un poids ω_{pq} représentant la similarité entre ces deux pixels (ex : leur différence d'intensité). Les méthodes de graphe sont capables de déterminer les deux partitions disjointes $(A, B) \subset G$ qui globalement minimisent le coût E_{cut} suivant (Équation 3.14) :

$$E_{cut} = \sum_{p \in A, q \in B} w_{pq} \tag{3.14}$$

Le graph cut

Dans le cas plus particulier du *graph cut*, on considère une énergie supplémentaire qui assigne une probabilité à un pixel p d'appartenir à la partition A ou B (énergie de *data cost* E_d) :

$$E_{cut} = \sum_{p \in A, q \in B} w_{pq} + \sum_{p \in I} E_d(p) \tag{3.15}$$

Pour pouvoir trouver la segmentation qui minimise globalement cette énergie, un algorithme (Boykov et al., 2004) de *max-flow/min-cut* a été développé. Il s'appuie sur le principe exposé ci-après(Figure 3.10).
Les nœuds en vert représentent les pixels de I, ceux en rouge (source) et en bleu (réservoir) représentent respectivement les partitions A et B. Ainsi, en plus de l'énergie reliant les pixels verts entre eux, on assigne une énergie E_d (*data cost*) à toutes les arrêtes connectées au nœud rouge ainsi qu'au bleu. Ce problème de *minimum cut* peut être résolu en trouvant le chemin qui maximise le flux entre la source (*sink*) et le réservoir (*tank*). Autrement dit, il s'agit de la quantité d'eau qui peut circuler entre la source et le réservoir en considérant les arrêtes de notre graphe comme des tuyaux avec des capacités modélisées par les ω_{pq}. Il a été montré (Ford et al., 1963) que ce flux maximal (*max-flow)* sature un sous-ensemble des arêtes séparant A et B avec une énergie de coupe minimale (*min-cut*).
Bien que ces méthodes fournissent des résultats de qualité (Candemir et al., 2012), elles ne sont pas très populaires vis-à-vis de la segmentation de radiographies ; le temps d'exécution peut en être la cause.

Le minimal path

Il existe cependant une alternative consistant non plus à résoudre un graphe multidimensionnel mais simplement linéaire comme le propose le *minimal path* (Vincent, 1998). Celui-ci suppose d'abord l'existence d'un contour initial C_0. Ce

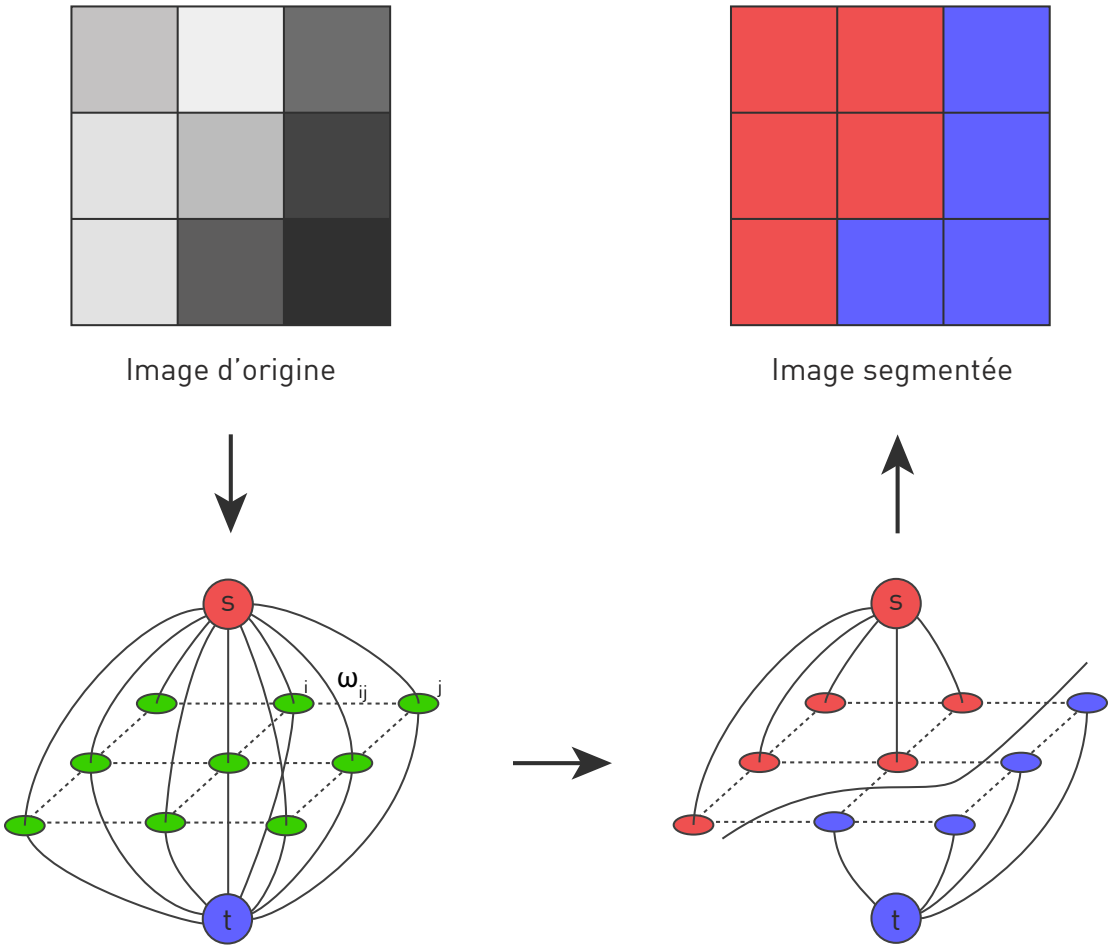


Figure 3.10 : Principe du *Graph cut*

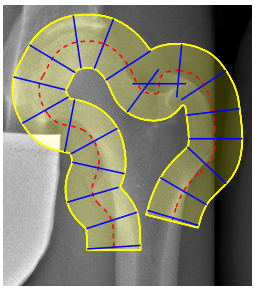
contour est ensuite subdivisé régulièrement en $n_p \in \mathbb{N}$ points $p_i, i = 1..n_p$. Puis, pour chaque p_i, n_e points $q_{ij}, j = 1.., n_e$ sont échantillonnés le long de la normale sur une demi largeur s_l (Figure 3.11b). En échantillonnant par interpolation linéaire les valeurs d'intensité aux points $q_{ij}, \forall i = 1.., n_p, \forall j = 1..n_e.$, un ruban d'image de taille $n_p \times n_e$ est finalement extrait le long du contour C_0 (Figure 3.11c). Le gradient d'intensité ($\nabla I_{x_1} \in \mathbb{R}^{n_p \times (n_e - 1)}$) au sein de ce ruban est calculé, introduit sous forme de graphe orienté avec des arêtes reliant les pixels voisins $u \in \nabla I_{x_1}$ et $v \in \nabla I_{x_1}$ avec des poids $\omega(u, v)$:

Definition 3.4.7 Soient 2 pixels $(u\,(u_{x_1}, u_{x_2})\,, v\,(v_{x_1}, v_{x_2})) \in \nabla I_{x_1}$

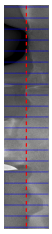
$$\omega(u, v) = \begin{cases} -\nabla I_{x_1}(u), & \text{si } u_{x_1} = v_{x_1} \\ -\sqrt{2} \cdot \nabla I_{x_1}(u), & \text{autrement} \end{cases}$$

Dans ce graphe orienté, lorsqu'il est parcouru de haut en bas, chaque pixel u

(a) Image d'origine

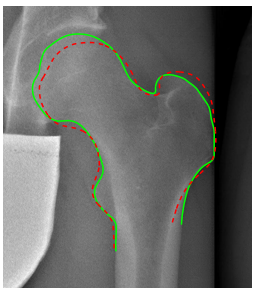


(b) Ré-échantillonnage



(c) Ruban déroulé

(d) Extraction du contour



(e) Résultat de la segmentation

Figure 3.11 : Segmentation du fémur proximal en vue frontale selon (Chav et al., 2009) - en jaune le ruban, en pointillé rouge C_0, en trait plein vert le résultat de la segmentation, en bleu les normales à C_0

de la ligne i de ∇I_{x_1} est connecté à 3 voisins (les N^+) de la ligne $i+1$. De la même façon, quand le graphe est parcouru en sens inverse u est connecté à ses voisins N^- de la ligne $i-1$.

R Le facteur $\sqrt{2}$ pénalise les chemins non parallèles à C_0 et correspond simplement à la diagonale du pixel.

L'étape suivante est désormais de trouver le chemin qui minimise la somme des valeurs aux nœuds traversés dans ce graphe. L'algorithme repose sur le calcul d'une matrice d'accumulation J de taille $n_p \times (n_e - 1)$ et initialisée avec des valeurs infinies. La première ligne J_1 est ensuite remplacée par des 0. Puis, itérativement, de haut en bas, pour chaque ligne $i = 2.., n_p$, le calcul suivant est effectué pour chaque pixel u de la colonne $j = 2, .., n_e - 1$:

$$J(u) = \min\left(J(u), \min_{q \in N^+(u)} \{J(v) + \omega(u,v)\}\right) \tag{3.16}$$

Une deuxième matrice d'accumulation (dont la dernière ligne est initialisée avec

des valeurs nulles) est calculée, cette fois de bas en haut :

$$K(u) = \min\left(K(u), \min_{q \in N^-(u)} \{K(v) + \omega(u,v)\}\right) \tag{3.17}$$

Finalement, les matrices sont sommées $L = J + K$ et le chemin est déterminé comme celui passant pour chaque ligne i entre la colonne j et $j+1$ de telle sorte que $L_{ij} = \min(\{L_i\})$

R Dans le cas d'un contour orienté, en vue d'obtenir de meilleurs résultats il est conseillé (Ouertani et al., 2015) de ne considérer que la partie positive ou négative de ∇I_{x_1}, suivant le sens de contour. Les valeurs non considérées peuvent être remplacées par des valeurs nulles.

Réseaux neuronaux convolutifs

R Cet outil ne sera employé dans le chapitre suivant que pour la (sous-section 4.3.5) concernant la reconstruction du bassin.

Les CNN font partis de la famille des algorithmes d'apprentissage profond (LeCun et al., 1998). Leur fonctionnement s'inspire du processus biologique de notre cortex visuel, et sont désormais largement utilisés en reconnaissance visuelle. Les CNN ont déjà montré leur efficacité pour des problèmes de classification, de détection d'objets (Aubert et al., 2016) et même de segmentation (He et al., 2017). Leur force réside dans leur capacité à extraire automatiquement des caractéristiques images. Dans cette section seul l'apprentissage supervisé sera considéré, c'est-à-dire nécessitant une base de données contenant des images annotées.
L'objectif est donc, à travers une succession de couches de neurones, de transformer l'image d'entrée en une image annotée. Dans le cas des CNN, on retrouve un certain nombre de couches caractéristiques (Figure 3.12) :

- Les couches de convolution : elles permettent d'extraire les caractéristique images au moyen d'un noyau de convolution
- Les couches de non-linéarité : elles permettent de modéliser des problèmes beaucoup plus complexes, comparé à un simple modèle linéaire.
- Les couches de sous-échantillonnage ou *pooling* : elles permettent de ne garder que les informations les plus importantes de l'image.
- Les couches entièrement connectées ou *fully connected layers* : elles permettent de trouver des liens plus profonds entre les caractéristiques images extraites.

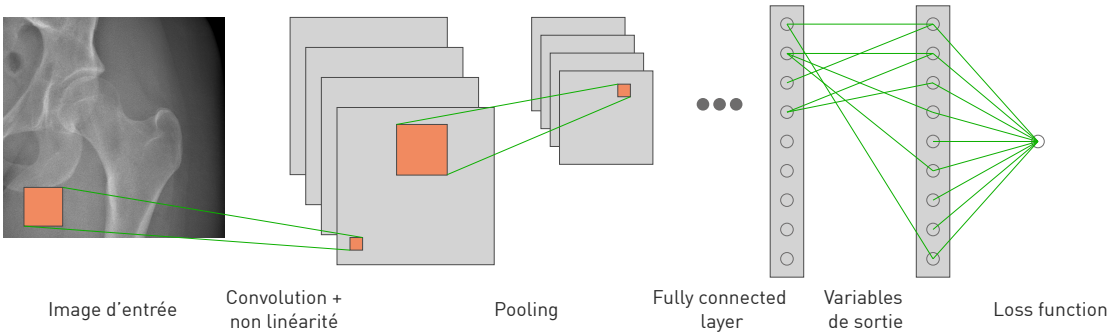


Figure 3.12 : Principe des CNN

Les caractéristiques de chacune de ces couches seront décrits en annexe (section B.III.2).

Synthèse

Après considération des différentes technologies de détection automatique de contour, le *minimal path* se distingue avec l'avantage d'être particulièrement robuste au bruit et d'offrir une grande rapidité de résolution. Néanmoins, il n'a pu être appliqué avec succès jusqu'alors qu'au fémur en vue frontale (Quijano et al., 2013a). En effet, il éprouve intrinsèquement certaines difficultés à segmenter des structures qui viendraient à se croiser ou se superposer comme il est courant d'en voir sur les radiographies sagittales du membre inférieur. On entrevoit également un usage prometteur des CNN qui connaissent un succès grandissant dans la communauté de l'imagerie et qui s'intégrerait, dans notre problématique, en classifiant localement les pixels comme appartenant à certaines structures anatomiques.

3.4.4 Outils d'aide à l'évaluation

La segmentation de CT

Pour réaliser l'évaluation de méthodes de reconstruction, il est indispensable de confronter le résultat de celles-ci par rapport à un *gold standard*. Le seul qui soit pertinent et donc considéré dans la littérature (Quijano et al., 2013c ; Klima et al., 2016 ; Youn et al., 2017) est la segmentation issue du CT (sous-section 1.7.1). Pour réaliser cette opération de manière quasi automatique, robuste et précise, le logiciel MITK-GEM (Pauchard et al., 2016) a été choisi. En effet, cette étude a montré des différences (erreurs moyennes de distance points surface de 0.22 mm) non significatives entre la segmentation manuelle et celle générée quasi-automatiquement. MITK-GEM intègre un module de *graph cut* (section 3.4.3) interactif qui s'avère consommateur en ressources

mémoire et parfois un peu lent (plusieurs minutes).
Aussi, nous avons modifié et réorganisé le code source de sorte à intégrer la librairie *gridCut* (Jamriska et al., 2012) utilisant en moyenne 5 fois moins de RAM et pouvant s'exécuter jusqu'à 20 fois plus rapidement. D'autre part, nous avons également ajouté un module au logiciel permettant de segmenter simultanément plusieurs structures osseuses à l'aide du *multi-label graph cut* (Kolmogorov et al., 2007). Cette fonctionnalité s'avère particulièrement efficace pour segmenter des structures attenantes telles que le tibia et le péroné tout en assurant la non-pénétration des structures segmentées.

Le recalage de maillage

Introduction

Afin de réaliser des analyses automatisées pour toutes les méthodologies qui seront appliquées par la suite, il est indispensable de procéder à un processus de recalage de maillage. Celui-ci a pour rôle d'obtenir des maillages topologiquement identiques à un objet de référence, c'est-à-dire comportant le même nombre de nœuds et le même nombre de polygones que ce dernier. En effet, par ce procédé, l'extraction de régions sur lesquelles s'appuient les paramètres cliniques devient trivial. Pour réaliser cette opération, nous nous appuierons sur (Schlager, 2013).

Matériel et méthode

Pour amorcer le processus de recalage, un minimum de trois points sont à la fois placés sur l'objet de référence et la cible.
Dans le cas du fémur, 5 points ont été saisis, 3 dans le cas du tibia et de la *fibula*, 4 pour la *patella* et 10 pour le bassin (Figure B.1).
A l'aide des points saisis, une transformation rigide est estimée par *procruste* (Goodall, 1991) permettant d'orienter et de positionner l'objet. Puis, une transformation élastique par *gaussian process regression* - régression par processus gaussien (GPR) (section 3.4.2) est effectuée et un modèle postérieur $\boldsymbol{m_p}$ est calculé par l'intermédiaire d'un noyau gaussien. Un champ de déplacement est ensuite calculé pour faire correspondre le maillage moyen postérieur $\boldsymbol{m_1}$ à la cible $\boldsymbol{m_c}$. Celui-ci (Moshfeghi et al., 1994) s'exprime comme une somme pondérée des distances entre $\boldsymbol{m_1}$ et $\boldsymbol{m_c}$ (Équation 3.20).

Notation 3.4.3

$\forall i = 1 \dots n_1$, $(x_{1,i}, y_{1,i}, z_{1,i}) \in \mathbb{R}$, les coordonnées des n_1 nœuds du maillage 1
$\forall j = 1 \dots n_2$, $(x_{2,j}, y_{2,j}, z_{2,j}) \in \mathbb{R}$, les coordonnées des n_2 nœuds du maillage 2

$\vec{D_1}(i) \in \mathbb{R}^3$ et $\vec{D_2}(j) \in \mathbb{R}^3$ correspondent au déplacement du $i^{\text{ème}}$ nœud (respectivement le $j^{\text{ème}}$) du maillage 1 (respectivement le maillage 2), par rapport à leur projection sur le maillage 2 (respectivement le maillage 1)
$\gamma \in \mathbb{R}$, un coefficient définissant l'élasticité du maillage
$\sigma_k = 30 \cdot 0.95^k$, à la $k^{\text{ème}}$ itération, représente l'influence des nœuds voisins et diminue au cours des itérations

Definition 3.4.8 — Expression du champ de déplacement.
Pour tout point $(x, y, z) \in \mathbb{R}$,

$$G_{1,i}(x,y,z) = e^{-\frac{\|(x-x_{1,i}\ \ y-y_{1,i}\ \ z-z_{1,i})\|^2}{{\sigma_k}^2}} \tag{3.18}$$

$$G_{2,j}(x,y,z) = e^{-\frac{\left\|(x-x_{2,j}\ \ y-y_{2,j}\ \ z-z_{2,j})^t-\vec{D}2(j)\right\|^2}{{\sigma_k}^2}} \tag{3.19}$$

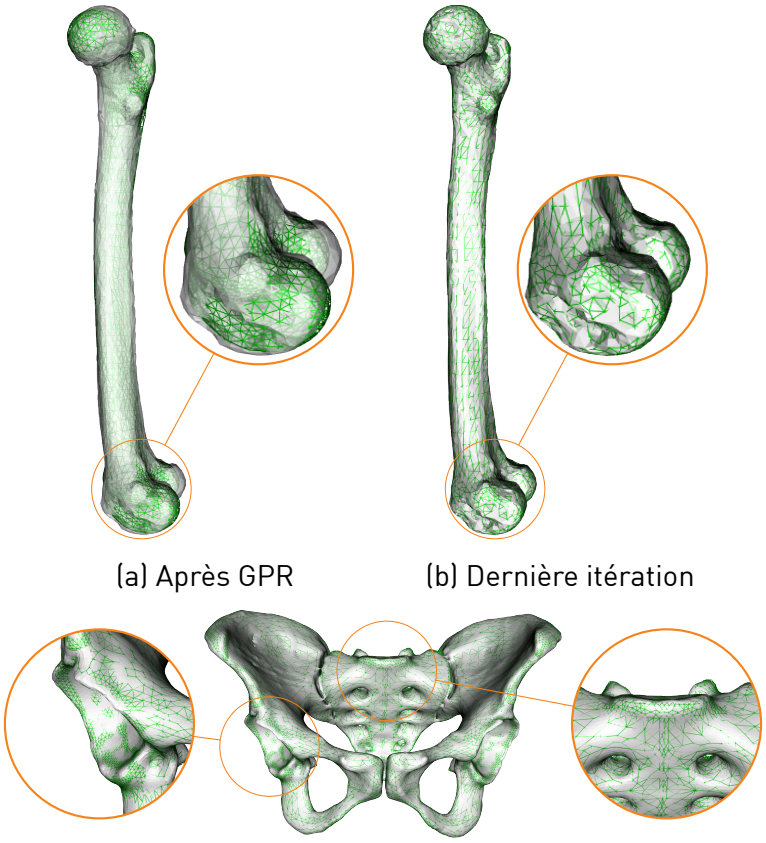
$$\vec{DS}(x,y,z) = \gamma^{-1} \cdot \left(\frac{\sum_{i=1}^{n_1} G_{1,i} \cdot \vec{D_1}(i)}{\sum_{i=1}^{n_1} G_{1,i}} - \frac{\sum_{j=1}^{n_2} G_{2,j} \cdot \vec{D_2}(j)}{\sum_{j=1}^{n_2} G_{2,j}} \right) \tag{3.20}$$

■

Le champ de déformation $\vec{DS}$ directement appliqué transformant $\boldsymbol{m_1}$ en $\boldsymbol{m_2}$. $\boldsymbol{m_2}$ est ensuite régularisé par projection dans la base Φ (section 2.3.1) des composantes principales du noyau postérieur $\bar{\Sigma}$ (section 3.4.2) de $\boldsymbol{m_p}$ formant $\boldsymbol{m_3}$. Le maillage au cours de cette itération i est finalement construit de la manière suivante :

$$m_i = \boldsymbol{m_1} + 0.95^i \cdot \boldsymbol{m_3}$$

L'algorithme converge généralement en moins de 20 itérations avec des erreurs maximales de distance points surfaces en moyenne inférieures à 0.1 mm (voir annexe sous-section B.I.2). Ce procédé, brièvement décrit dans (Schlager et al., 2017), s'avère efficace pour le recalage des structures osseuse telles que le fémur (Figure 3.13b), le tibia, la *patella*, ou même le bassin (Figure B.1d).
Pour valider le processus de recalage qui a été décrit, nous nous appuierons sur une base de données scanner de 12 fémurs et tibias cadavériques. Après recalage automatique, un expert a manuellement corrigé les régions sur lesquelles s'appuient le calcul des paramètres cliniques (Chaibi et al., 2012). D'autre part, les régions de 30 bassins segmentés issus des travaux de (Vancura et al., 2008) ont été partiellement manuellement identifiées. Ces données nous permettent donc d'évaluer pour le fémur, le tibia et le bassin la pertinence du recalage vis-



(a) Après GPR (b) Dernière itération

(c) Dernière itération

Figure 3.13 : Processus de recalage de maillage appliqué au fémur et au bassin, en vert les modèles de référence déformés (Figure B.1), en blanc, les cibles

à-vis des paramètres cliniques.

Résultats

Les tableaux suivants synthétisent les différences obtenues en terme de paramètres cliniques sur le fémur, tibia et bassin :

Paramètres	Moyenne	2 SD	Max
AFM (°)	-0,37	2,14	2,13
HKS (°)	-0,02	0,16	0,15
TF (°)	-0,17	0,52	0,59
ACD (°)	-0,27	0,54	0,89
Longueur (mm)	-0,27	0,38	0,61

Tableau 3.4 : Différence des paramètres cliniques d'intérêts fémoraux entre la régionalisation automatique et manuelle

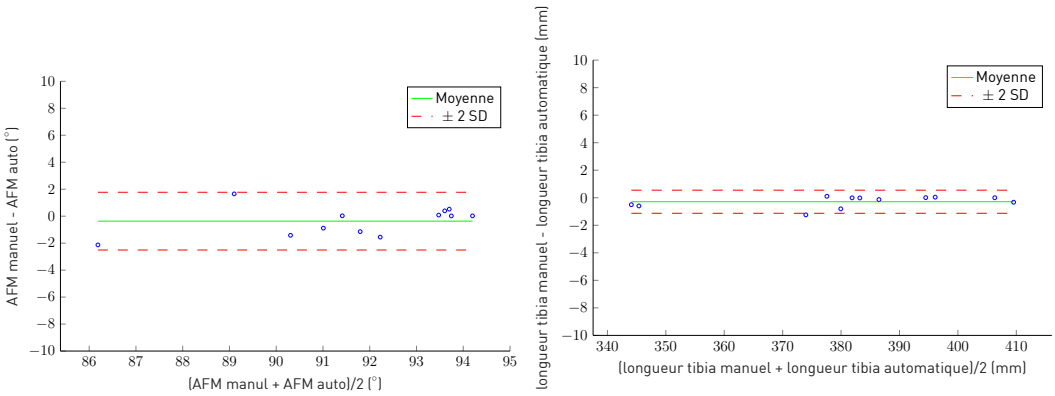
Paramètres	Moyenne	2 SD	Max
ATM (°)	0,12	0.72	0.90
TT (°)	0,51	0.64	0.95
Longueur (mm)	-0,29	0.84	1.24

Tableau 3.5 : Différence des paramètres cliniques d'intérêts tibiaux entre la régionalisation automatique et manuelle

Paramètres	Moyenne	2 SD	Max
Pente sacrée (°)	0.009	2.7	3.6
Version pelvienne (°)	0.12	1.4	2.3
Incidence pelvienne (°)	0.13	2.4	3.0

Tableau 3.6 : Différence des paramètres cliniques pelviens d'intérêts entre la régionalisation automatique et manuelle

Les graphiques de Bland-Altman ont également été réalisé pour les paramètres d'AFM (Figure 3.14a) et de longueur tibiale (Figure 3.14b) :



(a) Erreurs d'AFM (b) Erreurs de longueur tibiale

Figure 3.14 : Graphiques de Bland-Altman - en trait vert plein, la moyenne - en trait rouge pointillé, les ± 2 SD

Discussion

Les erreurs maximales sur les paramètres pelviens proviennent d'une erreur manuelle. La région plateau sacrée identifiée (Figure 3.15) déborde sur la partie antérieure. Ceci conduit à un biais du plan approximant ce plateau, impactant par conséquent la pente sacrée, la version et l'incidence pelvienne.

Pour le fémur, tous les paramètres liées à la tête fémorales, tels que l'ACD ou

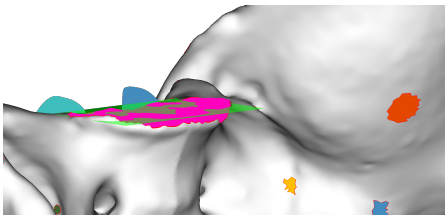


Figure 3.15 : Erreur de segmentation manuelle du plateau délimité en rose et approximé par le plan vert conduisant aux valeurs maximales relevées dans le Tableau 3.6

la TF ont des erreurs faibles. Les paramètres avec les plus grandes incertitudes sont ceux faisant intervenir le point trochlée comme l'HKS ou la longueur fémorale. Le point trochlée se construit comme le barycentre de la région trochlée qui assez difficile à identifier car assez plate.

La génération de DRR

Pour évaluer les méthodes de reconstruction, des DRR sont générées depuis des volumes scanner par un algorithme de lancer de rayons (Bruin et al., 2008). Ce procédé permet d'avoir simultanément un objet de référence proche de la réalité (celui segmenté à partir du CT) et une radiographie qui lui correspond. Cependant, la fidélité des DRR dépend de la résolution du CT et des coefficients d'absorption attribués à chaque valeur de gris du CT. Pour toutes ces raisons, la validation par DRR reste une approximation des conditions réelles.

Évaluation à partir de DRR

Pour pouvoir évaluer les méthodes de reconstruction à partir de DRR, le processus suivant est mis en place. Des DRR sont générées dans un environnement calibré correspondant à celui du système EOS, aboutissant à une paire de radiographie face / profil du volume scanner. À partir de ces images bi-planes, les os sont reconstruits puis comparés à la segmentation.

Évaluation de la forme

Si l'on souhaite obtenir des informations sur la précision de la forme, les objets reconstruits sont projetés sur leur segmentation respective permettant d'obtenir la distance points surface pour chaque point du maillage. Or, comme chaque objet reconstruit est représenté par le même maillage, dans le cas où l'on considère la reconstruction de plusieurs individus, on peut calculer pour chaque point du maillage une moyenne et un écart type.

Évaluation des paramètres cliniques

De plus, le processus de recalage (section 3.4.4) a la faculté de permettre le transfert des régions d'un modèle générique vers la segmentation recalée. De cette façon, les paramètres cliniques, basés sur des régions sont automatiquement calculés à partir de la segmentation (section 3.4.4).

3.5 Conclusion intermédiaire

Ce chapitre a permis de comprendre les limites de la V1. L'analyse approfondie de cette méthode appliquée au fémur comme au tibia, montre qu'un mauvais choix d'ajustement peut conduire à des variations sensibles sur les paramètres cliniques. Concernant l'évaluation en justesse sur le bassin, les intervalles de confiance que nous avons calculés pour les différents paramètres (Tableau 3.3) sont plus élevés par rapport à (Ghostine et al., 2017). La raison probable de ce résultat est contenue dans les modalités employées, puisque nous avons choisi d'évaluer nos reconstructions sur des radiographies EOS réelles contrairement à (Ghostine et al., 2017) qui les a évaluées sur des DRR avec filtre osseux.
D'autre part l'analyse pseudo-cinématique du bassin a pu montrer l'intérêt des reconstructions tridimensionnelles en routine clinique mais aussi la nécessité d'accélérer ces méthodes.
Pour toutes les raisons évoquées ci-dessus, la méthode que nous développerons dans ce chapitre se devra d'être la plus automatisée possible. Pour y parvenir, un certain nombre d'outils ont été introduits, telle que la *gaussian process regression* - régression par processus gaussien (GPR) pour la déformation de maillage ou le *minimal path* et les CNN pour la segmentation d'images. Ces deux outils présentent néanmoins des limites. Les résultats de la GPR avec *point distribution model* - modèle de distribution de points (PDM) se restreignent à la base de données étudiée (Albrecht et al., 2013) et ne permettent pas la modélisation de pathologiques. A l'inverse, la GPR avec noyau gaussien ne permet pas de prédire aussi finement la forme mais rend possible la modélisation de sujets pathologiques. Par ailleurs, le *minimal path* tel qu'il est présenté dans (Ouertani et al., 2015) échoue dans les zones de faible gradient ou dans le cas de superposition de structures osseuses.
D'autre part, les méthodes de validation décrites nous permettrons dans le chapitre suivant d'évaluer le processus de reconstruction pour chacun des objets du membre inférieur, processus de reconstruction qui ont déjà su trouver de nombreuses applications.

Chapitre 4

Processus de reconstruction 3D

4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous développerons une nouvelle méthode (V2) basée sur une solution initiale obtenue par *gaussian process regression* - régression par processus gaussien (GPR) grâce à la saisie opérateur. Par rapport à la méthode (Chaibi et al., 2010 ; Quijano et al., 2013a) (V1), celle-ci aura pour objectifs de réduire la dépendance opérateur et les temps de reconstruction. Pour y parvenir, une saisie non ambiguë et plus intuitive devra être mise en place pour l'obtention d'une solution initiale robuste. Puis, dans un second temps, l'ajustement, qui dans le cas de la V1 demeurait manuel devra être complètement automatisé. Cette V2 devra être aussi en mesure de gérer le cas des objets métalliques venant à occlure l'image.
De façon plus spécifique, la V2 différera de la V1 pour chacun des axes suivants (Figure 4.1) :

- La saisie opérateur devra être non ambiguë.
- La génération de la solution initiale sera effectuée, contrairement à la V1, au travers de nouvelles bases de données et emploiera la GPR comme méthode de déformation. En revanche, le processus de désambiguïsation des condyles fémoraux s'appuiera en partie sur la V1.
- Le processus d'ajustement devra désormais être complètement automatique et se distingue donc en tout point de la V1. Il sera composé d'une étape de segmentation utilisant le *minimal path* (section 3.4.3) suivi d'une double déformation par GPR (avec et sans bases de données). Ces deux étapes seront répétées et imbriquées dans un processus d'optimisation ne considérant que l'information fiable à chaque itération.

Comme nous le verrons ci-après, ce processus devra être adapté et être évalué pour chacune des structures osseuses, à savoir le fémur, le tibia, la *patella* et le bassin.

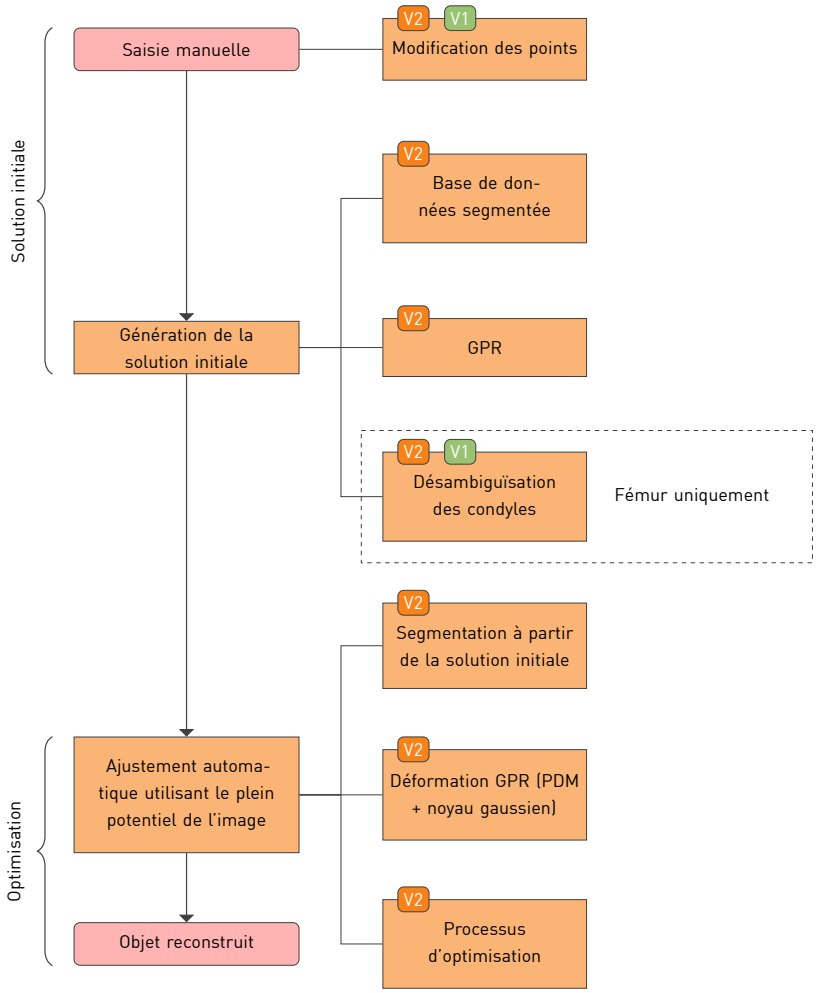


Figure 4.1 : Logigramme présentant le processus général de reconstruction et les nouveaux outils utilisés dans la V2 par rapport à la V1

4.2 Principes généraux de la méthode

4.2.1 Introduction

Comme nous l'avons décrit précédemment, la V2 que nous allons développer se déroulera en deux temps : la génération d'une solution initiale et l'ajustement automatique de celle-ci par rapport aux contours.

4.2.2 Génération de la solution initiale

Introduction

Pour l'obtention de la solution initiale nous déformerons un maillage générique au moyen de la GPR par le biais d'une base de données. Les paragraphes qui suivront détailleront les mécanismes de ce procédé.

Bases de données

Dans le cadre du processus de reconstruction, nous nous appuierons, pour chaque os du membre inférieur, sur une base de données ($\text{TRAIN}_{\text{EOS}}$) composée de reconstructions issues de la V1 et qui aura pour vocation l'orientation initiale du modèle osseux. Puis, une base de données complémentaire (TRAIN_{CT}) constituée de segmentations CT permettra d'obtenir une forme plus précise. Enfin, une ou plusieurs bases de données différentes des deux premières serviront à l'évaluation. D'autre part, pour tous les objets issus d'un CT, ceux-ci ont été segmentés et recalés conformément à la méthode décrite section 3.4.4.

R Toutes les images bi-planes qui sont référencées dans ce manuscrit ont une résolution de 0.186×0.186 mm.

Représentation du maillage

Suite à la revue de littérature, le choix de la méthode de déformation se porte sur la GPR. Nous disposons de $\text{TRAIN}_{\text{EOS}}$ et TRAIN_{CT} permettant d'établir deux GP : respectivement GP_{EOS} (de moyenne μ_{EOS} et dont la matrice de covariance est Σ_{EOS}) et GP_{CT} en utilisant un noyau de type statistique (section 3.4.2). Pour construire GP_{EOS}, les maillages de $\text{TRAIN}_{\text{EOS}}$ sont translatés de sorte à superposer leur barycentre. GP_{CT} est quant à lui calculé similairement à (Lüthi et al., 2016), c'est-à-dire en superposant par transformation rigide l'ensemble des os par rapport à un sujet aléatoire. Cette matrice de transformation est obtenue par *procruste*.
Une fois les objets correctement positionnés, nous pouvons définir un *point distribution model* - modèle de distribution de points (PDM) à partir de GP_{EOS} :

Notation 4.2.1 — PDM.
$S' \in \mathbb{R}^n$ un vecteur colonne contenant l'ensemble des coordonnées des points,
$n_c < n_s \in \mathbb{N}$ le nombre de composantes principales,
$\alpha_i \in \mathbb{R}$ les coefficients latents (coordonnées dans l'espace des composantes principales),
les $\Phi_i \in \mathbb{R}^n$ l'ensemble des vecteurs propres de Σ_{EOS},
$\lambda_i \in \mathbb{R}$ les valeurs propres de la matrice de variance covariance ou encore les variances associées à chacun des vecteurs propres

Definition 4.2.1 — PDM.

$$S' = \mu_{\text{EOS}} + \sum_{i=1}^{n_c} \alpha_i \sqrt{\lambda_i} \Phi_i \tag{4.1}$$

R Le modèle sera défini de façon identique avec GP_{CT} de moyenne μ_{CT} et dont la matrice de covariance est Σ_{CT}

Déformation de maillage

Les GP définis précédemment permettent notamment l'utilisation de la GPR avec PDM. Grâce à cette dernière, et connaissant la valeur des coordonnées de certains points, nous pouvons prédire la position de l'ensemble des nœuds du maillage au regard de la base de données. Dans le but de conserver une forme probable, nous pourrons également limiter la valeur absolue des coordonnées α_i (Équation 4.1) obtenus par GPR factorielle (définition 3.4.6) à une valeur seuil (α_{seuil}), pour chaque composante i.
Dans le cas d'une GPR avec PDM, il est à noter que la régression doit être faite dans l'espace du GP. L'approximation couramment employée (Lüthi et al., 2016) est de calculer dans un premier temps une transformation rigide T permettant d'aligner la valeur des coordonnées connues sur celles associées du modèle moyen du GP. Ainsi, une fois T appliquée aux points connus, la GPR est effectuée et T^{-1} permet d'estimer la moyenne postérieure $\bar{\mu}$ dans l'espace d'origine. Par la suite, ces 3 opérations successives apparaîtront sous le nom de GPR avec T.

Obtention de la solution initiale

Pour obtenir la solution initiale, des points sont saisis sur les deux radiographies, points dont la localisation correspondante sur le maillage générique a été préalablement identifiée. Afin de trouver une forme et une position initiale, nous aurons systématiquement recours à une déformation par GPR avec GP_{EOS} en utilisant l'identification opérateur.
Pour y parvenir, les *stereo corresponding points* - points stereo-correspondants (SCP), *i.e.*, des points dont les 3 coordonnées sont connues, sont utilisés dans un premier temps (au travers de la GPR) pour estimer une forme et une position. Les NSCP, pour lesquels nous ne connaissons pas les 3 coordonnées, sont traités par la suite suivant une procédure particulière (Figure 4.2). La solution initiale nous donne une position initiale de chacun des points p_{maillage} du maillage. Cette position est recalculée comme la projection de p_{maillage} sur la droite de

contrainte. Ces projections $p_{\text{projeté}}$ sont désormais des points tridimensionnels et la déformation par GPR peut être appliquée de nouveau. Cependant, nous conviendrons que la précision du point projeté admet une plus grande incertitude le long de la droite de contrainte. Cette observation est prise en compte dans la GPR en associant un bruit gaussien anisotropique (détail en annexe), *i.e.* différent suivant les axes x (antéro-postérieur), y (médio-latéral) et z (caudo-cranial).

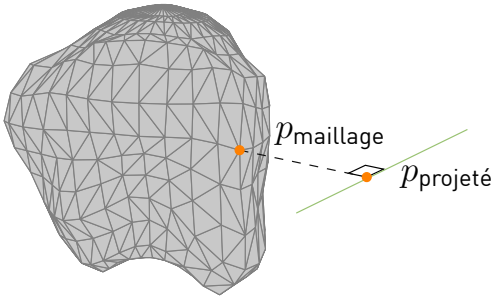


Figure 4.2 : Appariement du p_{maillage} au NSCP générant la droite de contrainte (en vert).

4.2.3 Ajustements

Introduction

Après avoir généré la solution initiale, des ajustements automatisés permettront d'obtenir un modèle osseux plus précis. Cette phase d'ajustement nécessitera dans un premier temps l'extraction des contours objet. Ceux-ci serviront ensuite au processus de segmentation par *minimal path* dont l'objectif est de trouver les contours images correspondants. En appariant les contours objets aux contours images détectés, la structure osseuse pourra être déformée. Ces étapes seront par la suite répétées dans une phase d'optimisation.

Extraction des contours objets

Contours externes (silhouette) de l'objet

Pour pouvoir appliquer l'algorithme de *minimal path*, un contour initial est requis. Les V0 et V1 proposent une méthode permettant d'extraire les contours internes et externes sans pouvoir les dissocier. Ici, nous nous intéressons seulement à la silhouette, c'est-à -dire, aux contours externes. Il est également important d'avoir la silhouette la plus complète possible. De plus, comme l'on souhaite déformer le maillage à partir de ce contour, il est indispensable que celui extrait soit composé des nœuds du maillage. Pour y parvenir nous

proposons une démarche originale décrite ci-après.
Le maillage représentant une structure osseuse tridimensionnelle est tout d'abord projeté dans le plan image suivant les paramètres de calibration de l'environnement EOS. Un premier triangle de ce maillage projeté est fusionné (Vatti, 1992) à un deuxième formant un polygone, puis, itérativement, chacun des triangles vient se rattacher à ce polygone, jusqu'à former la silhouette de l'os.
Dans le cas présent, on nommera $C_{0_{\text{sagittal}}}$ et $C_{0_{\text{frontal}}}$ les silhouettes extraites de S_0 en vue sagittale et frontale.

Contours internes

Des contours internes sont également susceptibles d'être générés. Ceux-ci correspondent aux reliefs osseux qui sont tangents aux rayons X et n'appartenant pas à la silhouette. De façon similaire à la V1, ceux-ci peuvent alors être identifiés comme l'ensemble des arêtes partageant simultanément des faces visibles et non visibles vis-à-vis de la projection impliquée. Une face est visible si la normale de cette face est orientée vers la source.

Segmentation à partir des contours initiaux

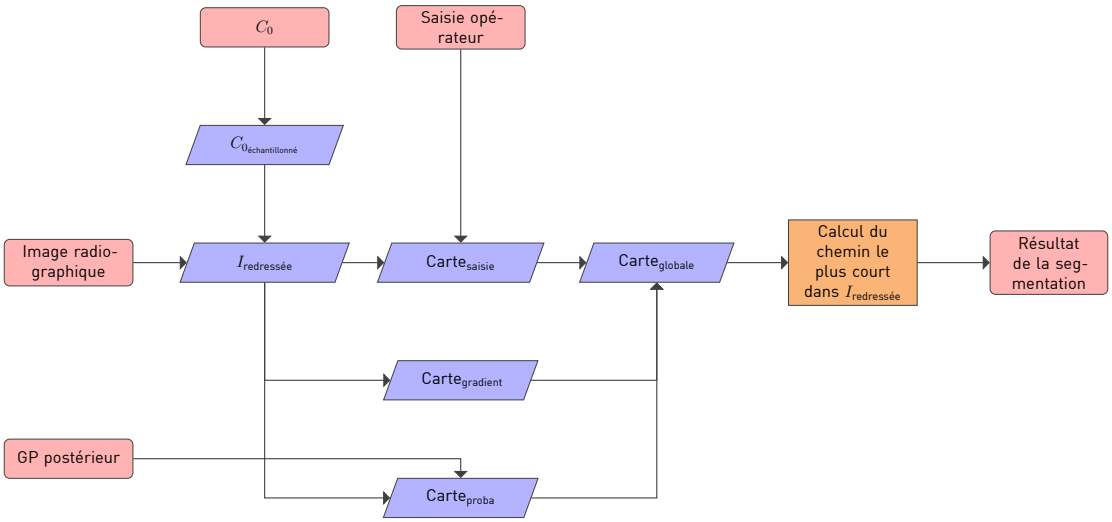


Figure 4.3 : Logigramme représentant les différentes étapes du processus de segmentation à partir de C_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les trapèzes bleus les résultats intermédiaires

L'extraction de ces contours objets permet désormais la détection des contours image au moyen du *minimal path* (Figure 4.3).
L'image d'origine est tout d'abord traitée par un filtre médian récursif avec éga-

lisation d'histogramme (Ebrahimi et al., 2016) pour rehausser les contrastes. Puis, après l'extraction de $C_{0_{\text{sagittal}}}$ et $C_{0_{\text{frontal}}}$, l'algorithme de *minimal path* prévoit d'échantillonner l'image suivant un ruban de part et d'autre du contour extrait. À ce stade, deux paramètres sont mis en place, la demie largeur du ruban s_l et le nombre d'échantillons ($n_{\text{échantillons}}$) le long de ce ruban. C_0 est donc tout d'abord régulièrement échantillonné suivant son abscisse curviligne formant $C_{0_{\text{temporaire}}}$. Puis, les points de $C_{0_{\text{temporaire}}}$ les plus proches de C_0 sont remplacés par ceux de C_0 donnant lieu à $C_{0_{\text{échantillonné}}}$. Ce procédé permet de conserver un maximum d'information et facilite, comme il sera expliqué plus loin la transformation du ruban à l'image.

Au préalable, $C_{0_{\text{échantillonné}}}$ est orienté dans le sens anti-horaire. Par la suite, comme précédemment décrit (section 3.4.3), pour chaque point de $C_{0_{\text{échantillonné}}}$, l'image est échantillonnée suivant la normale au contour de part et d'autre de ce point sur une largeur totale $2s_l$. Cette image de ruban redressé sera nommée $I_{\text{redressée}}$ par la suite.

Dans les prochaines étapes nous introduirons plusieurs cartes de coût dont certaines directement liées à $I_{\text{redressée}}$. La carte de coût habituellement utilisée (Chav et al., 2009) est directement liée au gradient de l'image. Cependant, dû aux superpositions ou aux zones de faible densité osseuse, cette carte de coût ne donne pas un résultat satisfaisant dans ces régions. Nous avons donc introduit un coût supplémentaire pour contraindre le contour image à passer au niveau de la saisie opérateur à une incertitude près. Une seconde carte de coût, d'ordre statistique utilise des informations *a priori* sur la forme pour discriminer les appariements aberrants. Enfin, dans le cas du bassin, une carte complémentaire est calculée en utilisant des CNN. Celle-ci permet de détecter des contours dans des zones avec un gradient faible, difficilement identifiables par l'opérateur et avec beaucoup de variabilité de forme. Dans les paragraphes qui suivront chacune de ces 4 cartes sera détaillée, à commencer par la carte de coût de gradient.

Carte de coût du gradient

Notation 4.2.2

(u_{x_1}, u_{x_2}), les coordonnées du pixel $u \in I_{\text{redressée}}$

(v_{x_1}, v_{x_2}), les coordonnées du pixel $v \in I_{\text{redressée}}$

Definition 4.2.2 — Carte de gradient.

$$\text{Carte}_{\text{gradient}}(u,v) = \begin{cases} -\nabla_{x_1} I_{\text{redressée}}(u,v) & \text{si } \nabla_{x_1} I_{\text{redressée}}(u,v) > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \tag{4.2}$$

Le gradient de l'image enrubannée est calculé suivant la direction de la normale. Les valeurs négatives sont remplacées par des valeurs nulles évitant d'agripper les structures osseuses environnantes dont le gradient est contraire.

Coûts liés à la saisie initiale

Pour chaque point p_{saisie} saisi par l'opérateur sur les radiographies, le $i^{\text{ème}}$ point le plus proche p_{proche} appartenant à $C_{0_{\text{échantillonné}}}$ est déterminé en utilisant un arbre kd (Bentley, 1975). La distance euclidienne $||p_{\text{saisie}} p_{\text{proche}}||$ nous permet donc de connaître sa position x_{saisie} sur la $i^{\text{ème}}$ ligne dans $I_{\text{redressée}}$.

Notation 4.2.3

$x_{saisie} \in \mathbb{R}$, l'abscisse du point saisi sur la $i^{\text{ème}}$ ligne du ruban,

$\sigma_{\text{saisie}} \in \mathbb{N}$, la largeur (en pixels) qui définit l'intervalle d'incertitude des points saisis,

$h_{\text{saisie}} \in \mathbb{N}$, la hauteur (en pixels) qui définit l'influence des points saisis le long du ruban,

Cette nouvelle carte de poids (Figure 4.4) considère premièrement que le point véritable se situe dans un rectangle de largeur $2\sigma_{\text{saisie}}$ et de hauteur $2h_{\text{saisie}}$ autour du point saisi. Dans un second temps, pour les lignes $k \in [i - h_{\text{saisie}}, i[\cup]i, i + h_{\text{saisie}}]$, un poids gaussien est attribué avec une variance σ^2_{saisie} visant à canaliser la segmentation de part et d'autre du point saisi sur une hauteur $2h_{\text{saisie}}$.

R Pour tous les contours de toutes les structures osseuses $h_{\text{saisie}} = 15$px

Cette carte des poids liés à la saisie initiale, pour des pixels u et v adjacents (sur une même ligne de $I_{\text{redressée}}$), est calculée et s'exprime de la façon suivante :

Definition 4.2.3 — Carte des poids liés à la saisie initiale.
$\forall (u_{x_2} = v_{x_2}) \in [i - h_{\text{saisie}}, i[\cup]i, i + h_{\text{saisie}}]$

$$\text{Carte}_{\text{saisie}}(u, v) = 1 - \exp\left(-\frac{\left\|\frac{1}{2}(u_{x_1} + v_{x_1}) - x_{\text{saisie}}\right\|^2}{2\sigma^2_{\text{saisie}}}\right)$$

Si $u_{x_2} = i$,

$$\text{Carte}_{\text{saisie}}(u, v) = \begin{cases} 1 & \text{si } \dfrac{u_{x_1} + v_{x_1}}{2} \in [x_{\text{saisie}} - \sigma_{\text{saisie}}, x_{\text{saisie}} + \sigma_{\text{saisie}}] \\ \infty & \text{sinon} \end{cases}$$

Sinon,

$$\text{Carte}_{\text{saisie}}(u, v) = 1 \tag{4.3}$$

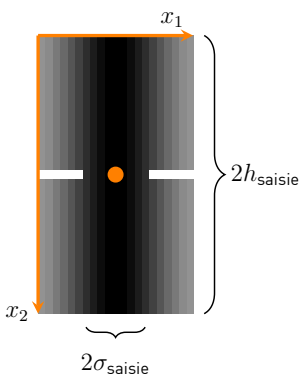


Figure 4.4 : Visualisation de la carte de poids liée à la saisie sur une hauteur $[i - h_{\text{saisie}}, i + h_{\text{saisie}}]$ - p_{saisie} est indiqué en orange - les valeurs infinies ont été remplacées par de grandes valeurs pour la visualisation.

Carte de coût statistique

Un coût supplémentaire est introduit pour tenir compte des informations statistiques liées au modèle postérieur ($\bar{\mu}_{\text{EOS}}$, $\bar{\Sigma}_{\text{EOS}}$) (section 3.4.2). L'idée est de pénaliser dans la construction du *graph* les positions cibles improbables de $C_{0_{\text{échantillonné}}}$. Cette carte de coût est calculée comme une fonction de la distance de Mahalanobis (Mahalanobis, 1936) qui s'exprime comme la norme euclidienne normalisée par la variance :

Notation 4.2.4 — Distance de Mahalanobis.

$$D_M(p) = \sqrt{(p - \bar{\mu}_{\text{EOS}})^t \bar{\Sigma}_{\text{EOS}}^{-1} (p - \bar{\mu}_{\text{EOS}})}, \tag{4.4}$$

avec $p \in \mathbb{R}^3$ les 3 coordonnées attribuées à un point du maillage,
avec $\bar{\mu}_{\text{EOS}}$ et $\bar{\Sigma}_{\text{EOS}}$ la moyenne et le noyau postérieurs restreint au point p.

Considérant uniquement les points de $C_{0_{\text{échantillonné}}}$ appartenant au maillage, pour chaque candidat le long de la normale$_i$, une droite de contrainte d_{ij} est calculée. Puis, pour chacune des d_{ij} un point 3D $p_{\text{candidat}}(i,j)$ est construit comme la projection du point de $\bar{\mu}_{\text{EOS}}$ associé sur cette droite. Ensuite, par le biais du modèle postérieur ($\bar{\mu}_{\text{EOS}}$, $\bar{\Sigma}_{\text{EOS}}$) et pour deux candidats voisins $p_{\text{candidat}}(u)$ et $p_{\text{candidat}}(v)$ le long de la normale$_i$:

Definition 4.2.4 — Calcul de la carte statistique.

$$\begin{aligned}\text{Carte}_{\text{statistique}}(u,v) = 1 &- \frac{1}{2}\exp\left(-\frac{1}{2}D_M\left(p_{\text{candidat}}(u)^2\right)\right) \\ &- \frac{1}{2}\exp\left(-\frac{1}{2}D_M\left(p_{\text{candidat}}(v)^2\right)\right)\end{aligned} \tag{4.5}$$

R Comme cette carte ne peut être évaluée pour les lignes contenant les points de $C_{0_{\text{échantillonné}}}$ appartenant au maillage, le restant des pixels non assignés dans Carte$_{\text{statistique}}$ est déterminé par une interpolation au voisin le plus proche.

Carte de coût globale

Finalement, ces 3 cartes de coûts sont regroupées en une seule. Plus précisément, la carte globale de coût s'exprime comme le produit élémentaire de la somme pondérée de la carte de gradient et statistique avec la carte de saisie (Équation 4.6). En définissant un poids $\omega_{\text{stat}} = 0.2$ de façon arbitraire (pour toutes les structures anatomiques), elle se définit comme suit.

Definition 4.2.5 — Calcul de la carte globale de coût.

$$\text{Carte}_{\text{globale}} = ((1 - \omega_{\text{stat}})\,\text{Carte}_{\text{gradient}} + \omega_{\text{stat}}\text{Carte}_{\text{statistique}}) \circ \text{Carte}_{\text{saisie}} \tag{4.6}$$

Calcul du chemin le plus court et transformation inverse

Le chemin le plus court est obtenu comme précédemment (section 3.4.3) et permet de connaître pour chaque ligne i, la $j^{\text{ème}}$ colonne par lequel il passe, dans $I_{\text{redressée}}$. D'autre part, le retour à l'espace d'origine se fait simplement, en déplaçant chacun des points du maillage appartenant à $C_{0_{\text{échantillonné}}}$ suivant leur normale d'une distance algébrique $j - s_l$ pixels. Le résultat de cette opération donne ainsi lieu à $C_{1_{\text{échantillonné}}}$.

Optimisation

Une fois la segmentation effectuée (Figure 4.5), nous avons à notre disposition une nouvelle position pour le sous-ensemble de $C_{1_{\text{échantillonné}}}$ correspondant à la projection des points du maillage S_0. À ce stade, ces NSCP permettent seulement d'en déduire leur droite de contrainte. De la même manière que pour l'élaboration de la solution initiale (Figure 4.2), les points correspondants sur le maillage de S_0 sont projetés sur ces droites. Ces points 3D sont ainsi utilisés pour corriger l'orientation (transformation rigide) puis la forme à l'aide d'une GPR (avec GP_{CT}). De plus, les points initialement saisis sont également réintroduits dans la GPR formant S_1. Ces étapes sont ensuite itérativement répétées. À chaque itération i, comme le modèle S_i se rapproche de la cible, la bande de recherche est réduite par un facteur κ^i dans le processus de segmentation.

Definition 4.2.6 — Expression de la demie-largeur. $s_{l_i} = s_{l_0}\kappa^i$ ■

A l'itération $i = 15$ ou lorsque le déplacement est inférieur à 3 mm (Figure 4.10), la déformation n'est plus régularisée, *i.e.* les coordonnées dans l'espaces des composantes principales ne sont plus seuillées ($\alpha_{\text{seuil}} = \infty$). Le processus itératif reprend son cours avec ce nouveau paramètre et est arrêté dès lors que le déplacement minimal est inférieur à 0.5 mm ou que $i = 20$. En autorisant des grandes valeurs pour α_{seuil}, nous permettons ainsi la modélisation de morphologies plus variées.

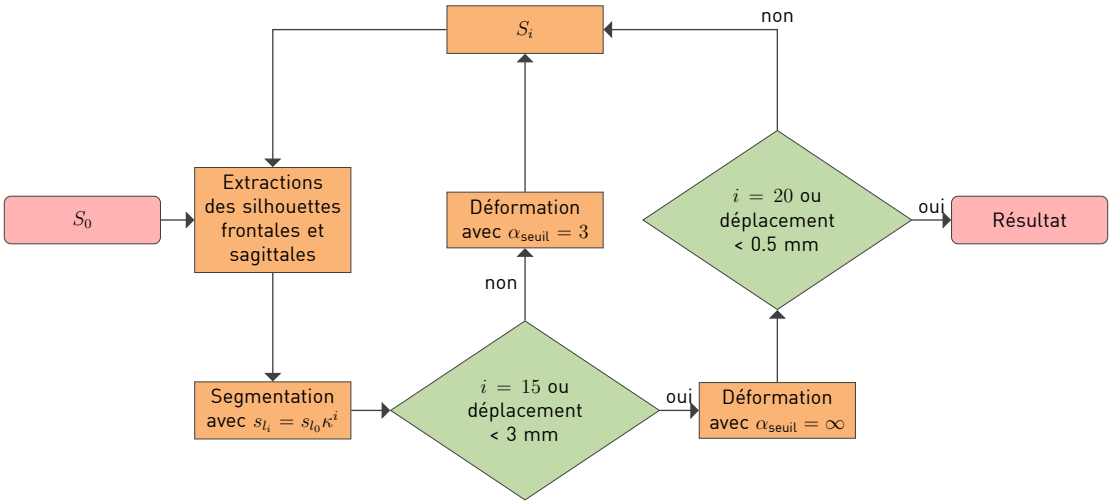


Figure 4.5 : Logigramme représentant le processus d'optimisation partant de S_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les losanges verts les décisions

4.2.4 Évaluation des méthodes

Afin d'évaluer la qualité des reconstructions, plusieurs bases de données de validation sont à notre disposition, correspondant chacune à un protocole distinct.
Plus particulièrement, celles qui porteront le nom de VAL_{CT} permettront de déterminer la justesse de la forme et des paramètres par rapport au CT suivant la démarche décrite section 3.4.4. Si nous ne disposons pas de radiographies réelles associées à ces CT, des *digital reconstructed radiographs* - radios reconstruites numériquement (DRR) seront alors générées.
D'autre part, nous nous comparerons à la méthode précédente en calculant les différences observées sur les paramètres cliniques à l'aide de $\text{VAL}_{\text{EOS+CT}}$.
Enfin, $\text{VAL}_{\text{Repro}}$ aura pour objectif d'étudier la reproductibilité de la V2. Pour ce faire, chaque patient de $\text{VAL}_{\text{Repro}}$ sera reconstruit une fois par 3 opérateurs différents (un novice, un intermédiaire et un expert). L'ensemble du protocole suivra la norme ISO 5425-2.

4.3 Application de ces méthodes

4.3.1 Introduction

Dans cette section, nous déclinerons la méthode décrite précédemment au fémur, tibia, à la *patella* et au bassin. Nous aborderons également les spécificités de la reconstruction liées à chacune de ces structures osseuses.

4.3.2 Reconstruction du fémur

Matériel et méthodes

Bases de données

Bases de données	Os	N	A	P	Origine	Age moyen [et étendue]	IVV	IVT	Caractéristiques
$TRAIN_{EOS}$	fémur	128	128	_	interne	32 [21 - 56]	x		Fémurs reconstruits à partir de la V1
$TRAIN_{CT}$	fémur	50	N.D.	N.D.	Kistler et al., 2013			x	Fémurs pré-segmentés
VAL_{EOS}	fémur	22	22	_	Interne	36 [23 - 74]	x		Fémurs reconstruits à partir de la V1 + radios associées
VAL_{EOS}	fémur	15	_	15	Interne	67 [55 - 74]	x		Fémurs pathologiques (arthrose) reconstruits à partir de la V1 + radios associés
VAL_{CT}	fémur	20	16	4	Interne	57 [43 - 63]		x	CT, coupes de 0.75 mm d'épaisseur
VAL_{Repro}	fémur	30	10	20	Interne	53 [23 - 79]		x	radios

Tableau 4.1 : Base de données relatives au fémur - N : le nombre de sujets total - P : le nombre de sujets pathologiques - A : le nombre de sujets asymptomatiques - IVV : données *in-vivo* - IVT : données *in-vitro*

Solution initiale

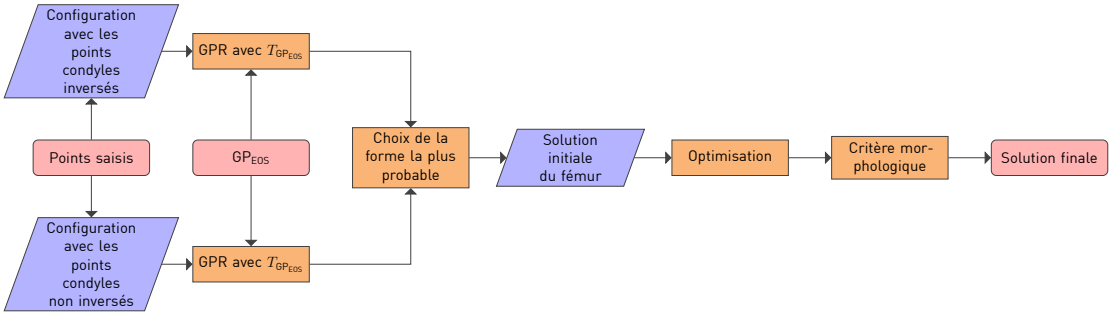
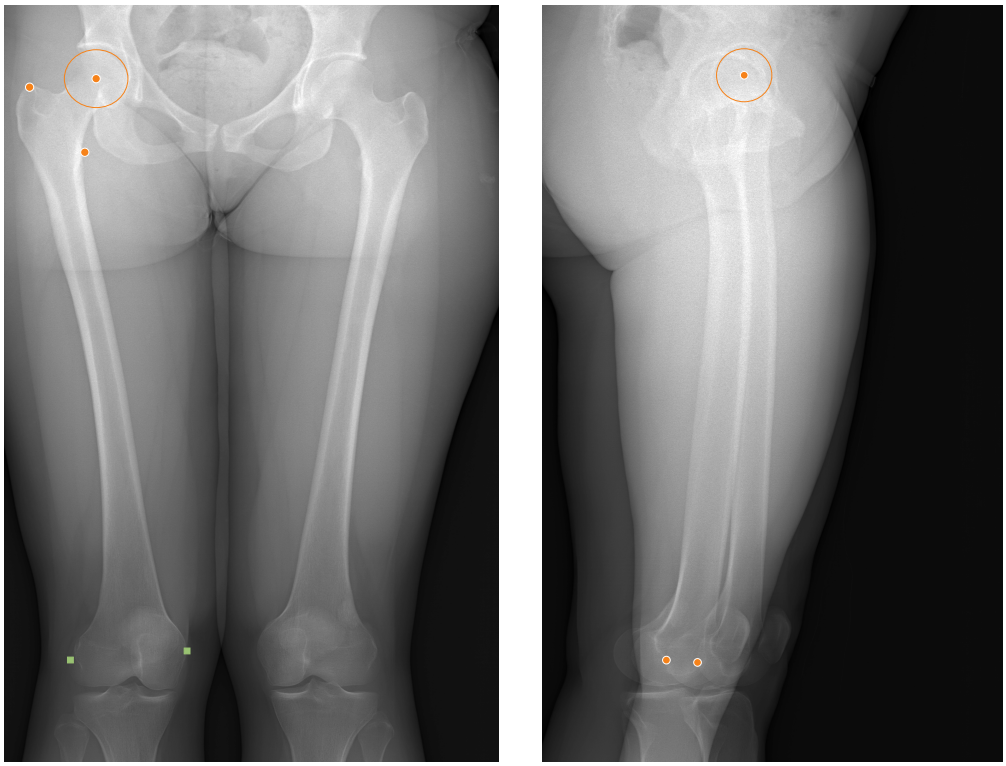


Figure 4.6 : Logigramme représentant les différentes étapes permettant d'aboutir à la solution initiale du fémur - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les trapèzes bleus les résultats intermédiaires

Il est d'abord requis que l'opérateur saisisse la sphère tête fémorale sur les deux vues ainsi que 6 NSCP aux niveaux trochantérien et condylien identifiés ci-après (Figure 4.7, Figure 4.8).

Une transformation $T_{GP_{EOS}}$ est calculée comme alignant le centre tête fémorale du modèle moyen avec le SCP saisi. Puis, les points condyles postérieurs du modèle précédent sont projetés sur les droites de rétroprojection des NSCP condyles. Ces projections permettent de mettre à jour la transformation rigide puis sont introduites dans la GPR. La même opération est réalisée avec les



(a) Vue frontale (b) Vue sagittale

Figure 4.7 : Saisie opérateur des 8 points nécessaires à la reconstruction du fémur - les ronds orange correspondent aux points déjà existants dans la V1 - les carrés verts aux points rajoutés

NSCP restants (trochanters et condyles latéraux).
L'ensemble du protocole décrit jusqu'ici est testé pour la configuration inversée et non inversée des points postérieurs condyles. Les critères de désambiguïsation décrit dans les paragraphes suivants permettront de choisir la bonne configuration.

Critère probabiliste pour la désambiguïsation

Comme nous l'avons souligné précédemment, il peut être difficile de distinguer le point condyle médial du latéral. A cette fin, nous proposons un premier critère probabiliste.
Il est possible, à partir de GP_{EOS} de tester successivement les positions inversées et non inversées des points condyles postérieurs. D'autre part, nous pouvons y associer une probabilité qui s'exprime de la manière suivante :

$$\text{proba}(p) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{3n}{2}}\sqrt{Det(\Sigma_{\text{EOS}})}} \exp\left(-\frac{1}{2}\,{}^{t}(p-\mu_{\text{EOS}})\Sigma_{\text{EOS}}^{-1}(p-\mu_{\text{EOS}})\right) \quad (4.7)$$

(a) Vue postérieure (b) Vue sagittale droite

Figure 4.8 : Points (en orange) correspondant à la saisie opérateur pour l'obtention de la solution initiale du fémur

avec $p \in \mathbb{R}^{3n}$ les n points tridimensionnels connus suite à la saisie initiale.

R En pratique on considérera le logarithme népérien de la probabilité qui est moins sujet aux erreurs numériques que proba(p).

A ce stade on peut donc supposer que pour deux formes reconstruites, l'une avec les condyles inversés et l'autre sans les condyles inversés, celle qui aura la probabilité la plus forte sera la plus probable. En d'autres termes, ce critère se formalise de la façon suivante :

Definition 4.3.1 — Critère probabiliste. on considérera que la saisie initiale décrite par l'ensemble des coordonnées p est en configuration inversée si :

$$max(\text{proba}(p), \text{proba}(p_{inverse})) = \text{proba}(p_{inverse}) \tag{4.8}$$

■

Critère morphologique adapté pour la désambiguïsation

Le ratio $\frac{D_l}{D_m}$ (Quijano et al., 2013b) (section 2.3.2) a été évalué pour 70 CT (TRAIN$_{\text{CT}}$ + VAL$_{\text{CT}}$). Après avoir vérifié la normalité de cette variable, il a été observé une moyenne μ_{ratio} de 0.66, un SD$_{\text{ratio}}$ de 0.046, un maximum de 0.78 et minimum de 0.54. Face à ces résultats, un critère supplémentaire a pu être établi et sera utilisé uniquement à la fin du processus de reconstruction.

Definition 4.3.2 — Critère morphologique adapté. on considérera que le fémur voit ses condyles inversés si :

$$\left|\frac{D_l}{D_m}\right| > \mu_{\text{ratio}} + 2\text{SD}_{\text{ratio}} \tag{4.9}$$

■

R Contrairement au critère probabiliste, le critère morphologique, comme nous le verrons ne sera appliqué d'emblée mais uniquement à la fin de la phase d'optimisation. Il permet un contrôle supplémentaire.

Extraction des contours du fémur

Conformément à la section 4.2.3, les silhouettes du fémur sont extraites mais ces dernières ne suffisent pas à obtenir une représentation suffisamment complète du fémur. À cet effet, les contours internes (trochlée, un des condyles, le grand et le petit trochanter) sont également calculés.

Segmentation à partir des contours initiaux

La segmentation suit un schéma identique à (Figure 4.3). Cependant pour introduire un coût lié à la saisie des sphères têtes fémorales, les contours, rétroprojetés, sur les deux vues, sont d'abord extraits. Puis la partie de ces contours qui coïncident avec la zone en regard de l'*acetabulum* est discrétisée en un ensemble de points. Ceux-ci sont intégrés dans la carte de coût de saisie, comme précédemment (section 4.2.3).

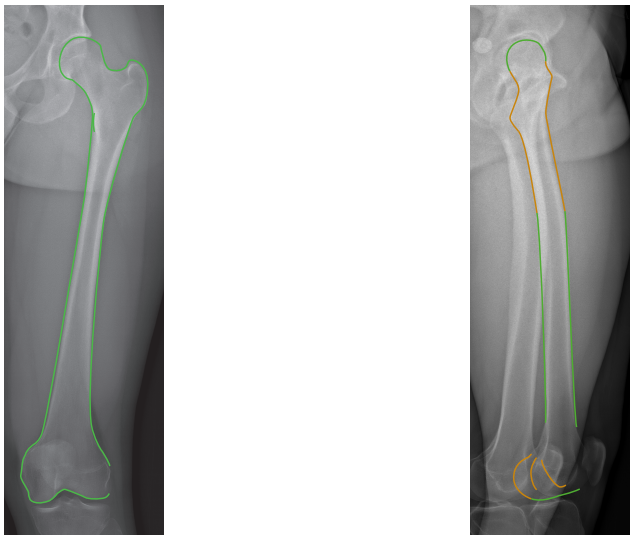
Déformation

Le processus de déformation est semblable à celui décrit (section 4.2.2). Les paramètres de variance dans la GPR pour chaque point saisi sont renseignés (Tableau C.3). À chaque itération, la transformation géométrique se fait en deux étapes. La GPR avec PDM donne une première estimation pour laquelle les contraintes appliquées sont respectées à une tolérance définie près et dans les limites de la base de données. Puis, un krigeage avec noyau gaussien ($\sigma = 5$, $s = 5$) est appliquée, permettant de s'affranchir des limites de la base de données.

Optimisation

L'optimisation de base décrite précédemment ne peut fonctionner en l'état pour le fémur. En effet, comme on le perçoit sur la vue sagittale (Figure 4.7b), de nombreuses superpositions ont lieu au niveau de la diaphyse proximale, du

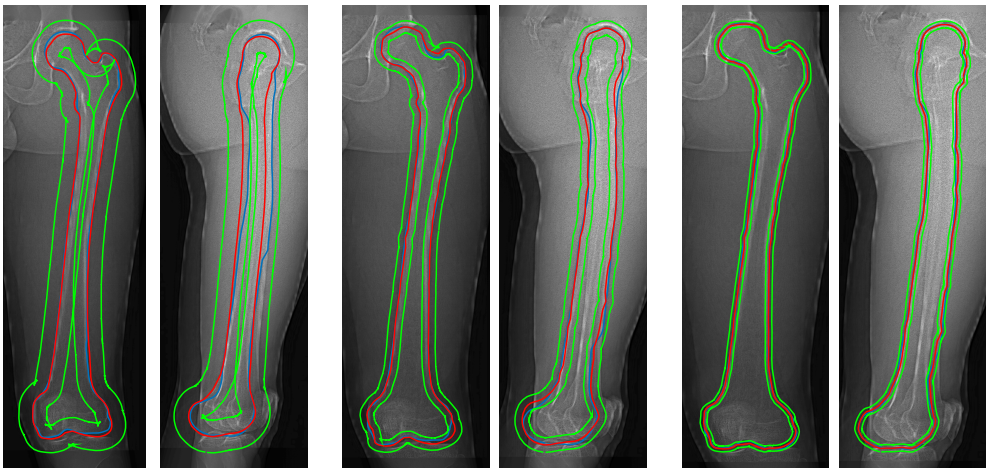
grand trochanter, de la zone antérieure distale et de la trochlée. Pour cette raison, ces régions (Figure 4.9) ne sont pas actives immédiatement dans la déformation (Figure 4.11). Seules les zones fiables sont actives tandis que le ruban du processus de segmentation se resserre, et que le modèle générique est itérativement déformé comme précédemment (section 4.2.2). D'autre part, comme le fémur est un objet avec une grande variabilité de forme, la carte de coût statistique est désactivée après les 3 premières itérations.



(a) Vue frontale (b) Vue sagittale

Figure 4.9 : Régions actives pour le fémur - dès la première itération (vert) - dès $i \geq 15$ ou déplacement < 3 mm (orange)

Enfin, une fois l'optimisation terminée (Figure 4.10), le rapport $\frac{D_l}{D_m}$ est calculé. Si celui-ci n'est pas compris dans l'intervalle de $\mu_{\text{ratio}} \pm 2\text{SD}_{\text{ratio}}$, toute la procédure est répétée en inversant les 2 points condyles postérieurs. A ce moment, parmi les deux formes obtenues pour les deux configurations, celle obtenant le ratio le plus probable est conservée.



(a) Solution initiale (b) Itération $i = 15$ ou déplacement < 3 mm (c) Dernière itération

Figure 4.10 : Résultat de la segmentation du fémur au cours des itérations - en vert, le ruban décrivant la zone de recherche - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent la rétroprojection de S_i - en bleu le résultat de la segmentation

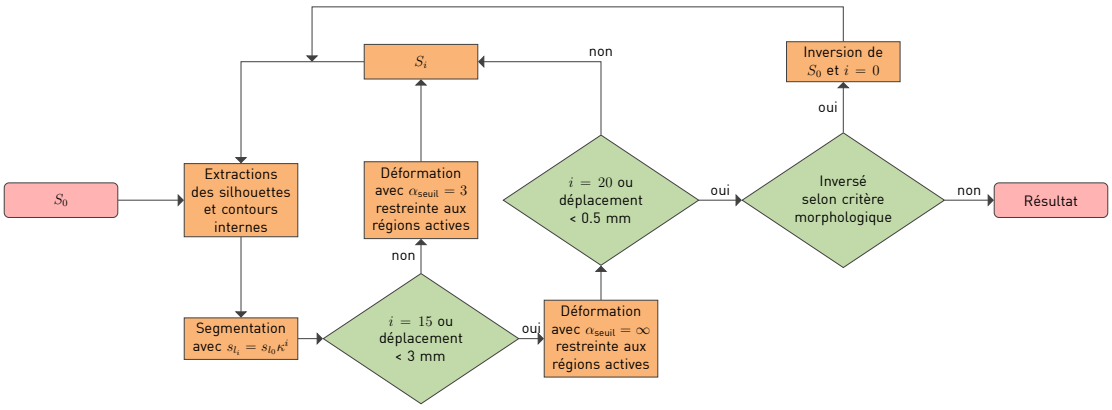
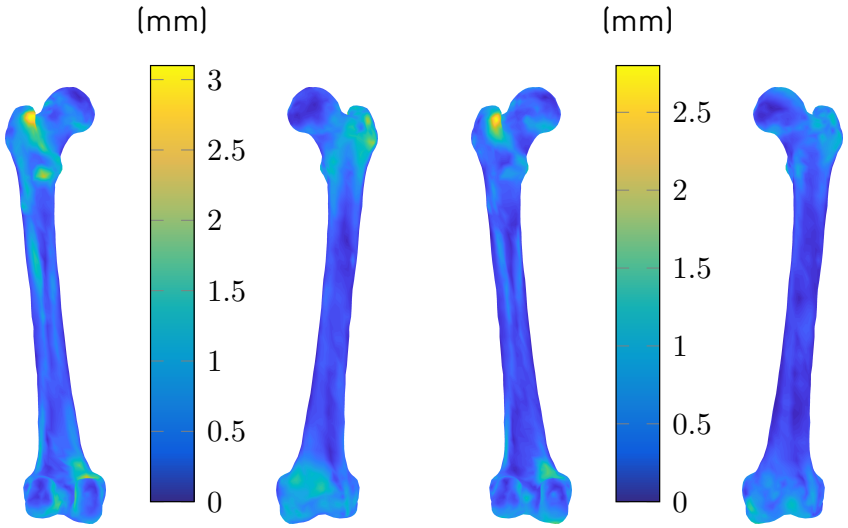


Figure 4.11 : Logigramme représentant le processus d'optimisation du fémur partant de S_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, en vert les décisions

Résultats

Précision de forme en comparaison au CT

On observe (Figure 4.12) une moyenne en termes de distance points surface sur l'ensemble du fémur de 1.0 mm et un SD moyen de 0.7 mm. Les erreurs moyennes maximales apparaissent au niveau postérieur du grand trochanter (3 mm), sur la partie antérieure du grand trochanter (2.5 mm) ainsi que sur la partie antérieure distale (1.5 mm). Les écarts-types, quant à eux, sont également plus élevés sur le grand trochanter (2.5 mm).



(a) Erreurs moyennes en mm (b) Ecarts types (1 SD) en mm

Figure 4.12 : Distances points surface entre la reconstruction issue de la V2 et la référence CT

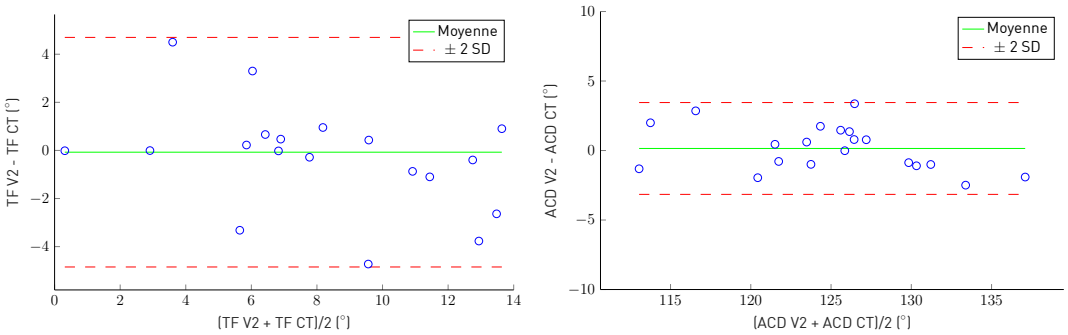
Précision des paramètres en comparaison au CT

Les principaux paramètres cliniques du fémur ont été calculés, comparés aux segmentations issues des CT et synthétisés dans le tableau suivant (Tableau 4.2) :

Paramètres	Moyenne	2 SD
AFM (°)	0.8	3.3
HKS (°)	0.3	0.8
TF (°)	-0.07	4.8
ACD (°)	0.1	3.3
Longueur (mm)	0.3	1.8

Tableau 4.2 : Différence des paramètres cliniques d'intérêts fémoraux entre les reconstructions de la V2 et de la référence CT

Les graphiques de Bland-Altman ont également été établis pour tous les paramètres du (Tableau 4.2), seul un sous-ensemble (Figure 4.13a, Figure 4.13b) est présenté dans cette section, ceux manquants sont reportés en annexe (sous-section C.I.2).



(a) Erreurs de TF (b) Erreurs d'ACD

Figure 4.13 : Graphiques de Bland-Altman de paramètres fémoraux

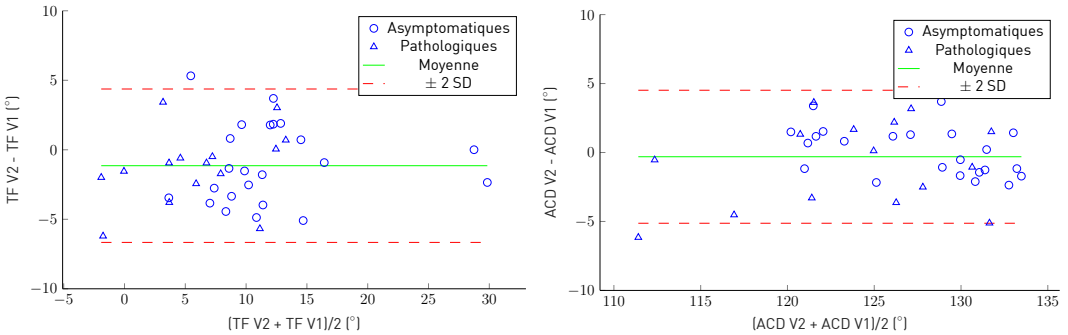
Comparaison à la V1

Les principaux paramètres cliniques du fémur ont été calculés, comparés à la V1 et synthétisés dans le tableau suivant (Tableau 4.3) :

Paramètres	Moyenne	2 SD
AFM (°)	-0.004	2.9
HKS (°)	-0.09	1.1
TF (°)	-1.14	5.4
ACD (°)	-0.3	4.8
Longueur (mm)	0.08	2.0

Tableau 4.3 : Différence des paramètres cliniques d'intérêts fémoraux entre les reconstructions de la V2 et la V1

Les graphiques de Bland-Altman ont également été établis pour tous les paramètres du (Tableau 4.3), seul un sous-ensemble (Figure 4.14a, Figure 4.14b) est présenté dans cette section, ceux manquants sont reportés en annexe (sous-section C.I.3).



(a) Erreurs de TF (b) Erreurs d'ACD

Figure 4.14 : Graphiques de Bland-Altman de paramètres fémoraux

Étude de reproductibilité

Les résultats de l'étude de reproductibilité faisant intervenir 3 opérateurs ont permis de déduire (Tableau 4.4) les écarts type de reproductibilité selon la norme ISO 5425-2. Le temps de saisie opérateur pour la reconstruction du fémur varie entre une minute et une minute et demie.

Paramètres	Sains V1/V2		Pathologiques V1/V2	
AFM (°)	1.3	1.2	1.4	1.3
HKS (°)	0.8	0.4	0.5	0.5
TF (°)	3.8	2.4	4.5	3.0
ACD (°)	3.0	1.0	3.7	1.8
Longueur (mm)	1.8	0.9	1.7	1.3

Tableau 4.4 : 2 SD_{REPRO} d'une série de paramètres cliniques fémoraux issus d'une base de données de sujets sains et pathologiques reconstruits à partir de radiographies bi-planes en utilisant la V2. Comparaison de la V2 (chiffres en verts) avec la V1 (chiffres en rouge)

Discussion

Comparativement à la V1, en plus d'avoir réduit le nombre de points à identifier sur les radiographies, nous sommes capables de désambiguïser les points condyles postérieurs. Après construction de la solution initiale, l'ajustement est cette fois entièrement automatisé. De plus, nous avons introduit une double étape de déformation combinant GPR et krigeage permettant de s'affranchir des problèmes liés à la diversité de la base de données sur laquelle s'appuient habituellement les PDM.

Les erreurs maximales sur la zone supérieure du grand trochanter n'ont aucun impact sur le calcul des paramètres cliniques. Par ailleurs, comparé à la méthode précédente les erreurs sur la forme sont légèrement plus faibles (moyenne de 1.0 mm contre 1.3 mm, 1 SD de 0.8 mm contre 1.8 mm).

Les erreurs de TF que nous obtenons sont légèrement supérieures mais restent comparables à l'évaluation de la V1.2 en justesse (maximum de 4.7 ° contre 3.5 °). Il a par ailleurs été vérifié visuellement, que pour chaque individu reconstruit les condyles n'aient pas été inversés, ce qui s'est effectivement avéré pour tous les sujets.

D'autre part, lors de la comparaison des fémurs reconstruits par la V2 et la version précédente, pour tous les paramètres, les moyennes signées observés sont faibles et les intervalles de confiance restent proche de ceux annoncés par (Quijano et al., 2013a) en termes de reproductibilité (V2 *vs.* V1) : 2.9° pour l'ACD contre 4.8 °, 0.7 ° pour l'HKS contre 1.1 °, 2.3° pour l'AFM contre 2.9 °, 5.0° pour

la TF contre 5.4°, 2.4 mm pour la longueur contre 2.0 mm. Enfin, le processus mis en œuvre semble se comporter de manière similaire que le patient soit pathologique ou non (Figure 4.14a).
D'autre part, l'étude de reproductibilité (Tableau 4.4) montre que les incertitudes sont systématiquement plus faibles relativement à la V1. Rappelons également que seul un des opérateurs est un expert. Ceci démontre que la V2, contrairement à la V1 nécessite une faible période d'apprentissage (un quart d'heure) et permet l'obtention de résultats proches de ceux de l'expert.

4.3.3 Reconstruction du tibia

Matériel et méthodes

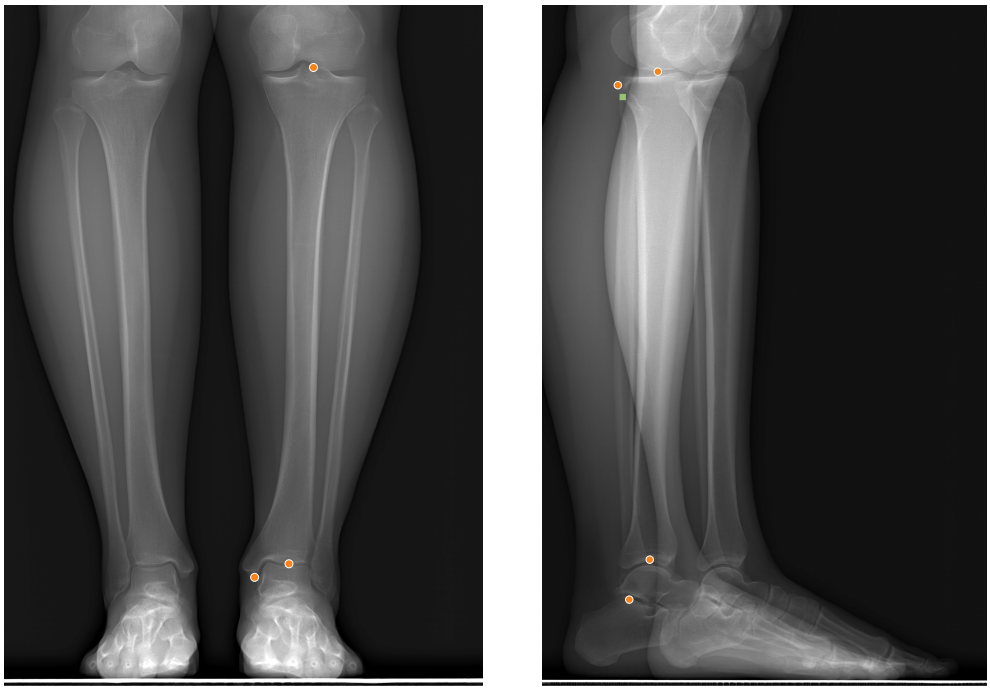
Bases de données

Bases de données	Os	N	P	A	Origine	Age moyen [et étendue]	IVV	IVT	Caractéristiques
$\text{TRAIN}_{\text{EOS}}$	tibias + *fibulas*	128	_	128	Interne	32 [21 - 56]	x		Os reconstruits avec la V1
TRAIN_{CT}	tibias + *fibulas*	70	N.D.	N.D.	Kistler et al., 2013	62 [22 - 89]		x	CT cadavériques de coupes de 1.0 mm d'épaisseur
VAL_{EOS}	tibias + *fibulas*	22	_	22	Interne	36 [23 - 74]	x		Tibias reconstruits à partir de la V1 + radios
VAL_{EOS}	tibias + *fibulas*	15	15	_	Interne	67 [55 - 74]	x		Tibias pathologiques (arthrose) reconstruits à partir de la V1 + radios
VAL_{CT}	tibias + *fibulas*	9	N.D.	N.D.	Interne	N.D.		x	CT cadavériques de coupes de 1.0 mm d'épaisseur + radios
$\text{VAL}_{\text{Repro}}$	tibias	30	20	10	Interne	53 [23 - 79]	x		Radios

Tableau 4.5 : Base de données relatives au tibia - N : le nombre de sujets total - P : le nombre de sujets pathologiques - A : le nombre de sujets asymptomatiques - IVV : données *in-vivo* - IVT : données *in-vitro*

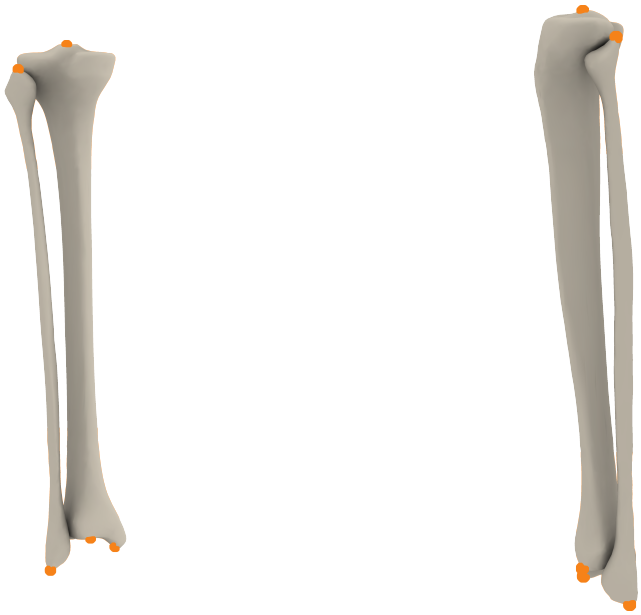
Solution initiale

Pour reconstruire le tibia (Figure 4.15, Figure 4.16), 2 SCP (centre épines et centre articulation distale) sont saisis par l'opérateur, de même qu'1 NSCP (malléole médiale) sur la vue frontale et 3 sur la vue sagittale (point condyle le plus postérieur dans le plan de l'image, extrémité de la *fibula* proximale, extrémité malléole externe). Une première transformation $T_{\text{GP}_{\text{EOS}}}$ est calculée à partir des 2 SCP : les centres épines et articulation distale. Ensuite, ces mêmes points sont utilisés dans une GPR avec $T_{\text{GP}_{\text{EOS}}}$. La transformation $T_{\text{GP}_{\text{CT}}}$ alignant le résultat de cette GPR au modèle moyen de GP_{CT} est alors déterminée. Puis, une GPR avec $T_{\text{GP}_{\text{CT}}}$ est effectuée. À la fin de ce processus, nous obtenons donc la solution initiale S_0 du tibia et de la *fibula*.



(a) Vue frontale (b) Vue sagittale

Figure 4.15 : Saisie opérateur des 8 points sur la partie tibiale - les ronds orange correspondent aux points déjà existants dans la V1 - les carrés verts aux points rajoutés



(a) Vue postérieure (b) Vue sagittale droite

Figure 4.16 : Points (en orange) correspondant à la saisie opérateur pour l'obtention de la solution initiale du tibia

Extraction des contours du tibia

Comme dans le cas du fémur, les silhouettes du tibia et du péroné sont extraites. D'autre part, les contours internes relatifs à la partie de l'articulation distale antérieure et de la malléole latérale sont également générés.

Segmentation à partir des contours initiaux

La segmentation suit un schéma semblable au fémur avec les paramètres indiqués (Tableau C.4). Seulement, nous rajoutons ici une fonctionnalité permettant de générer des reconstructions fiables quand bien même des instrumentations métalliques viendraient altérer l'image. En effet, ce type d'objet, ayant une forte densité, de forts gradients y sont associés, perturbant de ce fait l'algorithme de segmentation jusqu'alors mis en œuvre. La solution qui est apportée ici consiste à ignorer les lignes de $I_{\text{redressée}}$ dépassant un seuil $\text{seuil}_{\text{métal}}$. Celui-ci est calculé comme suit.

Definition 4.3.3 — Détermination du seuil métal.

$$\text{seuil}_{\text{métal}} = 0.9 \cdot (max\,(I_{\text{redressée}}) - min\,(I_{\text{redressée}})) \tag{4.10}$$

Bien que ce seuil (Équation 4.10) ne permette qu'une identification grossière des zones métalliques, elle reste néanmoins suffisante pour déterminer les lignes de $I_{\text{redressée}}$ devant être ignorées. En revanche, cette fonctionnalité n'est rendue active que si l'opérateur indique explicitement que la radiographie comporte des objets métalliques.

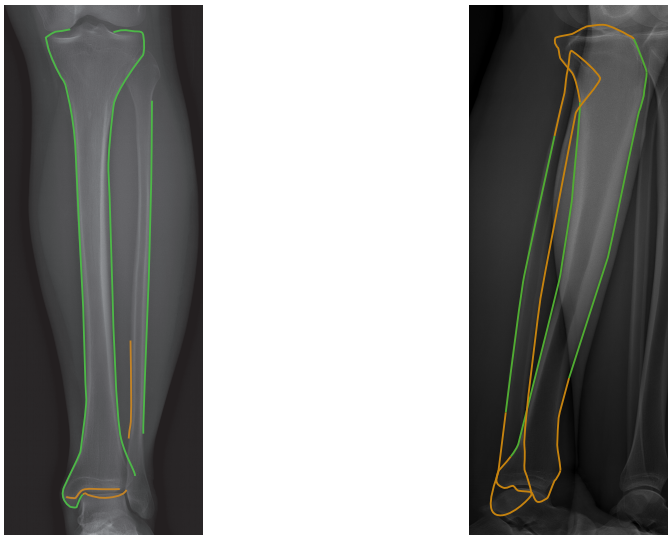
Déformation

Le processus de déformation est identique à celui du fémur avec les deux étapes successives de GPR avec base de données et GPR avec noyau gaussien. Les paramètres de variance dans la GPR pour chaque point saisi sont renseignés (Tableau C.5).

Optimisation

L'étape d'optimisation (Figure 4.18) se déroule de façon similaire au fémur, c'est-à-dire, en désactivant les régions non fiables durant les premières itérations. Cependant, une stratégie particulière a été adoptée pour éviter d'avoir à désambiguïser les points condyles postérieurs. Comme évoqué précédemment, l'opérateur doit saisir le point condyle le plus postérieur dans le plan de l'image. Ce point-ci n'apparaît pas dans le Tableau C.5 situé en annexe puisqu'il inter-

vient uniquement pour guider la silhouette du tibia dans la carte de coût liée à la saisie. En réalité, la rotation axiale du tibia est ici orientée en partie grâce au NSCP *fibula* proximale facilement identifiable en vue sagittale (Figure 4.16b).
D'autre part, la carte de coût statistique est uniquement activée pour la silhouette tibiale en vue frontale. Son objectif est de permettre la dissociation entre le bord latéral de la diaphyse de la *fibula* et du tibia. Elle ne sera désactivée qu'à la dixième itération, *i.e.*, quand la largeur du ruban est suffisamment étroite pour ne plus contenir la *fibula*. En réalité, cette carte de coût n'est pas active pour les autres contours car elle n'apporte aucune information supplémentaire. Dans le cas de la silhouette tibiale en vue sagittale, elle ne permet pas une distinction fine entre la diaphyse tibiale antérieure, et l'enveloppe externe qui se traduisent sur (Figure 4.16b) par deux bords osseux très proches aux gradients similaires. La seule solution a été de désactiver ces régions (Figure 4.17).



(a) Vue frontale (b) Vue sagittale

Figure 4.17 : Régions actives pour le tibia - dès la première itération (vert) - dès $i \geq 15$ ou déplacement < 3 mm (orange)

Méthodes d'évaluation

Les 9 tibias *in-vitro* ont été reconstruits suivant la méthode décrite. Les CT associés ont été segmentés à l'aide de MITK-GEM, recalés, puis utilisés comme référence dans le processus d'évaluation. Ainsi, les tibias reconstruits ont pu être comparés en termes de précision de forme et de justesse des paramètres cliniques.
D'autre part, pour évaluer nos reconstructions en *in-vivo*, 37 tibias ont été re-

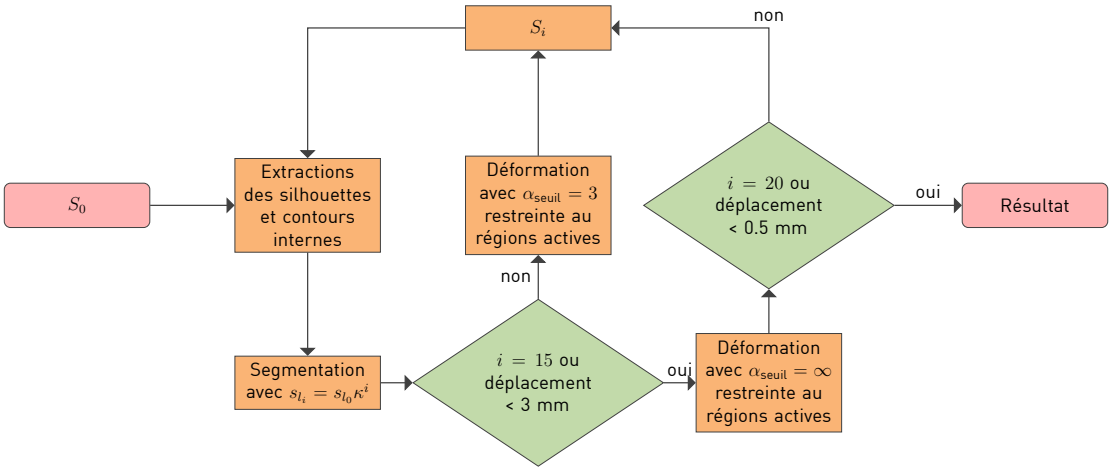


Figure 4.18 : Logigramme représentant le processus d'optimisation du tibia partant de S_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, en vert les décisions

construits par un expert par la méthode précédente (Quijano et al., 2013a) et celle venant d'être décrite. Les paramètres cliniques sont ensuite calculés et comparés au travers des deux processus de reconstruction.

Résultats

Précision de forme en comparaison au CT

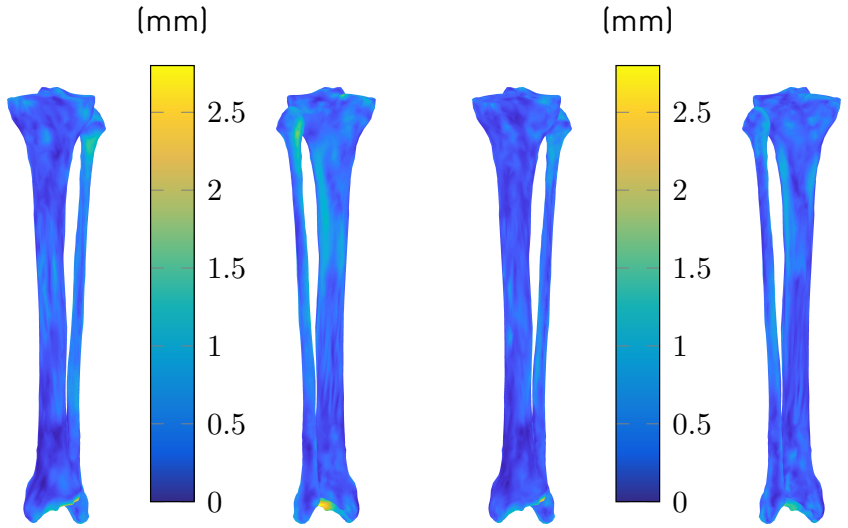
On observe (Figure 4.19) une moyenne en termes de distance points surface sur l'ensemble du tibia de 1.1 mm et un SD moyen de 0.8 mm. Les erreurs moyennes (Figure 4.19a) maximales apparaissent au niveau du rebord antérieur de l'articulation distale (4 mm). Les écarts-types (Figure 4.19b) sont plus élevés également sur cette zone (3.5 mm).

Précision des paramètres en comparaison au CT

Les principaux paramètres cliniques de chaque tibia ont été calculés, comparés aux segmentations issues des CT et synthétisés dans le tableau suivant (Tableau 4.6) :

Paramètres	Moyenne	2 SD
ATM (°)	-2.1	4.8
TT (°)	-1.8	5.2
Longueur (mm)	1.7	3.2

Tableau 4.6 : Différence des paramètres cliniques d'intérêts tibiaux entre les reconstructions de la V2 et CT



(a) Erreurs moyennes en mm (b) Ecarts types (1 SD) en mm

Figure 4.19 : Distances points surface entre la reconstruction EOS et la référence CT

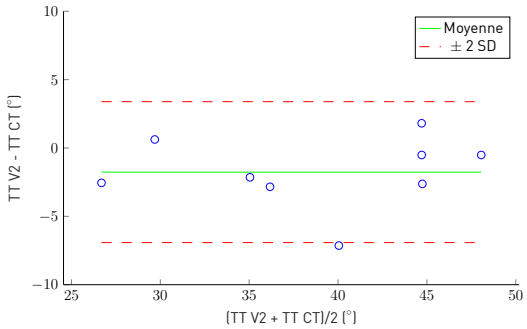


Figure 4.20 : Graphique de Bland-Altman des erreurs de torsion tibiale

Comparaison à la V1

Les principaux paramètres cliniques de chaque tibia ont été calculés, comparés à la méthode précédente et synthétisés dans le tableau suivant (Tableau 4.7) :

Paramètres	Moyenne	2 SD
ATM (°)	-1.0	4.3
TT (°)	1.0	7.0
Longueur (mm)	-3.8	4.0

Tableau 4.7 : Différence des paramètres cliniques d'intérêts tibiaux entre les reconstructions de la V2 et la V1

Les graphiques de Bland-Altman ont également été établis pour tous les paramètres du (Tableau 4.7), seule la TT (Figure 4.21) est présentée dans

cette section, les graphiques complémentaires sont reportés en annexe (sous-section C.II.2).

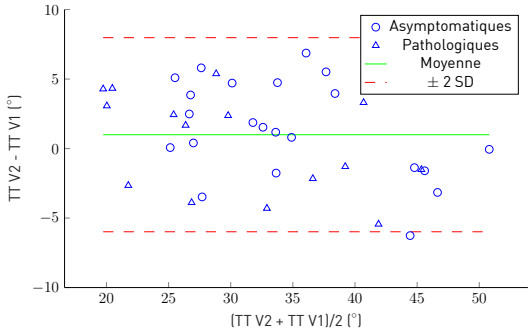


Figure 4.21 : Graphique de Bland-Altman des erreurs de torsion tibiale

Étude de reproductibilité

Les résultats de l'étude de reproductibilité faisant intervenir 3 opérateurs ont permis de déduire (Tableau 4.8) les écarts type de reproductibilité selon la norme ISO 5425-2. Le temps de saisie opérateur pour la reconstruction du tibia varie entre une minute et une minute et demie.

Paramètres	Sains V1/V2		Pathologiques V1/V2	
ATM (°)	2.6	0.9	2.6	1.1
TT (°)	4.9	3.6	5.2	4.1
Longueur (mm)	2.3	1.6	2.4	1.6

Tableau 4.8 : 2 SD_{REPRO} d'une série de paramètres cliniques tibiaux issus d'une base de données de sujets sains et pathologiques reconstruits à partir de radiographies bi-planes en utilisant la V2. Comparaison de la V2 (chiffres en verts) avec la V1.2 (chiffres en rouge)

Discussion

Comparativement à la V1, nous avons réduit le nombre d'identifications sur les radiographies. Nous avons également contourné le problème de désambiguïsation en ajoutant un point sur l'apex de la *fibula* pour guider l'orientation. En plus des bénéfices déjà apportés sur les structures osseuses vues précédemment, nous avons ajouté la possibilité de générer une reconstruction à partir de radiographies contenant des objets métalliques.

Les erreurs importantes au niveau de l'articulation distale antérieure s'expliquent par les occlusions métalliques. Néanmoins, cette partie n'affecte pas le calcul des paramètres cliniques. D'ailleurs, par rapport à la V1, on observe

en termes de précision de forme une amélioration sur l'ensemble du tibia (moyenne de 1.1 mm contre 1.3 mm, 1 SD de 0.8 mm contre 1.6 mm). Toujours en termes de justesse et comparativement à la V1.2, les paramètres de TT que nous obtenons ont une erreur maximale plus élevée (7.1 ° contre 4.5°). En revanche les 2SD que nous observons pour la TT sont proches de ceux déterminés dans l'étude de reproductibilité de la V1.2 (5.2° contre 4.9°).
Par ailleurs, si l'on considère les paramètres issus des reconstructions la V1.2 et de la V2 à partir de VAL_{EOS}, les différences de TT et de longueur sont plus élevées que celles observées par rapport au CT. Cette observation n'est pas étonnante puisque dans ce cas, les erreurs des deux méthodes sont cumulées. En revanche, pour l'ATM, la moyenne signée et les 2SD sont plus faibles que ceux observés en justesse.
Par ailleurs, le processus mis en œuvre semble se comporter de manière similaire que le patient soit pathologique ou non (Figure 4.21).
D'autre part, l'étude de reproductibilité (Tableau 4.8) montre que les incertitudes sont systématiquement plus faibles relativement à la V1.2. Rappelons également que seul un des opérateurs est un expert. Ceci démontre que la V2, contrairement à la V1 nécessite une faible période d'apprentissage (un quart d'heure) et permet l'obtention pour des résultats proches de ceux de l'expert.

4.3.4 Reconstruction de la *patella*

Matériel et méthodes

Bases de données

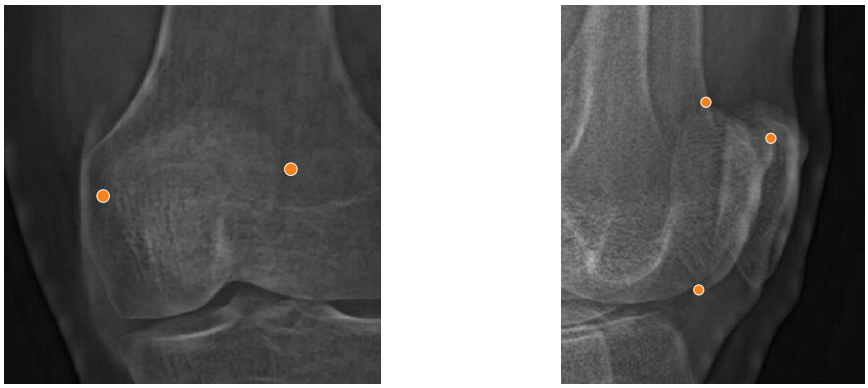
Bases de données	Os	N	Origine	Age moyen [et étendue]	IVV	IVT	Caractéristiques
$TRAIN_{EOS}$	fémurs + *patellas*	48	Interne	44 [21 -71]		x	Os reconstruits avec la V1 et (Eustache et al., 2013)
$TRAIN_{CT}$	*patellas*	38	Eustache et al., 2013	57 [22 - 89]		x	CT cadavériques de coupes de 1.0 mm d'épaisseur
VAL_{EOS}	*patellas*	22	Interne	36 [23 - 74]		x	*Patellas* asymptomatiques reconstruites à partir de (Eustache et al., 2013) + radios *in-vivo*

Tableau 4.9 : Base de données relatives à la *patella* - N : le nombre de sujets total - IVV : données *in-vivo* - IVT : données *in-vitro*

Solution initiale

Pour la génération de la solution initiale (Figure 4.24), on suppose dans un premier temps que le fémur a déjà été reconstruit (sous-section 4.3.2). Puis, 3

NSCP sont saisis sur la vue sagittale (point le plus supérieur, point le plus inférieur, point le plus antérieur sur la crête supérieure) et 2 NSCP (points médial et latéral) sur la vue frontale. Ces points anatomiques ont préalablement été placés sur le modèle moyen de la *patella* (Figure 4.23) et sont identifiés, pour chaque sujet, sur les radiographies bi-planes (Figure 4.22).



(a) Vue frontale (b) Vue sagittale

Figure 4.22 : Saisie opérateur des 5 points nécessaires à la reconstruction de la *patella*

(a) Vue postérieure (b) Vue sagittale droite

Figure 4.23 : Points (en orange) correspondant à la saisie opérateur pour l'obtention de la solution initiale de la *patella*

Une transformation rigide $T_{\text{GP}_{\text{EOS}}}$ est calculée permettant d'aligner le fémur déjà reconstruit sur le modèle moyen. Puis, la même transformation géométrique est appliquée à la *patella*. Enfin une GPR ($\sigma^2 = 5$ permet de prédire la moyenne postérieure $\bar{\mu}_{\text{EOS}}$ et le noyau postérieur $\bar{\Sigma}_{\text{EOS}}$. À ce stade, la position et la forme de la rotule est connue grossièrement. L'étape suivante consiste donc à affiner cette solution S_{gross} en utilisant la saisie opérateur.
Connaissant l'environnement de calibration, les droites de contrainte sont calculées à partir des NSCP. Or les indices des nœuds associés à ces points ont

été préalablement identifiés sur le maillage. De cette manière, pour chacun des 5 points, un point 3D peut être extrait de S_{gross} puis projeté sur les droites de contraintes associées. Ces projections sont par la suite transformées par $T_{\text{GP}_{\text{CT}}}$ et employées comme seules variables de prédiction dans la GPR utilisant GP_{CT}. Cette dernière opération donne lieu à la solution initiale S_0.

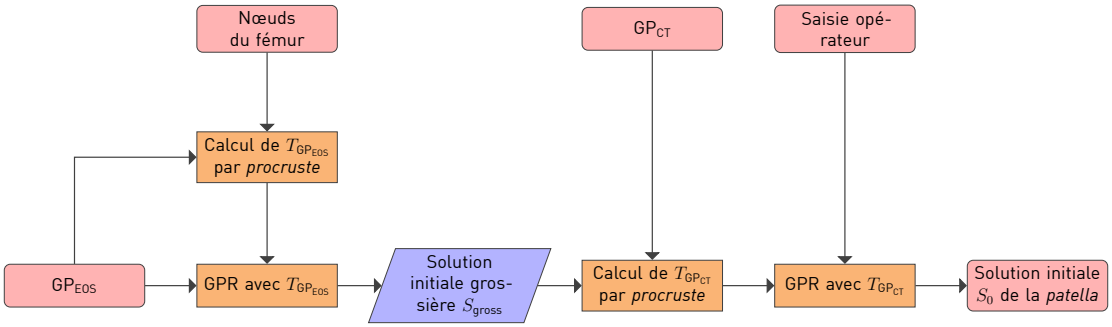


Figure 4.24 : Logigramme représentant les différentes étapes permettant d'aboutir à la solution initiale de la *patella* - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les trapèzes bleus les résultats intermédiaires

Segmentation à partir des contours initiaux

Déformation

Le processus de déformation est identique à celui décrit section 4.2.2. Les paramètres de variance dans la GPR pour chaque point saisi sont renseignés en annexe Tableau C.6.

Optimisation

L'étape d'optimisation est en tout point identique à celle décrite en préambule (section 4.2.3).

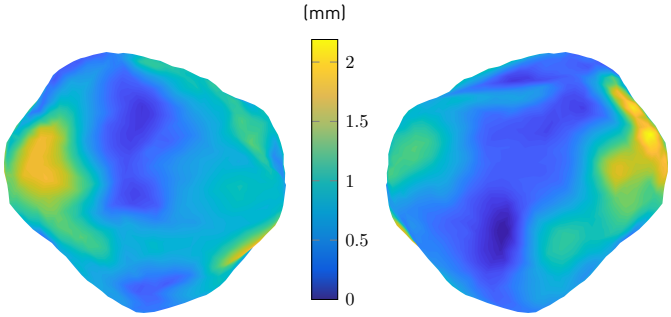
Évaluation

Pour évaluer le processus de reconstruction de la *patella*, celles-ci ont d'abord été reconstruites par un expert qualifié utilisant la méthode précédente (Laporte, 2002 ; Eustache et al., 2013) à partir de la base de données de validation. Les maillages obtenus ont ensuite été comparés à ceux obtenus à l'aide du processus décrit précédemment en termes de distances points surface.

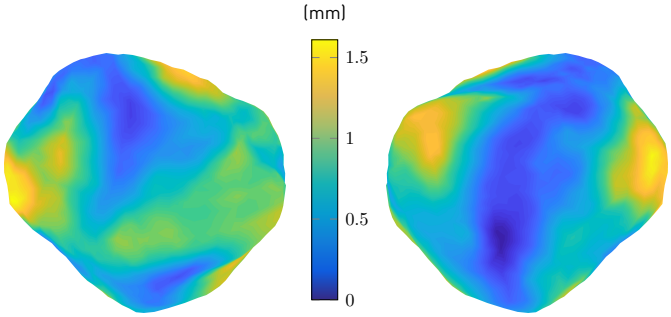
Résultats

Précision de forme en comparaison à la méthode précédente

On observe (Figure 4.25) une moyenne en termes de distance points surface sur l'ensemble de la *patella* de 1.0 mm et un SD moyen de 0.8 mm. Les erreurs maximales apparaissent au niveau latéral (2 mm en moyenne).



(a) Erreurs moyennes en mm



(b) Ecarts types (1 SD) en mm

Figure 4.25 : Distances points surface entre la reconstruction issue de la V2 et la V1

Discussion

Si la méthode précédente nécessitait de saisir manuellement les contours de la *patella* (Laporte, 2002 ; Eustache et al., 2013), nous nous en affranchissons ici en n'utilisant que quelques points faciles à identifier. Ceux-ci permettent par la suite un ajustement entièrement automatique des contours. Cette segmentation robuste a pu être effectuée en combinant le *minimal path* (en y intégrant une carte de saisie et statistique) et le GPR.
Les erreurs en termes de distances points surface sont comparables à celles de la méthode précédente (moyenne de 0.6 mm et 1 SD de 0.8 mm dans (Laporte, 2002). D'autre part, cet algorithme n'a pu être évalué que sur des modalités réelles car la génération de DRR, compte tenu de la résolution des CT (de l'ordre du millimètre) ne permet pas d'obtenir un contraste suffisant pour une reconstruction de qualité.

En revanche, si les incertitudes opérateurs sont intégrées dans la génération de la solution initiale et prises en compte dans la phase d'ajustement automatique, une étude de reproductibilité permettra d'évaluer rigoureusement la dépendance opérateur.

4.3.5 Reconstruction du bassin

Matériel et méthodes

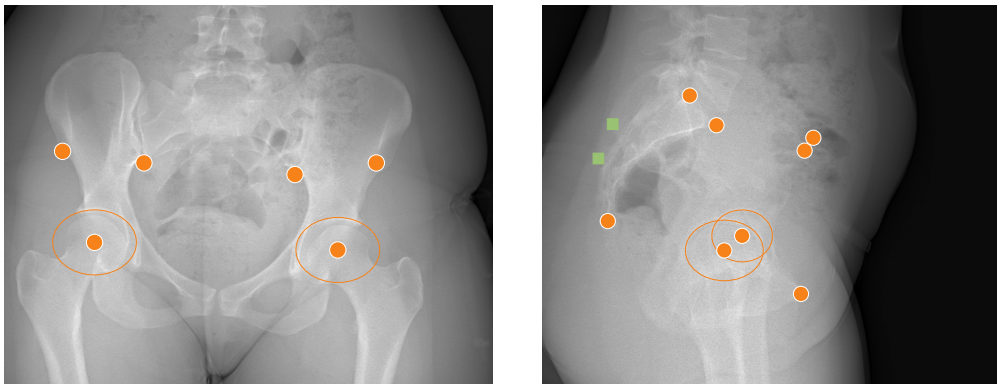
Bases de données

Bases de données	Os	N	P	A	Origine	Age moyen [et étendue]	IVV	IVT	Caractéristiques
$TRAIN_{EOS}$	bassins	97	_	97	interne	44 [21 - 71]	x		Os reconstruits avec (Vancura et al., 2008)
VAL_{EOS+CT}	bassins	13	8	5	Interne	51 [30 - 67]	x		CT (épaisseur coupe 1 mm) de 5 bassins asymptomatiques et 8 pathologiques (coxarthrose) + radios associées

Tableau 4.10 : Base de données relatives au bassin - N : le nombre de sujets total - P : le nombre de sujets pathologiques - A : le nombre de sujets asymptomatiques - IVV : données *in-vivo* - IVT : données *in-vitro*

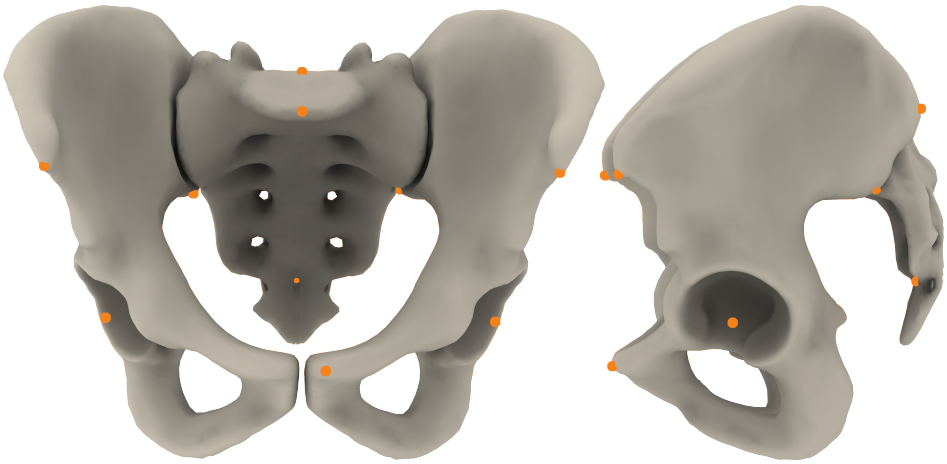
Solution initiale

4 SCP (sphères cotyles, épines antérieures des ailes iliaques) sont saisis (Figure 4.26) par l'opérateur ainsi que 6 NSCP sur la vue sagittale (promontoire inférieur et supérieur, points postérieurs des ailes, point antérieur de la symphyse, pointe coccyx) et 2 NSCP en vue frontale (épines postérieures des ailes iliaques). Les points correspondants sont également indiqués sur le modèle générique de bassin (Figure 4.27).



(a) Vue postérieure (b) Vue sagittale droite

Figure 4.26 : Saisie opérateur des 16 points nécessaires à la reconstruction du bassin - les ronds orange correspondent aux points déjà existants dans la méthode précédente - les carrés verts aux points rajoutés



(a) Vue postérieure (b) Vue sagittale droite

Figure 4.27 : Points correspondant à la saisie opérateur pour l'obtention de la solution initiale du bassin

Les 4 SCP permettent de déterminer la transformation $T_{\mathrm{GP}_{\mathrm{EOS}}}$ alignant les points correspondants sur le modèle moyen de $\mathrm{TRAIN}_{\mathrm{EOS}}$. Puis, toujours à partir de ces SCP, une GPR avec $T_{\mathrm{GP}_{\mathrm{EOS}}}$ permet d'aboutir à une solution temporaire. Les points de cette solution temporaire associés aux NSCP sont ensuite projetés sur leur droite de contrainte (Figure 4.2). En prenant en compte l'ensemble de ces points, une nouvelle transformation $T_{\mathrm{GP}_{\mathrm{EOS}}}$ est déterminée et une deuxième GPR avec $T_{\mathrm{GP}_{\mathrm{EOS}}}$ est effectuée à partir de ces premiers (voir Tableau C.8 en annexe).

Extraction des contours du bassin

Au-delà des silhouettes des 2 ailes iliaques (Figure 4.31) en vue frontale et sagittale, nous extrayons également la silhouette du sacrum restreinte au pro-

montoire ainsi que certains contours internes. Parmi ceux-ci, figurent les bords supérieurs et inférieurs des cotyles, la ligne de crête générée par le fond du cotyle, mais aussi les bords du *foramen*.

Segmentation à partir des contours initiaux

De nombreux paramètres cliniques sont liés à la région du cotyle qui s'avère être une zone générant peu de contraste sur les radiographies. Comme aucune des stratégies mises en place jusqu'à présent ne permet une bonne segmentation de ces zones, nous avons fait appel ici aux CNN.
Pour ce faire, 157 images radiographiques et leur reconstruction de bassin (Vancura et al., 2008) ont permis d'extraire automatiquement plusieurs contours d'intérêts (bord supérieur, bord antérieur et fond du cotyle). Ainsi, une dizaine de patchs de taille 248×248 pixels (résolution 0.372 mm) ont été extraits (Figure 4.34a) de façon aléatoire dans une zone de 5 mm autour du centre de ces contours. Ceux-ci sont ensuite utilisés pour générer un masque (Figure 4.28). Ce masque est flouté par un filtre gaussien visant à modéliser l'incertitude du contour puisqu'il est issu d'une reconstruction 3D dépendant de l'opérateur.

(a) Patch (b) Fond cotyle (c) Bord postérieur (d) Bord antérieur

Figure 4.28 : Exemples de masques générés à partir d'un patch extrait

L'architecture de réseau (Figure 4.29) mise en place est adaptée de (Belagiannis et al., 2016). Celui-ci présente l'avantage d'intégrer un module récurent avec des *loss functions* intermédiaires qui permettent d'apprendre des filtres facilitant eux-même l'apprentissage des couches suivantes. Cette stratégie est d'ailleurs particulièrement efficace pour les problèmes de *vanishing gradient* (Hochreiter, 1998). Cependant, comme nous avons un nombre restreint de données, pour faire face au sur-apprentissage nous avons réduit la profondeur des filtres. À travers ce réseau l'objectif est de résoudre un problème de régression qui transforme le patch d'entrée en un masque soulignant les zones de contours. Le tout est optimisé par *backpropagation* avec un algorithme de descente de gradient stochastique Les *loss functions* utilisées sont une MSE

du résultat de la *forward propagation* en comparaison avec le masque dont les pixels sont pondérés. Cette pondération est effectuée en fonction du nombre de pixels blancs et de noirs.

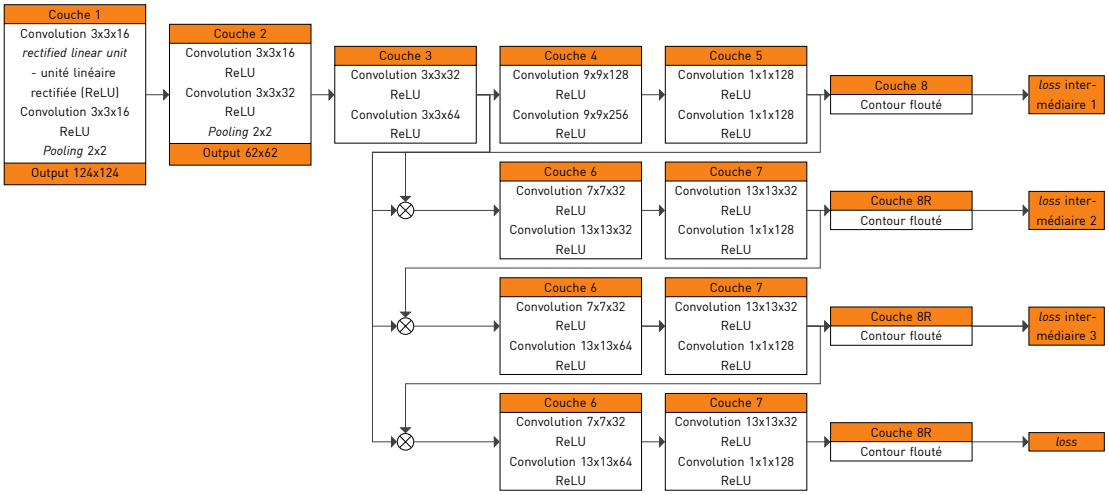


Figure 4.29 : Architecture du CNN utilisé, adaptée de (Belagiannis et al., 2016) - le symbole $\otimes$ représente une opération de concaténation

Le tout est entraîné sur 30 *epochs*, en considérant 25% de nos images pour la validation et 75% pour l'entraînement. Le schéma général de segmentation (Figure 4.30) est similaire au fémur et au tibia mais la carte de coût liée aux statistiques est cette fois remplacée (Équation 4.11) par la carte de poids établie grâce aux CNN.

Definition 4.3.4 — Calcul de la carte globale de coût.

$$\text{Carte}_{\text{globale}} = ((1 - \omega_{\text{CNN}})\,\text{Carte}_{\text{gradient}} + \omega_{\text{CNN}}\text{Carte}_{\text{CNN}}) \circ \text{Carte}_{\text{saisie}} \quad (4.11)$$

où $\circ$ correspond à l'opération produit élémentaire. ■

R Pour tous les contours du bassin impliqués, $\omega_{\text{CNN}} = 5$

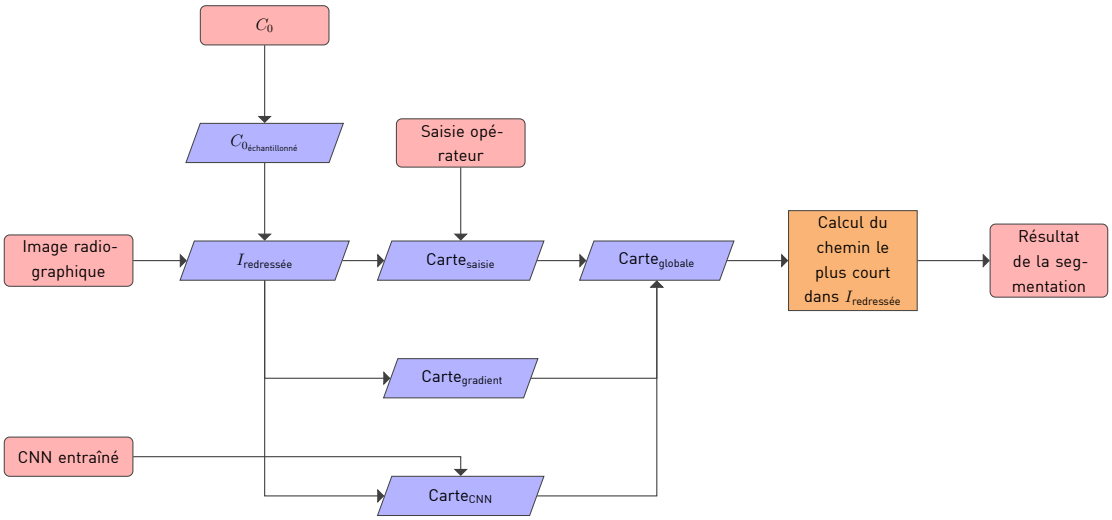


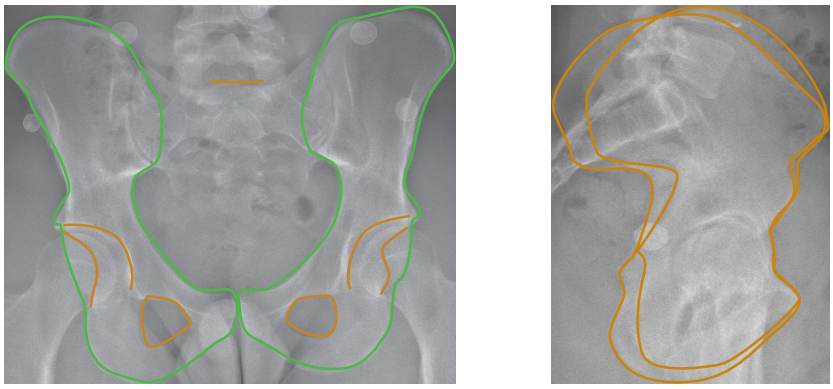
Figure 4.30 : Logigramme représentant les différentes étapes permettant d'aboutir à segmentation du bassin à partir de C_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les trapèzes bleus les résultats intermédiaires

Déformation

Le processus de déformation est identique à celui pour la *patella* (section 4.3.4). Les paramètres de variance dans la GPR pour chaque point saisi sont renseignés en annexe (Tableau C.8).

Optimisation

Comparé à toutes les structures anatomiques vues précédemment, la variabilité de forme du bassin est très grande. Pour cette raison la rétro-projection de la solution initiale prédite est souvent relativement éloignée des contours images. De ce fait, si le processus d'optimisation (Figure 4.32) reste similaire au tibia, il est nécessaire d'activer les régions (Figure 4.31) qui ne le sont pas dès le début, beaucoup plus tôt (dès la quatrième itération). Ces régions concernent les *foramens* et les bords antérieurs cotyles en vue frontale, les silhouettes en vue sagittale. D'autre part, la base de données étant issue de reconstructions manuelles, nous attribuons $\alpha_{\text{seuil}} = 3$ tout au long du processus pour rester dans des formes générées (par GPR) plausibles. En revanche, la deuxième étape de déformation par krigeage est conservée.



(a) Vue frontale (b) Vue sagittale

Figure 4.31 : Régions actives pour le bassin - dès la première itération (vert) - dès $i \geq 4$ (orange)

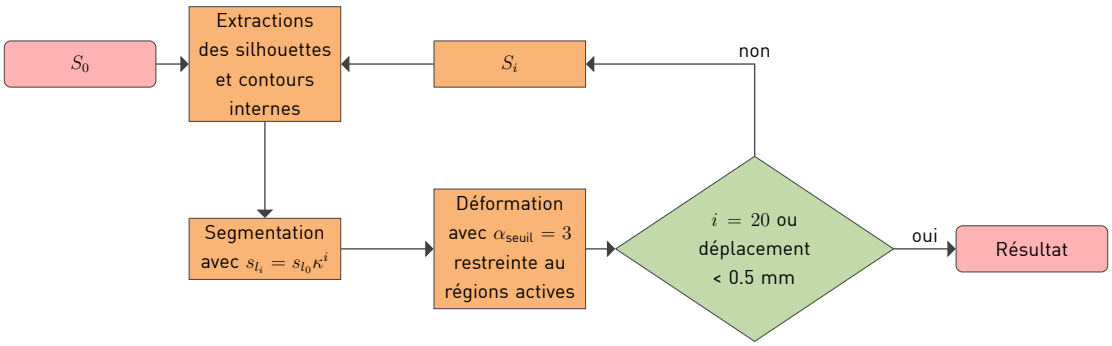


Figure 4.32 : Logigramme représentant le processus d'optimisation du bassin partant de S_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les losanges verts les décisions

Méthode d'évaluation

L'évaluation des 13 bassins est identique à celle réalisée (section 3.3.1). Tous les sujets ont été reconstruits, d'après le processus décrit précédemment, sur des modalités réelles. Les modèles 3D obtenus ont ensuite été comparés en termes de forme et de paramètres cliniques et de forme par rapport au CT.

Résultats

Apprentissage CNN

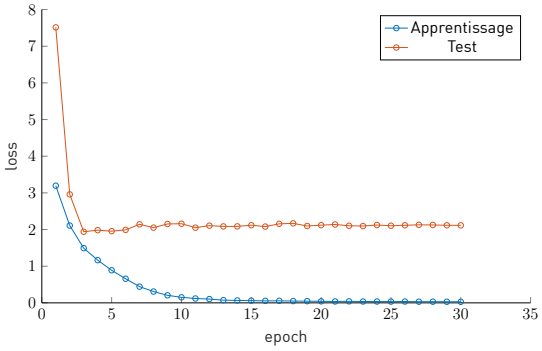
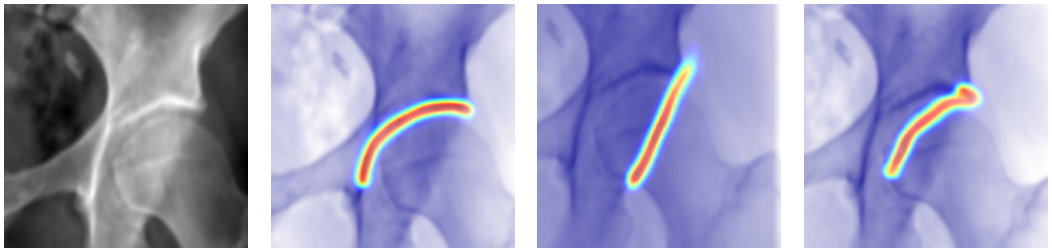


Figure 4.33 : Courbes d'apprentissage et de validation de la *loss function*

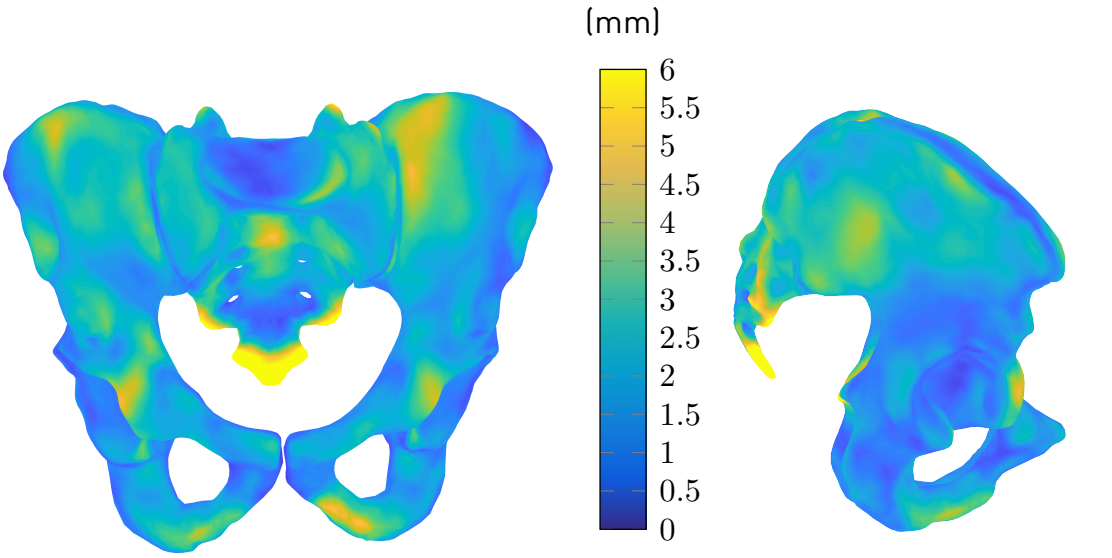


(a) Patch (b) Fond cotyle (c) Bord postérieur (d) Bord antérieur

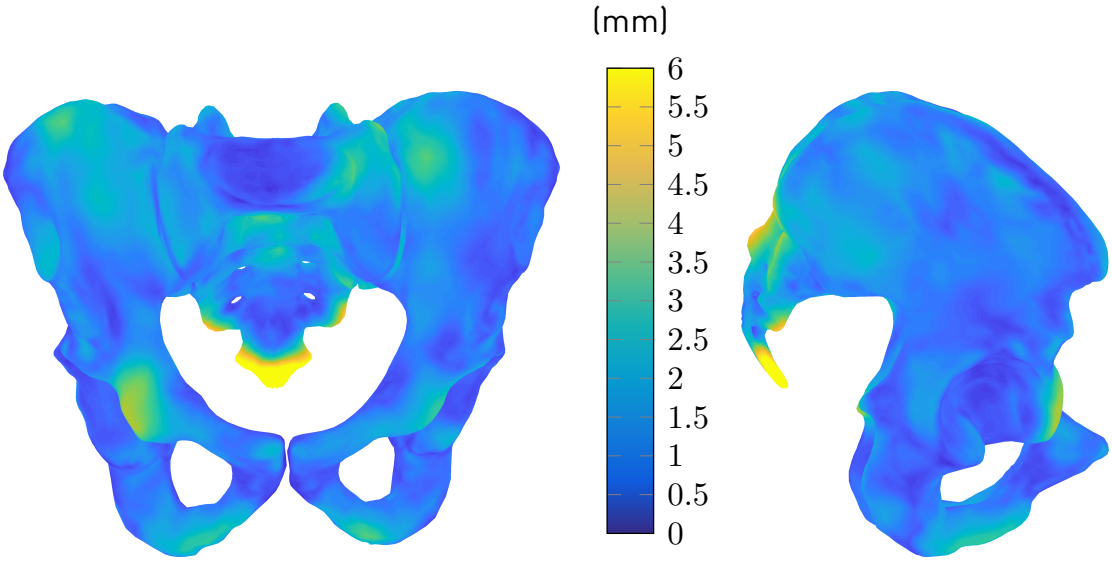
Figure 4.34 : Exemples de cartes de poids générés par le CNN

Précision de forme en comparaison au CT

On observe (Figure 4.35) une moyenne en termes de distance points surface sur l'ensemble du bassin de 2.2 mm et un SD moyen de 1.8 mm. Les erreurs moyennes (Figure 4.35a) maximales apparaissent au niveau de l'extrémité du coccyx (10 mm), des branches pubiennes (5 mm) et des bords antérieurs des cotyles (5 mm). Les écarts-types (Figure 4.35b), sont également plus élevés au niveau de l'extrémité du coccyx (10 mm), des branches pubiennes (3.5 mm) et du bord antérieur du cotyle droit (4.5 mm).



(a) Erreurs moyennes en mm



(b) Écarts types (1 SD) en mm

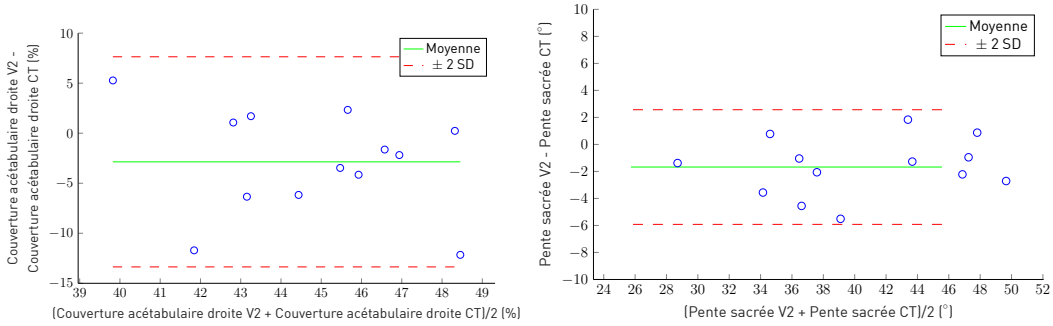
Figure 4.35 : Distances points surface entre la reconstruction issue de la V2 et la référence CT - les valeurs sont seuillées à 6 mm, celles égales à 6 mm peuvent donc être supérieures

Précision des paramètres cliniques

Paramètres	Moyenne	2 SD
Pente sacrée (°)	-1.7	4.2
Version pelvienne (°)	0.3	2.2
Incidence pelvienne (°)	-1.35	3.0
Couverture acétabulaire droite (%)	-2.9	10.4
Couverture acétabulaire gauche (%)	-0.03	9.2

Tableau 4.11 : Différence des paramètres cliniques pelviens d'intérêts entre les reconstructions de la nouvelles méthode et les CT

Les graphiques de Bland-Altman ont également été établis pour tous les paramètres du Tableau 4.11, seul un sous-ensemble de paramètres (Figure 4.36a, Figure 4.36b) est présentée dans cette section, les graphiques complémentaires sont reportés en annexe (sous-section C.IV.1).



(a) Erreurs de couverture acétabulaire (côté droit)

(b) Erreurs de pente sacrée

Figure 4.36 : Graphique de Bland-Altman de paramètres pelviens

Discussion

Les courbes résultant de l'entraînement du CNN montrent (Figure 4.33) une décroissance simultanée des courbes d'apprentissage et de test. Même si l'on a l'impression d'être en situation de sur-apprentissage (voir annexe section B.III.2), la valeur nominale de la *loss function* reste basse. Cette affirmation se confirme par la visualisation des cartes de poids générées (Figure 4.34).

Comparativement à la méthode précédente (Vancura et al., 2008), nous avons réduit le nombre d'identifications sur les radiographies. En plus d'une solution initiale plus rapide à obtenir, la phase d'ajustement fin habituellement longue est entièrement automatisée. Par ailleurs, le problème de segmentation

des structures fines telles que les bords cotyles a pu être résolu par l'intégration d'un CNN dans notre algorithme de *minimal path*.
Les erreurs moyennes et écarts type de distance points surface sont globalement plus élevées que pour les structures anatomiques précédentes.

— La première raison est la grande variabilité de forme du bassin et donc la difficulté pour la GPR de prédire un modèle postérieur précis. Cette hypothèse se confirme par l'observation suivante : si les crêtes iliaques sont sujettes à des erreurs faibles, ce n'est pas nécessairement le cas des zones adjacentes.
— D'autre part, la majeure partie du sacrum n'est pas segmentée car difficilement visible, raison pour laquelle la région du coccyx est moins bien reconstruite.

Les régions cotyles internes et les plateaux présentent des erreurs relativement faibles, ce qui se confirme par une pente sacrée, une version, incidence pelvienne et une couverture acétabulaire du même ordre de grandeur (erreurs légèrement plus élevées) que pour la méthode précédente. D'autre part, les erreurs au niveau du bord antérieur droit sont plus élevées qu'au niveau du gauche. Ceci n'est pas une conséquence de la segmentation de la région en vue frontale mais de la vue sagittale. Cette zone est délicate car les contours sont à peine perceptibles (Figure 4.37). Il en est de même pour les branches pubiennes.

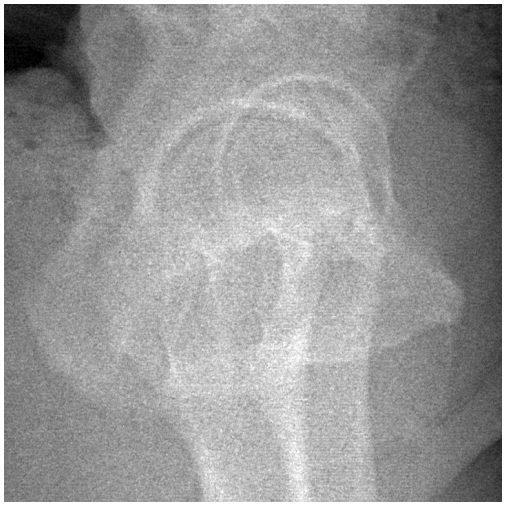


Figure 4.37 : Région inférieure du bassin en vue sagittale

D'autre part, si les incertitudes opérateurs sont intégrées dans la génération de la solution initiale et prises en compte dans la phase d'ajustement automatique, une étude de reproductibilité permettra d'évaluer rigoureusement la

dépendance opérateur.

4.3.6 Conclusion intermédiaire

Lors de ce chapitre, nous avons mis en place un processus de reconstruction, basé pour chaque structure osseuse sur une identification plus rapide (moins de deux minutes dans tous les cas), moins ambiguë (détection automatique des inversions) conduisant à une solution moins dépendante de l'opérateur. La solution initiale aurait pu être obtenue de façon différente, par exemple en utilisant une représentation par primitives géométriques. Néanmoins la représentation PDM que nous avons choisie permet de désambiguïser les condyles. De plus, il est tout à fait possible de revenir vers une représentation par primitives géométriques en extrayant les paramètres à partir du maillage surfacique obtenu. L'étape d'ajustement fin, qui est manuelle dans le cas de la V1 et source de variabilité inter-opérateur est désormais remplacée par un ajustement entièrement automatique. Celui-basé sur un algorithme de *minimal path adapté* en intégrant des cartes de coût supplémentaires. D'autre part la GPR avec PDM combinée au krigeage avec noyau gaussien nous a permis de générer des formes osseuses probables tout en s'affranchissant des bases de données, permettant de modéliser ainsi des patients pathologiques. C'est également la conjonction de cette double étape de déformation avec la réduction de la zone de recherche du *minimal path* qui a su rendre cette méthode particulièrement robuste.
Dans le cadre de l'étude préliminaire menée sur la *patella*, les paramètres cliniques n'ont pas été déterminés et des évaluations extensives devront être menées. En revanche, nous avons montré que la précision de forme de la *patella* reste acceptable avec 1.0 mm d'erreur (contre 0.6 mm pour la méthode précédente). C'est aussi le cas du fémur qui se compare avantageusement à la littérature en termes de forme (1.0 mm de précision moyenne contre 1.0 mm pour (Klima et al., 2016), 0.8 mm pour (Akkoul et al., 2017), 0.9 mm pour (Yu et al., 2016)) tout en exposant des paramètres cliniques (notamment en TF) aussi justes et plus reproductibles que la V1. Même constat pour le tibia avec des erreurs moyennes de distances points surfaces de 1.1 mm. Encore une fois, les erreurs sur les torsions sont aussi précises que dans la V1 (2 SD à 5.2°) et plus reproductibles. Enfin, concernant le bassin, si la V2 génère des erreurs relativement importantes en termes de précision de forme sur la partie inférieure du *sacrum*, ces erreurs restent comparables à la méthode précédente partout ailleurs. Si des évaluations complémentaires doivent être réalisées, les études préliminaires montrent que les paramètres cliniques sont eux aussi

comparables à ceux obtenus avec la méthode précédente.
A notre connaissance, outre (Laporte, 2002; Vancura et al., 2008), aucune méthode n'est applicable pour la *patella* ou le bassin. En effet la *patella* en vue frontale et le bassin en vue sagittale présentent de faibles gradients sans compter les nombreuses superpositions osseuses qui les rendent délicats à reconstruire.
Actuellement, dans le processus de reconstruction que nous avons développé, la saisie n'est pas automatique mais reste plus simple et plus rapide comparablement à la V1. Des travaux (Yu et al., 2016) laissent cependant entrevoir la possibilité d'une automatisation complète. Il aurait également pu être intéressant d'explorer une approche statistique transverse prenant en compte les corrélations entre les structures osseuses. Nous avons cependant privilégié une approche permettant la reconstruction indépendante de chaque os.

Chapitre 5

Conclusion générale et perspectives

Les travaux de cette thèse s'inscrivent comme une contribution à la reconstruction tridimensionnelle des structures osseuses et plus particulièrement du membre inférieur à partir de radiographies bi-planes.
Le premier chapitre a permis de présenter, en plus de rappels anatomiques, les différents paramètres cliniques du membre inférieur caractérisant les pathologies. Comparativement aux autres modalités d'acquisition, le système radiographique EOS s'avère être l'un des plus adaptés pour le suivi de patients puisqu'il permet à partir de radiographies basses doses l'obtention tridimensionnelle de structures osseuses en position érigée.
La revue de littérature a permis de mettre en évidence que les méthodes proposées partagent toutes une architecture commune : un objet (maillage) générique est tout d'abord positionné et orienté à l'aide de points identifiés manuellement ou automatiquement sur les radiographies. Dans un deuxième temps, une phase d'ajustement visant à optimiser la forme au regard des différentes caractéristiques images peut être mise en place manuellement ou automatiquement. Ces méthodes manuelles sont souvent précises mais dépendantes de l'opérateur et parfois chronophages. A l'opposé, les méthodes automatiques utilisant de la détection de contours ou de la similarité d'images ne sont pas suffisamment robustes vis-a-vis de la superposition de structures osseuses (particulièrement en vue sagittale) ou des pathologies pour être implémentées en environnement clinique.
Néanmoins, la méthode utilisée en clinique et fournie avec le système Eos imaging requiert un ajustement manuel. L'analyse que nous avons réalisée sur la pseudo cinématique du bassin entre les positions assise et debout a permis de mettre en relief l'intérêt clinique de ces méthodes de reconstruction mais aussi le besoin d'accélération de celles-ci.
Nous avons donc développé une approche visant à la quasi-automatisation des reconstructions pour le membre inférieur en vue de faciliter la saisie opérateur, d'accélérer le processus, de rendre cette application moins dépendante de l'opérateur tout en conservant la précision des méthodes précédentes. Pour y parvenir, nous avons généré une solution initiale en utilisant une méthode sta-

tistique de déformation. Celle-ci nous a permis d'obtenir une solution initiale à partir d'un nombre limité de points tout en désambiguïsant automatiquement les condyles fémoraux. De cette manière, l'effort demandé à l'opérateur pour différencier le condyle médial du condyle latéral s'en trouve considérablement réduit, permettant à un opérateur non expert d'effectuer la numérisation. Une fois la solution initiale générée un processus d'ajustement entièrement automatique a été mis en place. Celui-ci s'est appuyé sur une segmentation réalisée à l'aide d'un algorithme de *minimal path* adapté. En effet, contrairement aux travaux précédents (Chav et al., 2009), plusieurs cartes de coût additionnelles ont été intégrées permettant de prendre en compte la saisie opérateur mais aussi des coûts statistiques liés à la forme. Nous avons également introduit un processus itératif ne prenant en compte que les appariements fiables tout en réduisant la zone de recherche au cours des itérations. Cette méthodologie a été appliquée au fémur, au tibia, à la *patella* et au bassin. Nous avons obtenu des résultats en termes de distances points surface (par rapport au CT) de 1.0 mm en moyenne pour le fémur, de 1.1 mm pour le tibia , de 2.2 mm pour le bassin, comparables aux méthodes précédentes et à la littérature. Nous avons de même montré en termes de justesse des erreurs comparables sur les paramètres cliniques. Nous avons de plus, pour chacune de ces structures osseuses montré la fiabilité de la méthode proposée sur des modalités réelles, que les sujets soient pathologiques ou non, que les images contiennent des occlusions métalliques ou non. Dans le cas du fémur et du tibia nous avons démontré que cette nouvelle méthode, comparativement à la méthode précédente était systématiquement plus reproductible concernant les paramètres cliniques, et ce malgré le fait que nous ayons dans notre groupe d'opérateur un novice, un intermédiaire et un expert. Ceci a montré que notre méthode est peu dépendante de l'opérateur, qu'un opérateur peu qualifié est en mesure de générer des reconstructions aussi précises que l'expert. Pour la première fois, nous avons proposé une méthode s'appuyant sur une saisie opérateur rapide, simple, intuitive suivie d'un ajustement entièrement automatisé.

D'autre part, l'approche que nous avons développée est généralisable à d'autres structures anatomique et l'ajustement automatisé est actuellement en cours d'utilisation dans le cadre de la thèse de Stan Durand dans l'objectif de reconstruire la main.

On compte chaque jour un nombre grandissant d'acquisitions radiographiques EOS de par le monde. Les travaux de cette thèse faciliteront la génération massive de données tridimensionnelles personnalisées de qualité. Grâce à ces col-

lectes et aux progrès de l'intelligence artificielle, une compréhension plus approfondie des pathologies pourra être établie en vue de leur prévention et de leur guérison.

Annexes

Annexe A

Revue de littérature

A.I Similarité d'image

Notation A.I.1

$$A \in M_{n\times p}(\mathbb{R})$$
$$B \in M_{n\times p}(\mathbb{R})$$

A et B représentant les matrices de chacune des images à comparer.
$N \in \mathbb{N}$ est le nombre de pixels considérés, en l'occurrence $n \times p$
$i \in [\![1, N]\!]$
a_i est le $i^{ème}$ pixel de l'image A
b_i est le $i^{ème}$ pixel de l'image B

Erreur moyenne de la différence des carrés

Definition A.I.1 — MSE.

$$MSE(A, B) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(a_i - b_i)^2 \tag{A.1}$$

Cette métrique requiert que les deux images aient des valeurs d'intensité contenus dans les mêmes plages.

Somme des différences absolues

Definition A.I.2 — SAD.

$$SAD(A, B) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|a_i - b_i| \tag{A.2}$$

Corrélation croisée normalisée

Definition A.I.3 — NCC.

$$NCC(A,B) = \frac{\sum_{i=1}^{N} a_i \cdot b_i}{\sum_{i=1}^{N} a_i^2 \sum_{i=1}^{N} b_i^2} \tag{A.3}$$

D'après (Penney et al., 1998), dans le cas de la NCC et pour des valeurs d'intensité peu variables, cette métrique peut être peu représentative. En effet, comme en témoigne (A.3), la contribution d'un pixel dépend largement de son intensité.

Information mutuelle normalisée

Definition A.I.4 — NMI.

$$NMI(A,B) = \sum_{i=1}^{N_h} \sum_{j=1}^{N_h} p_{1,2}(ha_i, hb_j) \cdot log_2 \left(\frac{p_{1,2}(ha_i, hb_j)}{p_1(ha_i) \cdot p_2(hb_j)} \right) \tag{A.4}$$

avec,

$$p_{1,2}(x,y) = \frac{g(x,y)}{\sum_{i=1}^{N_h} \sum_{j=1}^{N_h} g(ha_i, hb_i)} \tag{A.5}$$

$$p_1(x) = \sum_{i=1}^{N_h} p_{1,2}(x, hb_i) \tag{A.6}$$

$$p_2(y) = \sum_{i=1}^{N_h} p_{1,2}(ha_i, y) \tag{A.7}$$

- $g(x,y)$ la valeur de l'histogramme conjoint au point (x,y).
- $p_{1,2}(x,y)$ est la probabilité qu'une valeur d'intensité dans l'image soit simultanément liée à la valeur x dans I_1 et y dans I_2
- $p_1(x)$ est la probabilité de trouver la valeur x dans I_1
- $p_2(y)$ est la probabilité de trouver la valeur y dans I_2

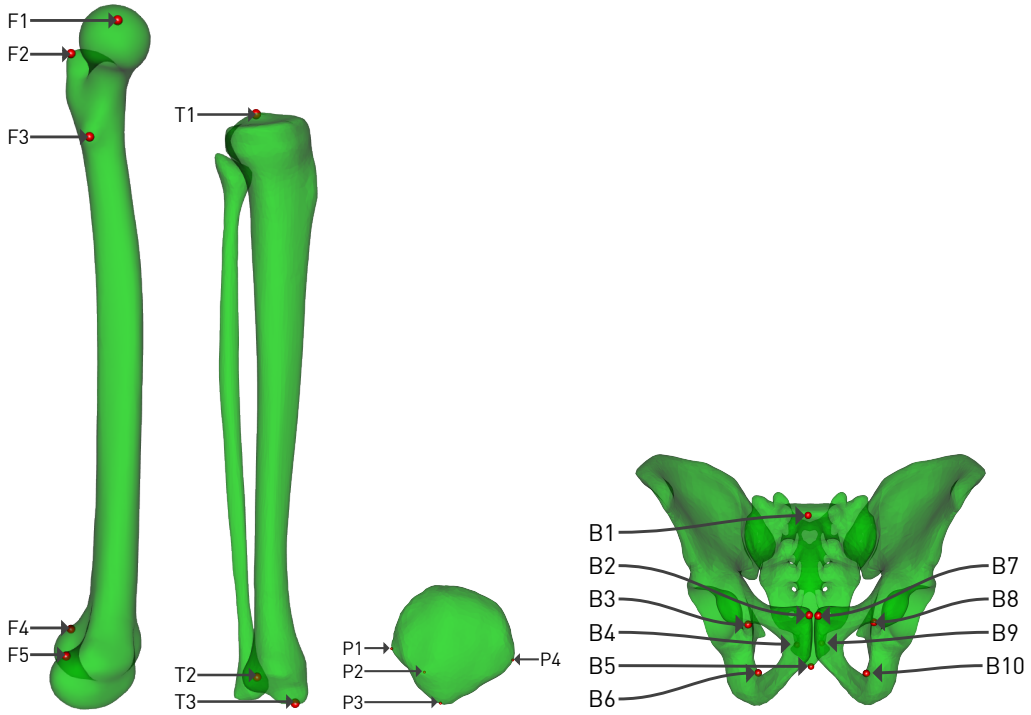
La NMI est basée sur la théorie de l'information (Cover et al., 2005). Ici, le postulat fondamental est que plus l'incertitude de ce qui est émis sachant ce qui a été reçu est forte, plus l'information est grande.

Annexe B

Prise en main des méthodes existantes

B.I Recalage de maillage

B.I.1 Initialisation



(a) Fémur (b) Tibia (c) Patella (d) Bassin

F1	*Fovea capitis*	P4	Extrémité médiale
F2	Grand trochanter	B1	Bord antérieur plateau
F3	Petit trochanter	B2	Symphyse droite
F4	Condyle latéral supérieur	B3	*Foramen* supérieur droit
F5	Condyle médial supérieur	B4	Coccyx supérieur droit
T1	Centre épines	B5	Extrémité coccyx
T2	Bord distal latéral	B6	*Foramen* inférieur droit
T3	Malléole médiale	B7	Symphyse gauche
P1	Extrémité latérale	B8	*Foramen* inférieur gauche
P2	Extrémité postérieure	B9	Coccyx supérieur gauche
P3	Extrémité inférieure	B10	*Foramen* inférieur gauche

Figure B.1 : Points (en rouge) manuellement saisis pour amorcer le processus de recalage de maillage

B.I.2 Évaluation du processus de recalage

Introduction

Afin de juger de la pertinence du processus de recalage mis en place (section 3.4.4), une étude a été conduite sur le fémur pour évaluer les erreurs les erreurs de forme.

Matériel et méthodes

Dans cette étude, 20 fémurs cadavériques ont été segmentés à l'aide de MITK-GEM à partir de CT (épaisseur de coupe 0.75 mm). Ceux-ci ont par la suite subit le processus de recalage décrit (section 3.4.4). Pour chacun des sujets, la distance point surface entre le modèle recalé et l'objet segmenté a été calculée. Ainsi les erreurs maximales, pour chaque nœud du maillage générique ont pu être déterminées.

Résultats

La cartographie des erreurs maximales (Figure B.2) indique en moyenne des distances maximales inférieures à 0.1 mm avec un maximum global de 0.8 mm.

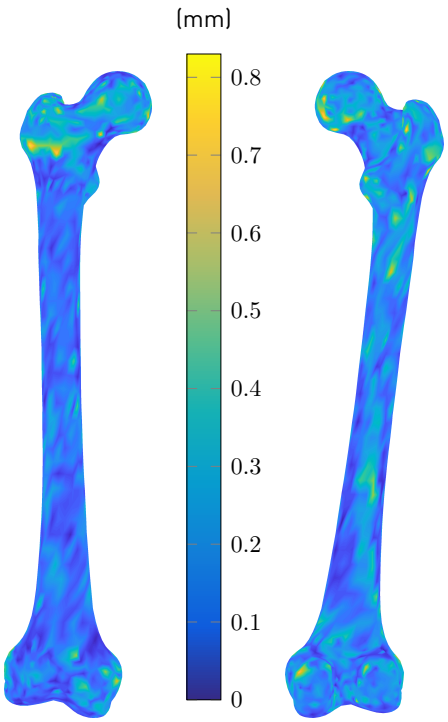
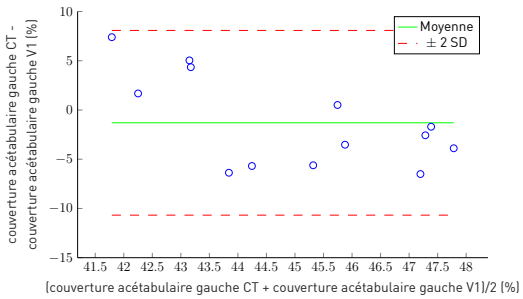


Figure B.2 : Distances points surface maximales entre le maillage recalé et la segmentation CT

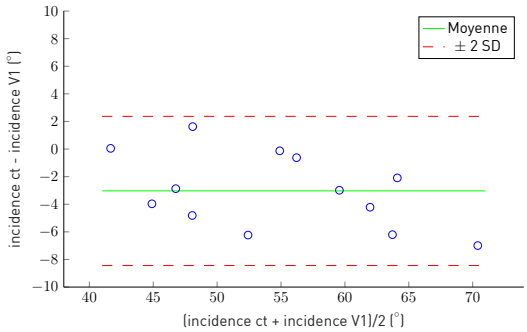
Discussion

Compte tenu de la résolution du CT et de la précision de la segmentation, les erreurs sont globalement acceptables. D'autre part, les plus élevées sont extrêmement localisées et sont liées à une surface osseuse, chez ces sujets, souvent tortueuse et peu lisse. Ce variations abruptes de la forme ne peuvent être captées par la résolution de maillage de notre générique. Dans tous les cas, celles-ci n'auront qu'un impact moindre sur les régions approximées à des primitives géométriques et destinées au calcul de paramètres cliniques.

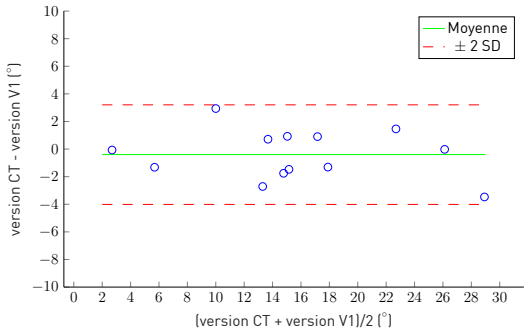
B.II Évaluation des méthodes précédentes sur le bassin



(a) Erreurs de couverture acétabulaire (côté gauche)



(b) Erreurs d'incidence pelvienne



(c) Erreurs de version pelvienne

Figure B.3 : Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au bassin

B.III Boite à outils

B.III.1 Méthodes de déformation de maillage

Les méthodes de régression et de déformation de maillage sont indispensables dans le cas de paramétrisation partielle comme la paramétrisation par primitives géométriques (section 2.3.2). D'ailleurs, plusieurs alternatives ont été proposées dans la littérature pour la reconstruction du membre inférieur.

Les méthodes de déformation linéaires comme le laplacien sont faciles d'implémentation et rapides en exécution mais elles gèrent difficilement les rotations locales. Les méthodes *as-rigid-as-possible* - aussi-rigide-que-possible (ARAP), quant à elles, ont su résoudre ce problème au prix de la non-linéarité : elles sont plus lentes et sans garantie de convergence globale. Dans le cas de ces deux derniers processus, il n'est possible que de déplacer des nœuds appartenant au maillage, inconvénient dont s'affranchit les MLS. Ceux-ci s'ancre d'ailleurs dans la continuité de l' ARAP. Enfin, la GPR, résoluble par un système linéaire, se différencie des autres par une approche statistique. Elle offre en effet la possibilité d'intégrer une base de données et même de l'étendre au moyen d'un noyau linéaire ou gaussien.

Laplacien

Contexte et définition du problème

La déformation et l'interpolation par Laplacien (Sorkine et al., 2004) est l'une des méthodes les plus répandues en traitement de maillage surfacique triangulaire. L'idée principale est de représenter chaque nœud $v_i \in \mathbb{R}^3, i = 1..N$ (N le nombre de nœuds) du maillage comme une fonction de ses voisins v_j. Ainsi, au lieu de manipuler directement les coordonnées absolues on considère leurs différentielles $\delta_i \in \mathbb{R}^3, i = 1..N$.

Formulation du problème

Notation B.III.1 Considérons :
$N \in \mathbb{N}$ le nombre de nœuds.
$v_i \in \mathbb{R}^3, i = 1..N$ les coordonnées du nœud i.
$\delta_i \in \mathbb{R}^3, i = 1..N$.
$N(i) \subset \mathbb{N}$, représente l'ensemble des nœuds voisins du nœud i.
$\omega_{ij} \in \mathbb{R}$ représente le poids du $j^{\text{ème}}$ voisin du nœud i.
$di \in \mathbb{N}$ représente le nombre de voisins du nœud i.

$$\delta_i = v_i - \frac{\sum_{j \in N(i)} \omega_{ij} \cdot v_j}{\sum_{j \in N(i)} \omega_{ij}}$$

Dans l'hypothèse où le maillage est parfaitement régulier on peut assigner des poids unitaires, l'équation devient alors :

$$\delta_i = v_i - \frac{1}{d_i} \cdot \sum_{j \in N(i)} v_j$$

Autrement dit, il s'agit ici de placer chaque nœud au barycentre de ces voisins. Les poids cotangents sont plus communément utilisés dans la littérature, ils

prennent en considération les irrégularités de maillage. Ils ont été introduits par (Pinkall et al., 1993) et découlent de la minimisation de l'énergie de Dirichlet qui mesure de la variabilité d'une fonction définie pour chaque point du maillage. Chaque poids peut s'écrire en fonction des angles $\alpha_{ij}, \beta_{ij} \in \mathbb{R}$ (Figure B.4).

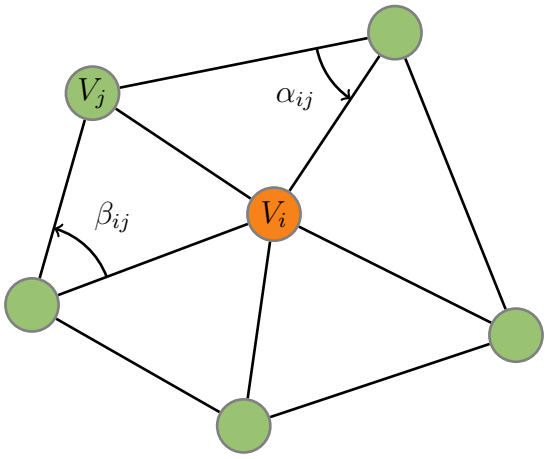


Figure B.4 : Représentation des angles α_{ij} et β_{ij} pour le du $j^{\text{ème}}$ voisin du $i^{\text{ème}}$ nœud

Definition B.III.1 — Poids cotangents.

$$\omega_{ij} = \frac{1}{2} \cdot (cot\alpha_{ij} + cot\beta_{ij}) \tag{B.1}$$

Résolution du problème

Notation B.III.2 Considérons :
$L \in \mathbb{R}^{\mathbb{N}\times\mathbb{N}}$, la matrice du Laplacien regroupant les coordonnées différentielles.
$v \in \mathbb{R}^{N\times 3}$ les coordonnées de tous les nœuds du maillage.
$\delta = \{\delta_i, i = 1..N\} \in \mathbb{R}^N$.
$u_i = v'_i \in \mathbb{R}^3, i \in \{m, \ldots, N\}, m < N$, les coordonnées des points connus.
$v'_i \in \mathbb{R}^3, i \in \{1, \ldots, m-1\}$, les coordonnées des points non connus.

Comme les δ_i sont des combinaisons linéaires des coordonnées des nœuds du maillage, on peut écrire le système matriciel creux suivant : $Lv = \delta$. Ainsi, le maillage est déformé en résolvant la forme quadratique ci-contre :

Definition B.III.2 — Formalisation de la déformation par Laplacien.

$$\underset{v'}{\text{argmin}} \left(\sum_{i=1}^{N} \|(Lv')_i - \delta_i\|^2 + \sum_{i=m}^{N} \|v'_i - u_i\|^2 \right) \tag{B.2}$$

■

Avantages et limites

Dans le cadre de la reconstruction 3D du membre inférieur, cette méthode est décrite (Karade et al., 2015) comme facile d'implémentation et exrêment rapide, cependant ce type de méthode n'est pas adapter à des déformations torsionnelles torp importantes.

ARAP

Contexte et définition du problème

Les méthodes de déformation de maillage échouent généralement quand des grandes rotations sont imposées par les poignées de contrôle. Si l'on observe les énergies de déformation, celles quadratiques (section B.III.1) sont au mieux invariantes par des rotations de l'objet entier mais non localement. Ainsi les déformations générées par ces méthodes linéaires sont souvent incapables de plier ou tordre le maillage sans le casser.
La solution qui est apportée ici (Alexa et al., 2000) consiste donc à formuler un problème non linéaire. L'objectif est de trouver la transformation locale rigide qui permet de passer d'un nœud vers sa position déformée. Cette méthode porte le nom de ARAP puisqu'elle pénalise la somme des écarts de toutes les déformations locales par rapport aux transformations de rotation.

Formulation du problème

Notation B.III.3 Considérons :
$n \in \mathbb{N}$, le nombre de nœuds.
$v_i \in \mathbb{R}^3, i = 1..n$ les coordonnées du nœud i du maillage original.
$v'_i \in \mathbb{R}^3, i = 1..n$ les coordonnées du nœud i du maillage déformé.
$\omega_{ij} \in \mathbb{R}$ représente le poids lié à l'arrête ij.
$R_i \in SO(3), i = 1..n$, les matrices de rotation associées à chaque nœud.

Definition B.III.3 — Formalisation de la déformation par arap.

$$\underset{v',\{R_1,\ldots,R_n\}}{\text{argmin}} \left(\sum_{i=1}^{n} \sum_{j \in N(i)} \omega_{i,j} \left\| (v'_i - v'_j) - R_i(v_i - v_j) \right\|^2 \right) \tag{B.3}$$

Résolution du problème

La résolution de ce problème de minimisation (Équation B.3) s'effectue de manière itérative (Figure B.5). Le problème est initialisé en utilisant la solution issue de la déformation par Laplacien et en assignant les ω_{ij} aux poids cotangents. Les v'_j sont ensuite supposés constants dans (Équation B.3) et transformant le problème de minimisation en :

$$\underset{R_i}{\text{argmin}} \left(Tr \left(R_i \cdot S_i \cdot R_i \right) \right) \tag{B.4}$$

avec S_i la matrice de covariance définie comme suit :

$$S_i = \sum_{v_j \in N(v_i)} \omega_{ij} (v_i - v_j)(v'_i - v'_j)^T \tag{B.5}$$

Comme $R_i \in SO(3)$ est une matrice de rotation, ce sous-problème est résoluble par une décomposition en valeurs singulières.
Une fois les R_i déterminés, ils sont à leur tour supposés constants dans (Équation B.3) et transforment le problème de minimisation en :

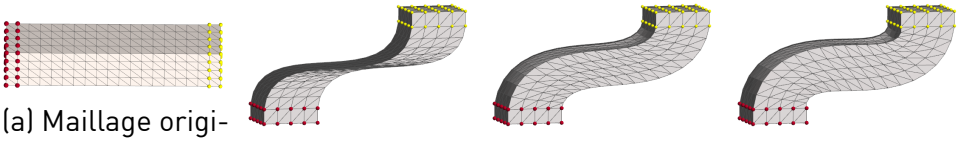
$$\sum_{v_j \in N(v_i)} \omega_{ij} (v'_i - v'_j) = \sum_{v_j \in N(v_i)} \omega_{ij} \frac{(R_i + R_j)}{2} (v_i - v_j) \tag{B.6}$$

A ce stade, on obtient un système linéaire creux (Équation B.6) qui s'apparente à une déformation par Laplacien : $Lv' = \delta$, avec $\delta_i = \sum_{v_j \in N(v_i)} \omega_{ij} \frac{(R_i + R_j)}{2} (v_i - v_j)$. Ce système est donc résolu de la même façon que précédemment (section B.III.1), et toujours en considérant les poignées de contrôle comme contraintes.

Le maillage est donc finalement déformé en résolvant itérativement et successivement les deux sous problèmes. Cette méthodologie ARAP s'est par ailleurs vue déclinée de nombreuses façons dans la littérature (Levi et al., 2015 ; Chao et al., 2010 ; Cuno et al., 2007).

Moindres carrés mobiles

Formulation du problème



(a) Maillage originel (b) Initialisation (c) Itération 1 (d) Itération 2

Figure B.5 : Itérations successives de la méthode arap visant à déformer une barre droite contraignant les nœuds marqués en jaune et rouge, (Sorkine et al., 2004)

Notation B.III.4 Considérons :

$n \in \mathbb{N}$, le nombre de nœuds.

$p_i \in \mathbb{R}^3, i = 1..m < n$, un ensemble de points source connus.

$q_i \in \mathbb{R}^3, i = 1..m$, les positions cibles des points p_i.

$v_j \in \mathbb{R}^3, j = 1..n$, les coordonnées des points du maillage non déformé.

$v'_j \in \mathbb{R}^3, j = 1..n$, les coordonnées des points du maillage déformé.

$A_i \in \mathbb{R}^{3\times 3}$ la matrice de similarité associée au nœud i.

$t \in \mathbb{R}^3$, un vecteur de translation commun à tous les nœuds.

On cherche alors la transformation $T_{v_j}(p_i) = A_i \cdot p_i + t$, de sorte que la distance entre les q_i et les $T_{v_j}(p_i)$ pondérée par une fonction décroissante de la distance des p_i aux v_j soit minimisée.

Definition B.III.4 — Formalisation de les MLS.

$$e_i = \left\| q_i - T_{v_j}(p_i) \right\| \tag{B.7}$$

$$\omega_i = \frac{1}{\|p_i - v_j\|^{2\cdot\alpha}} \tag{B.8}$$

$$\underset{T_i}{\text{argmin}} \left(\sum_{i=1}^{n} w_i \cdot e_i^2 \right) \tag{B.9}$$

■

Résolution du problème

La dérivation de Équation B.9 par rapport à t conduit à l'égalité suivante :

$$t = \bar{q} - R\bar{p}; \tag{B.10}$$

avec,

Notation B.III.5

$$\bar{p} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \omega_i \cdot p_i}{\sum_{i=1}^{n} \omega_i}, \qquad \bar{q} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \omega_i \cdot q_i}{\sum_{i=1}^{n} \omega_i}, \qquad \tilde{p}_i = p_i - \bar{p}, \qquad \tilde{q}_i = p_i - \bar{q} \tag{B.11}$$

L'(Équation B.9) devient alors :

$$\underset{A_i}{\text{argmin}} \left(\sum_{i=1}^{n} \omega_i \left\| A_i \cdot \tilde{p_i} - \tilde{q_i} \right\|^2 \right) \tag{B.12}$$

Comme dans le cas de l'ARAP (section B.III.1), les A_i sont obtenus par l'intermédiaire d'une décomposition en valeurs singulières.

R Le paramètre α quant à lui décrit finalement la zone d'influence qu'aura la transformation du point p_i au point q_i. En effet plus α sera grand, plus le poids w_i sera faible et donc l'influence de p_i s'en verra d'autant plus diminuée. De même plus la distance de p_i à x_i augmente, moins le point p_i sera affecté par la transformation.

Finalement le point v'_j du maillage peut être estimé avec la relation suivante :

$$v'_j = T_{v_j}(v_j) = A_i \cdot v_j + t \tag{B.13}$$

Krigeage simple

On cherche à estimer la fonction aléatoire $Z - \mu$ au point x_0, avec $Z_0 = Z(x_0)$. L'estimateur de Z_0 sera noté Z_0^*. On supposera que $Z_0^* - \mu(x_0)$ est une combinaison linéaire des p déplacements connus, les $Y_i - \mu(Y_i)$:

$$Z_0^* - \mu(x_0) = \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot (Y_i - \mu(Y_i)) \tag{B.14}$$

$$Var[(Z_0 - \mu(x_0)) - (Z_0^* - \mu(x_0))] = Var[Z_0 - Z_0^*] \tag{B.15}$$

$$\tag{B.16}$$

$$Var[Z_0 - Z_0^*] = Var[Z_0] + Var[Z_0^*] - 2 \cdot Cov[Z_0, Z_0^*] \tag{B.17}$$

$$= Var[Z_0] + Var[\sum_{i=1}^{n} \lambda_i \cdot Y_i] - 2 \cdot Cov[Z_0, \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot Y_i] \tag{B.18}$$

$$= Var[Z_0] + Cov[\sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot Y_i, \sum_{j=1}^{p} \lambda_j \cdot Y_j] - 2 \cdot Cov[Z_0, \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot Y_i] \tag{B.19}$$

$$= Var[Z_0] + \sum_{i=1}^{p} \sum_{j=1}^{p} \lambda_i \lambda_j \cdot Cov(Y_i, Y_j) - 2 \cdot \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot Cov[Z_0, Y_i] \tag{B.20}$$

La condition d'un estimateur sans bien impose les relations suivantes :

$$E\left[(Z_0 - \mu(x_0)) - (Z_0^* - \mu(x_0))\right] = 0 \tag{B.21}$$

$$E\left[Z_0^*\right] - E[Z_0] = 0 \tag{B.22}$$

$$E\left[\sum_{i=1}^{n} \lambda_i \cdot Y_i\right] = E[Z_0] \tag{B.23}$$

$$\sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot E\left[Y_i\right] = E[Z_0] \tag{B.24}$$

$$\sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot \mu = \mu \tag{B.25}$$

Un estimateur sans biais implique donc :

$$\sum_{i=1}^{p} \lambda_i = 1 \tag{B.26}$$

D'autre part, le krigeage s'exprime formellement comme la minimisation de cette variance (Équation B.20). La minimisation de cette fonction convexe car quadratique s'exprime de la manière suivante :

$$\frac{\partial\left(Var[Z_0 - Z_0^*]\right)}{\partial \lambda_i} = 0 \tag{B.27}$$

La dérivation terme à terme de l'Équation B.20 conduit à :

$$\frac{\partial\left(\sum_{i=1}^{p}\sum_{j=1}^{p} \lambda_i\lambda_j \cdot Cov(Y_i, Y_j)\right)}{\partial \lambda_i} = \sum_{j=1}^{p} \lambda_j \cdot Cov(Y_i, Y_j) \tag{B.28}$$

$$\frac{\partial\left(\sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot Cov[Z_0, Y_i]\right)}{\partial \lambda_i} = Cov[Z_0, Y_i] \tag{B.29}$$

$$\forall i = 1..p, \frac{\partial\left(Var[Z_0 - Z_0^*]\right)}{\partial \lambda_i} = 2 \cdot \left(\sum_{j=1}^{p} \lambda_j \cdot Cov(Y_i, Y_j) - Cov[Z_0, Y_i] + \mu\right) \tag{B.30}$$

Finalement le problème de minimisation abouti à :

$$\forall i = 1..p, \sum_{j=1}^{p} \lambda_j \cdot Cov(Y_i, Y_j) = Cov[Z_0, Y_i] \tag{B.31}$$

Ceci peut également s'écrire :

$$\lambda^T \cdot K(Y,Y) = K(Z_0,Y) \tag{B.32}$$

soit :

$$\lambda^T = K(Z_0,Y)K(Y,Y)^{-1} \tag{B.33}$$

or

$$\mu = \lambda^T \cdot (Y - \mu(Y)) \tag{B.34}$$

d'où

$$E[Z_0] = K(Z_0,Y)K(Y,Y)^{-1}(Y - \mu(Y)) \tag{B.35}$$

Finalement, la moyenne postérieure $\bar{\mu}$ se formule de la façon suivante :

$$\bar{\mu}(Z_0) = K(Z_0,Y)K(Y,Y)^{-1} \cdot (Y - \mu(Y)) \tag{B.36}$$

En injectant Équation B.31 dans Équation B.20 on peut de même déterminer la variance postérieure $\bar{\Sigma}$

$$Var[Z_0 - Z_0^*] = Var[Z_0] + \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot Cov[Z_0, Y_i] - 2 \cdot \sum_{i=1}^{p} \lambda_i \cdot Cov[Z_0, Y_i] \tag{B.37}$$

$$= Var[Z_0] - \lambda^T K(Z_0,Y) \tag{B.38}$$

$$= Var[Z_0] - K(Z_0,Y)K(Y,Y)^{-1}K(Z_0,Y) \tag{B.39}$$

$$\tag{B.40}$$

$$\bar{\Sigma}(Z_0,Z_0) = K(Z_0,Z_0) - K(Z_0,Y)K(Y,Y)^{-1}K(Y,Z_0) \tag{B.41}$$

En développant la relation $\bar{\Sigma}(Z_0 + Z_0') = \bar{\Sigma}(Z_0 + Z_0') + 2\bar{\Sigma}(Z_0, Z_0')$, on peut également en déduire le noyau postérieur entre les points Z_0 et Z_0' :

$$\bar{\Sigma}(Z_0,Z_0') = K(Z_0,Z_0') - K(Z_0,Y)K(Y,Y)^{-1}K(Y,Z_0') \tag{B.42}$$

B.III.2 Détection automatique de contours image

Réseaux neuronaux convolutifs

Couche de convolution

L'objectif à ce stade est d'extraire des caractéristiques de l'image qui la précède (l'image d'entrée par exemple). La couche de convolution, comme son nom l'indique, réalise plusieurs opérations de convolutions. Celles-ci préservent la cohérence spatiale entre les pixels en apprenant des caractéristiques image sur des petites zones carrées de celle-ci. Une convolution consiste à réaliser une combinaison linéaire sur un pixel et ses voisins dont le nombre choisit peut varier. Ainsi, pour réaliser cette opération, un filtre (ou noyau) est appliqué. Il se présente sous une forme matricielle dont la taille peut varier. De cette manière, l'image est convoluée pour former une autre image d'un niveau plus abstrait (Figure B.6).

Finalement, la taille de l'image générée résultera de trois paramètres (Figure B.6) prédéterminés par l'architecte :

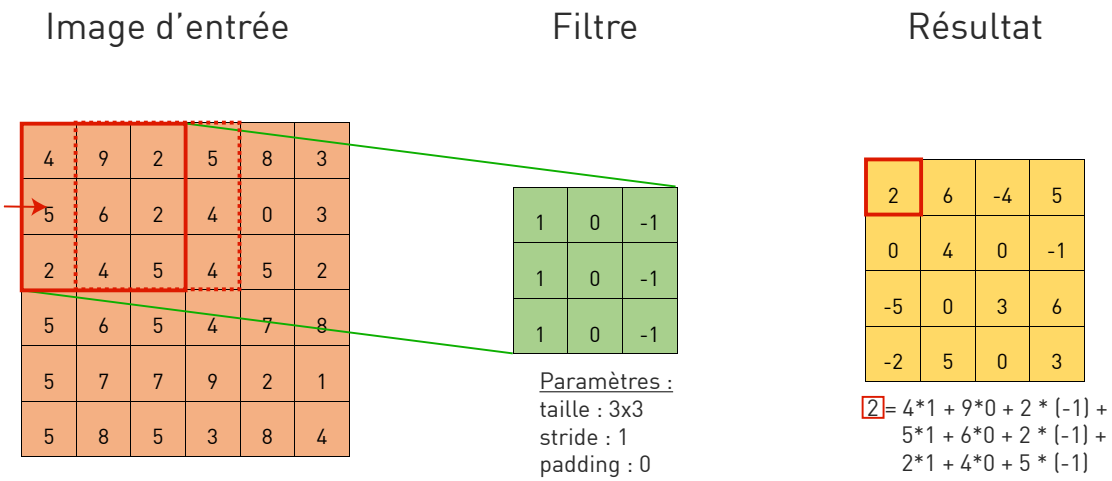


Figure B.6 : Principe la couche de convolution

La profondeur correspond au nombre de filtres qui sont appliqués pour cette même couche. Il est en effet possible d'empiler plusieurs images qui auraient été générées par plusieurs filtres appliqués à la même image d'entrée.

La taille du filtre influe sur le nombre de voisins pris en considération. Un filtre de grande taille induira également une image de sortie de taille plus petite.

Le stride est l'espacement en nombre de pixels pour lesquels sont appliqués les noyaux de convolution. Il est généralement choisit comme unitaire. Dans

le cas d'un *stride* de 2 par exemple, cela signifierait que le filtre serait appliqué tous les deux pixels produisant ainsi une image de sortie plus petite.

Le padding correspond à des pixels de valeurs constantes qui sont rajoutées tout autour de l'image d'entrée afin notamment de pouvoir effectuer une convolution sur les pixels qui sont au bord de l'image.

Les couches de non-linéarité

Les problèmes de détection sont souvent des problèmes complexes qui ne peuvent être modélisés efficacement que par l'intermédiaire de fonctions d'activations non linéaires. Il en existe plusieurs (Mishkin et al., 2017) (tangente hyperbolique, sigmoïde) mais celle qu'on retrouve majoritairement dans la littérature porte le nom de ReLU (Glorot et al., 2011). Un des premiers avantages de cette fonction est qu'elle évite le problème de la dilution du gradient (*vanishing gradient*) (Hochreiter, 1998) permettant un apprentissage plus rapide (Krizhevsky et al., 2012).

Definition B.III.5 Fonction reLU

$$\forall x \in \mathbb{R}, f(x) = \max(0, x) \tag{B.43}$$

D'un point de vue numérique, cette fonction présente l'avantage principal d'être évaluée très rapidement. Cette opération est appliquée pour tous les pixels de l'image générée par la couche de convolution ; la taille de l'image générée reste donc inchangée.

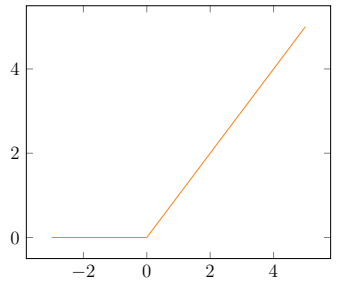


Figure B.7 : La fonction ReLU

Les couches de sous-échantillonnage

Ces couches (Figure B.8) font suite à une couche de non-linéarité (Figure 3.12). Leur objectif est de réduire les dimensions des images fournies

en entrée tout en ne conservant que l'information la plus importante. Il en existe là encore de plusieurs sortes (maximum, moyenne, somme) mais le plus populaire est le *max pooling*. Il consiste à choisir dans une fenêtre de taille prédéfinie la valeur maximale des pixels. Ces opérations sont appliquées indépendamment pour chacune des images fournies en sortie de la fonction d'activation. Autrement dit, la profondeur reste inchangée.

La réduction de dimensionnalité est intéressante puisque :

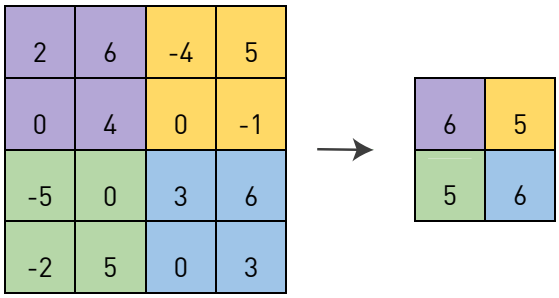


Figure B.8 : Principe du *max pooling*

— Elle permet de réduire le nombre de paramètres dans le réseau et donc éviter le problème de sur-apprentissage.
— Elle rend le réseau plus robuste aux petites transformations (rotations, translations) puisque dans une petite région, seul le maximum est considéré.

la couche entièrement connectée

Le *fully connected layer* correspond à la définition d'une couche d'un réseau de neurones classique dans le sens où contrairement à une couche de convolution, il ne relie pas seulement les neurones avoisinants mais bien tous les neurones. Hormis pour des problèmes de classification, ce type de couche tend à disparaître au profit de réseaux entièrement convolutifs (Shelhamer et al., 2017). En clair, les *fully connected layers* sont remplacés par des couches de convolution, cela permet de garder la cohérence spatiale jusqu'au bout et de réduire le nombre de paramètres à optimiser lors de la phase d'apprentissage.

Phase d'entraînement

Le processus global d'entraînement des réseaux de neurones peut être résumé de la façon suivante :

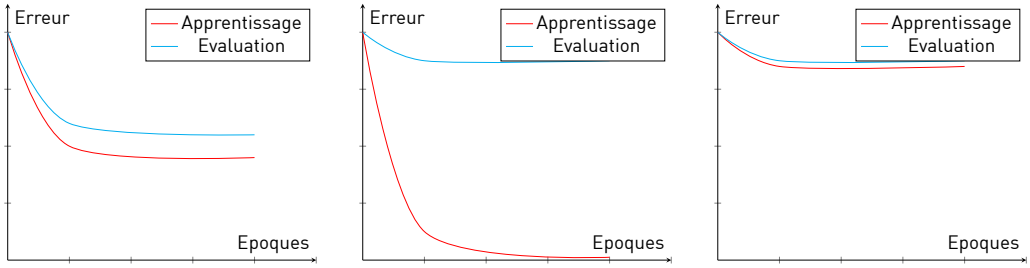
1. Initialisation des paramètres des filtres avec des valeurs aléatoires.
2. *Forward propagation* : une image est donnée en entrée du réseau qui, au travers des couches (convolution, ReLU, *pool*, *fully connected layer*) calcule

une image de sortie (étape de *forward propagation*). Mais comme dans un premier temps les filtres ont des valeurs aléatoires, l'image finalement obtenue l'est aussi.

3. *loss function* : l'erreur entre l'image annotée et l'image générée est calculée. Encore une fois il existe plusieurs types de métriques (*loss function*) mais la plus simple et la plus utilisée reste la somme des erreurs au carré.
4. Rétro-propagation du gradient : dans cette dernière étape, l'objectif est d'optimiser tous les paramètres du réseau pour minimiser la métrique. Pour cela, la *loss function* est dérivée par rapport à chacun de ces paramètres via un algorithme qui s'apparente à la règle de la chaîne : la rétro-propagation du gradient (*backpropagation*) (Le Cun, 1985). Le tout est usuellement optimisé par descente de gradient de sorte à minimiser la *loss function*.

   En réalité, si on optimisait simultanément par rapport à toutes les images annotées, cela conduirait à des consommations de mémoire effrayantes. Ainsi, pour gagner en efficacité et en temps de calcul, le jeu d'images annotées est divisé en groupes de 10 par exemple, et l'optimisation est itérativement effectuée pour chacun de ces petits groupes aussi appelés *batch*. Quand tous les groupes d'images annotées ont été passées en revue par l'optimiseur, on dit qu'une *epoch* a été réalisée. En pratique, plusieurs *epoch* sont nécessaires avant de voir la métrique ne plus diminuer.
5. Phase d'évaluation : pour évaluer le réseau, le jeu de données de départ est scindé en deux : la première partie (75%) est utilisée pour l'apprentissage, la deuxième (25%) est dédiée à la validation du réseau. Dans le cas où l'on voit notre fonction d'erreur décroître lors de l'apprentissage de manière significative, on sait que le réseau fournira une réponse correcte sur le premier jeu de données. La réelle question est désormais de savoir si le réseau est capable de généraliser ce problème par rapport à des images qu'il n'a jamais vu. Pour cette raison, on trace simultanément les courbes (Figure B.9) d'apprentissage et d'évaluation (*forward propogation* sur le set de validation) en vérifiant que les deux courbes décroissent au global.

Le sur-apprentissage (Figure B.9b), à l'inverse, est un phénomène caractérisé par une courbe de validation restant éloignée de la courbe d'apprentissage. Cela signifie que le réseau n'est pas bon à généraliser le problème, ce qui peut être dû à un manque de données d'apprentissage ou à un trop grand nombre de paramètres, *i.e.* un trop grand nombre de degrés de liberté.



(a) Cas idéal (b) Sur-apprentissage (c) Sous-apprentissage

Figure B.9 : Les différentes situations d'apprentissage

Annexe C

Processus de reconstruction 3D

C.I Reconstruction du fémur

C.I.1 Attribution des paramètres

Bruit gaussien	Vue frontale	Vue sagittale
σ_x^2(mm^2)	20.0	3.0
σ_y^2(mm^2)	2.0	20.0
σ_z^2(mm^2)	2.0	3.0

Tableau C.1 : Choix de variance σ^2 dans la GPR suivant chacun des axes

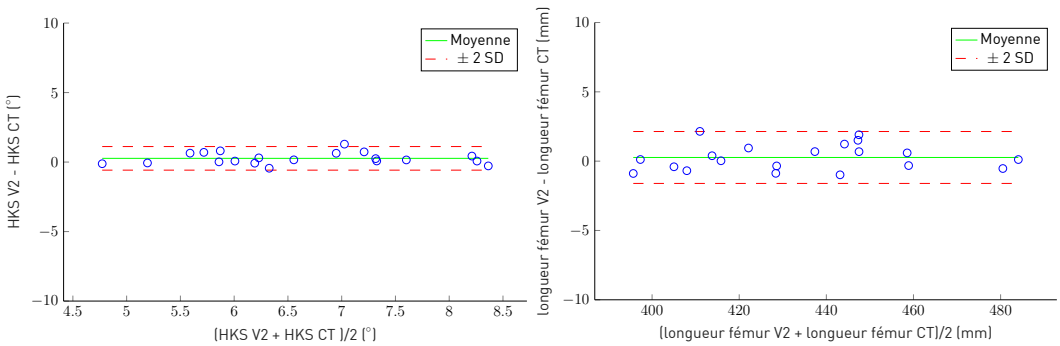
Paramètres	Ellipses tête	Condyles latéraux	Condyles postérieurs	Grand trochanter	Petit trochanter
σ_{saisie} (px)	20	5	1	5	5

Tableau C.2 : Choix de σ_{saisie} dans le processus de segmentation du fémur pour chaque point saisi

Bruit gaussien	Tête fémorale	Condyles postérieurs	Condyles latéral	Grand trochanter	Petit trochanter
σ_x^2(mm^2)	1.0	1.0	50.0	50.0	50.0
σ_y^2(mm^2)	1.0	50.0	1.0	5.0	3.0
σ_z^2(mm^2)	1.0	10.0	50.0	2.0	5.0

Tableau C.3 : Choix de variance σ^2 pour chacun des 5 points saisis utilisés dans la GPR du fémur

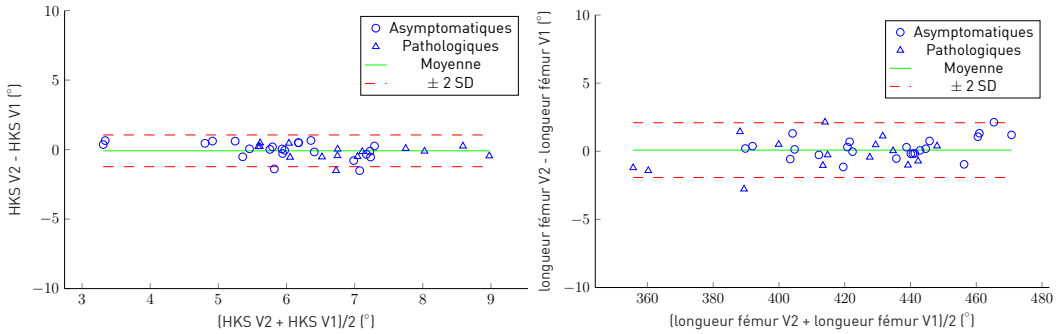
C.I.2 Précision des paramètres en comparaison au CT



(a) Rrreurs d'HKS (b) Erreurs de longueur fémur

Figure C.1 : Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au fémur

C.I.3 Comparaison à la méthode précédente

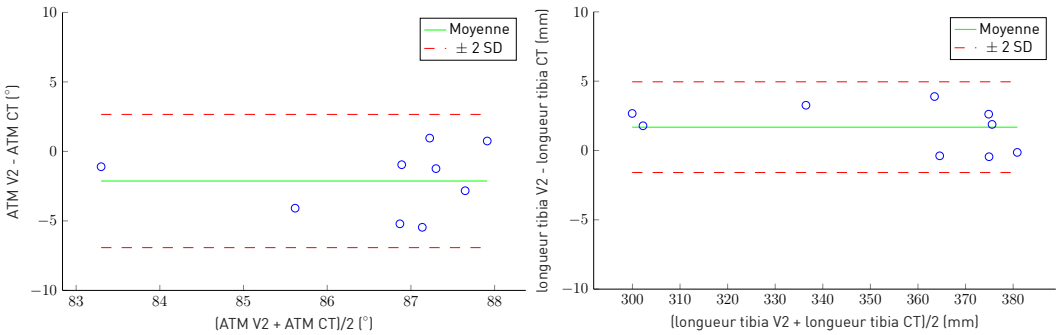


(a) Erreurs d'HKS (b) Erreurs de longueur fémur

Figure C.2 : Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au fémur

C.II Reconstruction du tibia

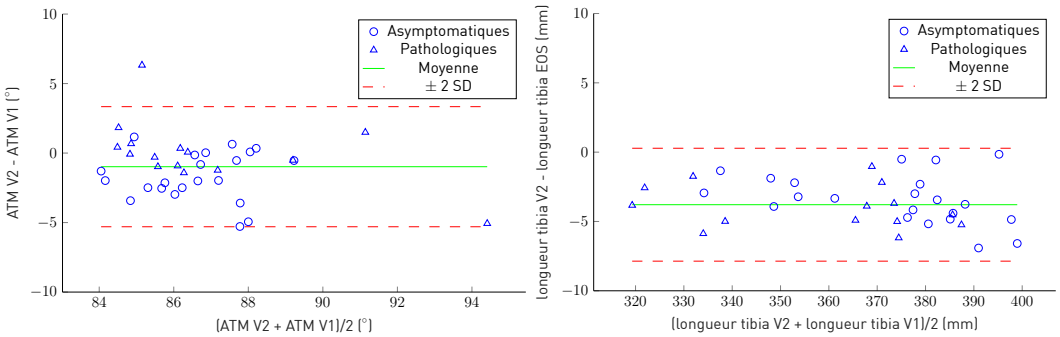
C.II.1 Précision des paramètres en comparaison au CT



(a) Erreurs d'ATM angle tibial mécanique (b) Erreurs de longueur tibiale

Figure C.3 : Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au tibia

C.II.2 Comparaison à la méthode précédente



(a) Erreurs d'ATM angle tibial mécanique (b) Erreurs de longueur tibiale

Figure C.4 : Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au tibia

C.II.3 Attribution des paramètres

Paramètres	Épine (sagittal)	Épine (frontal)	Articulation distale	Malléole externe	Postérieur condyle	Tête *fibula*
σ_{saisie} (px)	20	1	20	5	5	5

Tableau C.4 : Choix de σ_{saisie} dans le processus de segmentation du tibia pour chaque point saisi

Bruit gaussien	Centre épines	Articulation distale	Malléole médiale	*Fibula* proximale	Malléole externe
σ_x^2(mm^2)	3.0	3.0	20.0	2.0	20.0
σ_y^2(mm^2)	3.0	3.0	2.0	20.0	5.0
σ_z^2(mm^2)	3.0	3.0	2.0	2.0	2.0

Tableau C.5 : Choix de variance σ^2 dans la GPR pour chacun des 7 points saisis pour l'obtention de la solution initiale du tibia

C.III Reconstruction de la *patella*

C.III.1 Attribution des paramètres

Bruit gaussien	Point médial	Point latéral	Point supérieur	Point inférieur	Point antérieur
σ_x^2(mm^2)	20.0	20.0	1.0	1.0	3.0
σ_y^2(mm^2)	1.0	1.0	20.0	20.0	20.0
σ_z^2(mm^2)	3.0	3.0	1.0	1.0	1.0

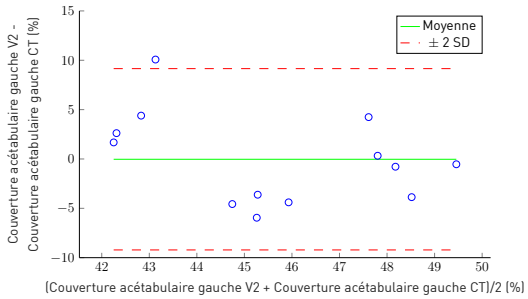
Tableau C.6 : Choix de variance σ^2 dans la GPR pour chacun des 5 points saisis pour l'obtention de la solution initiale de la *patella*

Paramètres	Point médial	Point latéral	Point supérieur	Point inférieur	Point antérieur
σ_{saisie} (px)	5	5	5	5	5

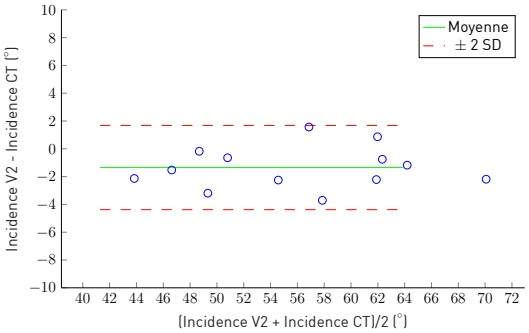
Tableau C.7 : Choix de σ_{saisie} dans le processus de segmentation de la *patella* pour chaque point saisi

C.IV Évaluation des méthodes précédentes sur le bassin

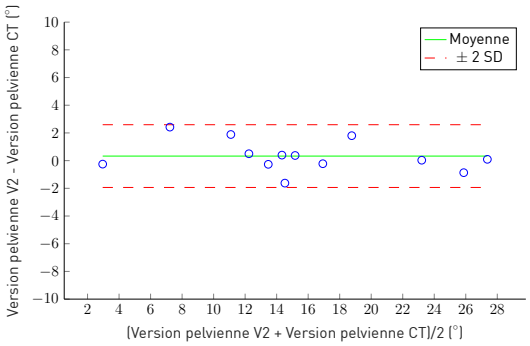
C.IV.1 Précision des paramètres en comparaison au CT



(a) Erreurs de couverture acétabulaire (côté gauche)



(b) Erreurs d'incidence pelvienne



(c) Erreurs de version pelvienne

Figure C.5 : Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au bassin

C.IV.2 Attribution des paramètres

Bruit gaussien	Centres cotyle	Épines antéro-supérieures	Épines antéro-inférieures	Ailes postérieures	Promontoire supérieur	Promontoire inférieur	Coccyx	Symphyse
σ_x^2(mm^2)	1.0	3.0	20.0	5.0	1.0	1.0	1.0	3.0
σ_y^2(mm^2)	1.0	3.0	1.0	20.0	50.0	50.0	50.0	50.0
σ_z^2(mm^2)	1.0	3.0	1.0	5.0	1.0	1.0	1.0	3.0

Tableau C.8 : Choix de variance σ^2 dans la GPR pour chacun des 12 points saisis pour l'obtention de la solution initiale du bassin

Bruit gaussien	Épines antéro-supérieures (sagittal)	Épines antéro-inférieures (frontal)	Promontoire supérieur	Symphyse
σ_{saisie} (px)	5.0	1.0	1.0	5.0

Tableau C.9 : Choix de σ_{saisie} dans le processus de segmentation du bassin pour chaque point saisi

Liste des publications

Communications à congrès scientifiques internationaux avec comité de lecture et actes :

Posters

S. Ketoff, F. Girinon, S. Schlager, M. Friess, T. Schouman, P. Rouch, R. H. Khonsari. Zygomatic bone shape in intentional cranial deformations : a model for the study of the interactions between skull growth and facial morphology (2016). *European Assocation For Cranio Maxillo Facial Surgery*, Londres, Royaume-Uni.

N. Fourgeron, F. Girinon, A. Macron, H. Pillet, PY. Rohan (2018). All-Hex Finite Element Mesh Generation of Soft Tissues of the pelvic region using Volumetric PolyCube Deformation for the assessment of the subdermal. *8th World Congress of Biomechanics*, Dublin, Irelande.

L. Gajny, F. Girinon, S. Ebrahimi, A. Nérot, W. Skalli. Accurate quasi-automatic 3D reconstruction of human body shape from biplanar X-rays using a statistical shape mode (2016). *SIGMA 2016*, Luminy , France.

C. Bascans, N. Hagemeister, C. Zhang, F. Girinon, L. Gajny, P. Tétreault, W. Skalli (2018). Bi-planar low dose X-Ray method for personalised 3D modeling of the scapula and automated computation of morphological parameters (2018). *Computer Assisted Radiology and Surgery 32nd International Congress*, Berlin, Allemagne.

Présentations orales

F. Girinon, L.Gajny, S. Ebrahimi, L. Dagneaux, P. Rouch, W. Skalli. Quasi-automated 3d reconstruction of the lower limb combining statistical shape modeling and image processing from bi-planar x-rays (2018). *15th International Symposium on Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, Lisbonne, Portugal.

F. Girinon, Y. Kim, JY. Lazennec, W. Skalli. Quantitative analysis of the stand to sit pelvis kinematics using 3D reconstructions from bi-planar x-rays (2018). *8th World Congress of Biomechanics*, Dublin, Irelande.
Y. Kim, F. Girinon, JY. Lazennec, W. Skalli. Analyse quantitative de la cinématique pelvienne du bassin utilisant des reconstructions 3D à partir d'images rayons X bi-planaires (2018). *Sofcot*, Paris, France.
L. Gajny, F. Girinon, S. Ebrahimi, A. Nérot, W. Skalli. Fast quasi-automatic 3D reconstruction of body shape from biplanar X-rays (2017). *23rd Congress of the European Society of Biomechanics*. Seville, Espagne.

Actes de conférence

F. Girinon, L.Gajny, S. Ebrahimi, L. Dagneaux, P. Rouch, W. Skalli. Quasi automated reconstruction of the femur from bi-planar x-rays (2018). *15th International Symposium on Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, Lisbonne, Portugal.

Publications scientifiques dans des revues à comité de lecture :

S. Ketoff, F. Girinon, S. Schlager, M. Friess, T. Schouman, P. Rouch, R. H. Khonsari. Zygomatic bone shape in intentional cranial deformations : a model for the study of the interactions between skull growth and facial morphology (2016). *Journal of Anatomy*.
F. Girinon, L.Gajny, S. Ebrahimi, L. Dagneaux, P. Rouch, W. Skalli. Quasi automated reconstruction of the femur from bi-planar x-rays (révisions mineures). *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*.

Bibliographie

Agricola, R. et al. (2013). « Pincer deformity does not lead to osteoarthritis of the hip whereas acetabular dysplasia does : Acetabular coverage and development of osteoarthritis in a nationwide prospective cohort study (CHECK) ». In : *Osteoarthritis and Cartilage* 21.10, p. 1514-1521 (cf. p. 27).

Akkoul, S. et al. (2017). « 3D Reconstruction of the proximal femur shape from few pairs of x-ray radiographs ». In : *Signal Processing : Image Communication* 59, p. 65-72 (cf. p. 50, 52, 127).

Albrecht, T. et al. (2013). « Posterior shape models ». In : *Medical Image Analysis* (cf. p. 71, 72, 84).

Alexa, M., D. Cohen-Or et D. Levin (2000). « As-rigid-as-possible shape interpolation ». In : *Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques - SIGGRAPH '00*, p. 157-164 (cf. p. 140).

Assi, A. et al. (2016). « Validation of hip joint center localization methods during gait analysis using 3D EOS imaging in typically developing and cerebral palsy children ». In : *Gait and Posture* 48, p. 30-35 (cf. p. 15).

Attias, M. et al. (2016). *La marche en « flexion de genoux » bilatérale causée par des rétractions musculaires : implication des muscles ilio-psoas, ischio-jambiers et gastrocnemius* (cf. p. 28).

Aubert, B. et al. (2014). « 3D reconstruction of rib cage geometry from biplanar radiographs using a statistical parametric model approach ». In : *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering : Imaging & Visualization* (cf. p. 15).

Aubert, B. et al. (2016). « Automatic Spine and Pelvis Detection in Frontal X-Rays Using Deep Neural Networks for Patch Displacement Learning ». In : *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging* 2016-June, p. 1426-1429 (cf. p. 73, 77).

Baka, N. et al. (2011). « 2D-3D shape reconstruction of the distal femur from stereo X-ray imaging using statistical shape models ». In : *Medical Image Analysis* 15.6, p. 840-850 (cf. p. 37, 40, 42, 45, 73).

Barratt, D. C. et al. (2008). « Instantiation and registration of statistical shape models of the femur and pelvis using 3D ultrasound imaging ». In : *Medical Image Analysis* 12.3, p. 358-374 (cf. p. 34).

Baudoin, A. et al. (2008). « Parametric subject-specific model for in vivo 3D reconstruction using bi-planar X-rays : Application to the upper femoral extremity ». In : *Medical and Biological Engineering and Computing* 46.8, p. 799-805 (cf. p. 41, 45).

Begon, M., T. Monnet et P. Lacouture (2007). « Effects of movement for estimating the hip joint centre ». In : *Gait and Posture* (cf. p. 60, 67).

Belagiannis, V. et A. Zisserman (2016). « Recurrent Human Pose Estimation ». In : *Arxiv*. arXiv : 1605.02914 (cf. p. 119, 120).

Bellemans, J. et al. (2012). « The Chitranjan Ranawat award : is neutral mechanical alignment normal for all patients ? The concept of constitutional varus. » In : *Clinical orthopaedics and related research* 470.1, p. 45-53 (cf. p. 28).

Bentley, J. L. (1975). « Multidimensional binary search trees used for associative searching ». In : *Communications of the ACM*. arXiv : arXiv:1011.1669v3 (cf. p. 92).

Bonneau, D. (2017). *Thérapeutique manuelle*. Dunod, p. 960 (cf. p. 18).

Borden, J., G. E. Spencer et C. H. Herndon (1966). « Treatment of coxa vara in children by means of a modified osteotomy. » In : *The Journal of bone and joint surgery. American volume* (cf. p. 31).

Bottema, D., B. Roth et G. R. Veldkamp (1980). « Theoretical Kinematics ». In : *Journal of Applied Mechanics* 47.1, p. 222 (cf. p. 63).

Bourne, C. et al. (2018). « MRI-only treatment planning : benefits and challenges ». In : *Physics in Medicine and Biology* (cf. p. 34).

Boussaid, H. et al. (2011). « 3D Model-based Reconstruction of the Proximal Femur from Low-dose Biplanar X-Ray Images ». In : *Procedings of the British Machine Vision Conference 2011*, p. 35.1-35.10 (cf. p. 42, 45, 73).

Boykov, Y. et V. Kolmogorov (2004). « An experimental comparison of min-cut/max- flow algorithms for energy minimization in vision ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. arXiv : 0703101v1 [cs] (cf. p. 74).

Bruin, P. W. de et al. (2008). « Image-based RSA : Roentgen stereophotogrammetric analysis based on 2D-3D image registration ». In : *Journal of Biomechanics* 41.1, p. 155-164 (cf. p. 83).

Candemir, S. et al. (2012). « Graph Cut Based Automatic Lung Boundary Detection in Chest Radiographs ». In : p. 7-9 (cf. p. 74).

Carriero, A. et al. (2009). « Correlation between lower limb bone morphology and gait characteristics in children with spastic diplegic cerebral palsy ». In : *Journal of Pediatric Orthopaedics* 29.1, p. 73-79 (cf. p. 30).

Cebulski-Delebarre, A. et al. (2016). « Correlation between primary flat foot and lower extremity rotational misalignment in adults ». In : *Diagnostic and Interventional Imaging* 97.11, p. 1151-1157 (cf. p. 15, 53).

Cerveri, P. et al. (2017). « 2D/3D reconstruction of the distal femur using statistical shape models addressing personalized surgical instruments in knee arthroplasty : A feasibility analysis ». In : *International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery* 13.4, p. 1-13 (cf. p. 42).

Chaibi, Y. et W. Skalli (2010). « Adaptation des méthodes de reconstruction 3D rapides par stéréoradiographie : Modélisation du membre inférieur et calcul des indices cliniques en présence de déformation structurale ». Thèse de doct., p. 220 (cf. p. 12, 38, 39, 68, 85).

Chaibi, Y. et al. (2012). « Fast 3D reconstruction of the lower limb using a parametric model and statistical inferences and clinical measurements calculation from biplanar X-rays ». In : *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* 15.5, p. 457-466 (cf. p. 23, 35, 37, 46-48, 50, 80).

Chao, I. et al. (2010). « A simple geometric model for elastic deformations ». In : *ACM Transactions on Graphics* 29.4, p. 1 (cf. p. 141).

Chav, R. et al. (2009). « Method for fast and accurate segmentation processing from prior shape : application to femoral head segmentation on x-ray images ». In : *SPIE Medical Imaging 2009 : Image Processing* 7259.28720, 72594Y–72594Y-8 (cf. p. 73, 76, 91, 130).

Chen, C. et G. Zheng (2014). « Fully automatic segmentation of AP pelvis X-rays via random forest regression with efficient feature selection and hierarchical sparse shape composition ». In : *Computer Vision and Image Understanding* 126, p. 1-10 (cf. p. 40).

Chen, H. C. et al. (2009). « Automated segmentation for patella from lateral knee X-ray images ». In : *Proceedings of the 31st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society : Engineering the Future of Biomedicine, EMBC 2009*, p. 3553-3556 (cf. p. 73).

Clohisy, J. C. et al. (2009). « Incidence and characteristics of femoral deformities in the dysplastic hip ». In : *Clinical Orthopaedics and Related Research* (cf. p. 29).

Cover, T. M. et J. A. Thomas (2005). *Elements of Information Theory*, p. 1-748. arXiv : ISBN0-471-06259-6 (cf. p. 134).

Cresson, T. et al. (2008). « Surface reconstruction from planar x-ray images using moving least squares ». In : *Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE* January 2016, p. 3967-3970 (cf. p. 68).

Cuno, A. et al. (2007). « 3D as-rigid-as-possible deformations using MLS ». In : *Proceedings of the 27th Computer Graphics International Conference*, p. 115-122 (cf. p. 68, 141).

Danielsson, L. et H. Lindberg (1997). « Prevalence of coxarthrosis in an urban population during four decades. » In : *Clinical orthopaedics and related research* 342, p. 106-10 (cf. p. 26).

Day, L. M. et al. (2018). « Radiological severity of hip osteoarthritis in patients with adult spinal deformity : the effect on spinopelvic and lower extremity compensatory mechanisms ». In : *European Spine Journal* 0123456789, p. 1-9 (cf. p. 27).

Delin, C. et al. (2014). « Ionizing radiation doses during lower limb torsion and anteversion measurements by EOS stereoradiography and computed tomography ». In : *European Journal of Radiology* 83.2, p. 371-377 (cf. p. 14, 15).

Deschênes, S. et al. (2010). « Diagnostic Imaging of Spinal Deformities ». In : *Spine* 35.9, p. 989-994 (cf. p. 14, 35).

Desmé, D. et al. (2006). « [Axial lower limb alignment and knee geometry in patients with osteoarthritis of the knee]. » In : *Revue de chirurgie orthopédique et réparatrice de l'appareil moteur* (cf. p. 27).

Dubousset, J. et al. (2005). « [A new 2D and 3D imaging approach to musculoskeletal physiology and pathology with low-dose radiation and the standing position : the EOS system]. » In : *Bulletin de l'Academie nationale de medecine* (cf. p. 14).

Dubrana, F. et al. (2008). « Ostéotomie tibiale de valgisation ». In : *Revue de Chirurgie Orthopedique et Reparatrice de l'Appareil Moteur* 94.4 SUPPL. P. 2-21 (cf. p. 31).

Ebrahimi, S. et al. (2016). « Lumbar spine posterior corner detection in X-rays using Haar-based features ». In : *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging* (cf. p. 91).

Ehlke, M. (2012). *Simulating x-ray images from deformable and intensity models on the GPU*. Rapp. tech. May. Shanghai : Jiao Tong University (cf. p. 51).

Ehlke, M. et al. (2013). « Fast generation of virtual X-ray images for reconstruction of 3D anatomy ». In : *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* 19.12, p. 2673-2682 (cf. p. 50-52).

Elkins, J. M., K. J. Simoens et J. J. Callaghan (2018). « Lower Extremity Geometry in Morbid Obesity—Considerations for Total Knee Arthroplasty ». In : *Journal of Arthroplasty* (cf. p. 15, 54).

Escott, B. G. et al. (2013). « EOS low-dose radiography : A reliable and accurate upright assessment of lower-limb lengths ». In : *Journal of Bone and Joint Surgery - Series A* 95.23, e183 (cf. p. 15, 53).

Eustache, B., L. Dagneaux et W. Skalli (2013). « Analyse cinématique de l'articulation fémoro-patellaire : une étude in vitro ». Mém. de mast. Laboratoire de Biomécanique, p. 45 (cf. p. 113, 115, 116).

Ferrero, E. et al. (2016). « Role of pelvic translation and lower-extremity compensation to maintain gravity line position in spinal deformity ». In : *Journal of Neurosurgery : Spine* 24.3, p. 436-446 (cf. p. 15, 54).

Filippi, S., B. Motyl et C. Bandera (2008). « Analysis of existing methods for 3D modelling of femurs starting from two orthogonal images and development of a script for a commercial software package ». In : *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 89.1, p. 76-82 (cf. p. 40, 41, 45).

Flecher, X., M. Ollivier et J. N. Argenson (2016). *Lower limb length and offset in total hip arthroplasty* (cf. p. 15, 54).

Folinais, D. et al. (2013). « Measuring femoral and rotational alignment : EOS system versus computed tomography ». In : *Orthopaedics and Traumatology : Surgery and Research* 99.5, p. 509-516 (cf. p. 53).

Ford, L. et D. R. Fulkerson (1963). *Flows in networks* (cf. p. 74).

Fulkerson, J. P. (2002). « Diagnosis and Treatment of Patients with Patellofemoral Pain ». In : *Am. J. Sports Med.* (Cf. p. 29).

Galibarov, P. E., P. J. Prendergast et A. B. Lennon (2010). « A method to reconstruct patient-specific proximal femur surface models from planar preoperative radiographs ». In : *Medical Engineering and Physics* 32.10, p. 1180-1188 (cf. p. 40, 42, 45, 73).

Gamage, P. et al. (2009). « 3D reconstruction of patient specific bone models from 2D radiographs for image guided orthopedic surgery ». In : *DICTA 2009 - Digital Image Computing : Techniques and Applications*, p. 212-216 (cf. p. 41, 45, 73).

Gaumétou, E. et al. (2014). « EOS analysis of lower extremity segmental torsion in children and young adults ». In : *Orthopaedics and Traumatology : Surgery and Research* (cf. p. 53).

Ghostine, B. et al. (2017). « Influence of patient axial malpositioning on the trueness and precision of pelvic parameters obtained from 3D reconstructions

based on biplanar radiographs ». In : *European Radiology* 27.3, p. 1295-1302 (cf. p. 60, 62, 84).

Glorot, X., A. Bordes et Y. Bengio (2011). « Deep sparse rectifier neural networks ». In : *AISTATS '11 : Proceedings of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*. arXiv : 1502.03167 (cf. p. 147).

Goodall, C. (1991). « Procrustes methods in the statistical analysis of shape ». In : *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* (cf. p. 79).

Guillemin, F. et al. (2011). « Prevalence of symptomatic hip and knee osteoarthritis : A two-phase population-based survey1 ». In : *Osteoarthritis and Cartilage* (cf. p. 27).

Haspl, M. et al. (2002). « Fully arthroscopic stabilization of the patella. » In : *Arthroscopy : the journal of arthroscopic & related surgery : official publication of the Arthroscopy Association of North America and the International Arthroscopy Association* (cf. p. 32).

He, K. et al. (2017). « Mask R-CNN ». In : *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. arXiv : 1703.06870 (cf. p. 77).

Hochreiter, S. (1998). « The Vanishing Gradient Problem During Learning Recurrent Neural Nets and Problem Solutions ». In : *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems* (cf. p. 119, 147).

Humbert, L. et al. (2009). « 3D reconstruction of the spine from biplanar X-rays using parametric models based on transversal and longitudinal inferences ». In : *Medical Engineering and Physics* 31.6, p. 681-7 (cf. p. 15, 39, 46, 47).

Humbert, L. et al. (2008). « 3D Evaluation of the acetabular coverage assessed by biplanar X-rays or single anteroposterior X-ray compared with CT-scan ». In : *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* (cf. p. 26, 27).

Jamriska, O., D. Sykora et A. Hornung (2012). « Cache-efficient graph cuts on structured grids ». In : *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (cf. p. 79).

Joo, S. Y. et al. (2007). « A new classification for idiopathic genu vara ». In : *Yonsei Medical Journal* 48.5, p. 833-838 (cf. p. 28).

Kamina, P. (2009). *Anatomie clinique : Anatomie générale, membres* (cf. p. 18).

Karade, V. et B. Ravi (2015). « 3D femur model reconstruction from biplane X-ray images : a novel method based on Laplacian surface deformation ». In : *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery* 10.4, p. 473-485 (cf. p. 40, 41, 45, 140).

Kistler, M. et al. (2013). « The virtual skeleton database : An open access repository for biomedical research and collaboration ». In : *Journal of Medical Internet Research* 15.11 (cf. p. 97, 106).

Klima, O. et al. (2016). « Intensity-based femoral atlas 2D/3D registration using Levenberg-Marquardt optimisation ». In : *Proceedings of the SPIE, Volume 9788, id. 97880F 12 pp. (2016).* 9788. Sous la dir. de B. Gimi et A. Krol, 97880F (cf. p. 37, 50-52, 78, 127).

Kolmogorov, V. et C. Rother (2007). *Minimizing nonsubmodular functions with graph cuts - A review* (cf. p. 79).

Krige, D. G. (1952). *A Statistical Approach to Some Basic Mine Valuation Problems on the Witwatersrand* (cf. p. 69).

Krizhevsky, A., I. Sutskever et G. E. Hinton (2012). « ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks ». In : *Advances In Neural Information Processing Systems*. arXiv : 1102.0183 (cf. p. 147).

Lagacé, P.-Y. et al. (2012). « 3D reconstruction of the scapula from biplanar radiographs ». In : *Proc. SPIE 8314*. Sous la dir. de D. R. Haynor et S. Ourselin. T. 8314. International Society for Optics et Photonics, p. 8314L (cf. p. 15, 46).

Lam, F. (2001). *An unusual cause of a limp in a child : developmental coxa vara* (cf. p. 29).

Lamecker, H., T. H. Wenckebach et H.-C. H. C. Hege (2006). « Atlas-based 3D-Shape Reconstruction from X-Ray Images ». In : *ICPR*. T. 1, p. 371-374 (cf. p. 42, 45).

Laporte, S. (2002). « Reconstruction 3D Du Squelette Humain Pour La Biomecanique Par Radiographie Biplane a Dose Minimale D'Irradiation ». Thèse de doct., p. 289 (cf. p. 12, 37, 38, 40, 41, 45, 69, 73, 115, 116, 128).

Laporte, S. et al. (2003). « A biplanar reconstruction method based on 2D and 3D contours : application to the distal femur. » In : *Computer methods in biomechanics and biomedical engineering* 6.1, p. 1-6 (cf. p. 39, 45).

Lazennec, J. Y. et al. (2011). « Utilité du système d'imagerie EOS pour comprendre un syndrome fémoropatellaire dans les suites d'une PTH ». In : *Revue de Chirurgie Orthopedique et Traumatologique* (cf. p. 28).

Lazennec, J. Y. et al. (2018). *Does Patients' Perception of Leg Length After Total Hip Arthroplasty Correlate With Anatomical Leg Length ?* (Cf. p. 15, 54).

Lazennec, J. Y. et al. (2017). « Are advanced three-dimensional imaging studies always needed to measure the coronal knee alignment of the lower extremity ? » In : *International Orthopaedics* (cf. p. 32).

Le Bras, A. et al. (2004). « 3D reconstruction of the proximal femur with low-dose digital stereoradiography ». In : *Computer aided surgery : official journal of the International Society for Computer Aided Surgery* 9.3, p. 51-57 (cf. p. 40, 41, 45).

Le Cun, Y. (1985). « Une procedure d'apprentissage pour reseau a seuil assymetrique (A learning procedure for assymetric threshold networks) ». In : *Proceedings of Cognitiva 85*, p. 599-604 (cf. p. 149).

Lebailly, F. et al. (2012). « Semi-automated stereoradiographic upper limb 3D reconstructions using a combined parametric and statistical model : A preliminary study ». In : *Surgical and Radiologic Anatomy* 34.8, p. 757-765 (cf. p. 47).

LeCun, Y. et al. (1998). « Gradient based learning applied to document recognition ». In : *Proceedings of the IEEE*. arXiv : 1102.0183 (cf. p. 77).

Leroy-Malherbe, D. (2002). « L'infirmité motrice cérébrale ». In : *Déficiences motrices et situations de handicaps* (cf. p. 30).

Levi, Z. et C. Gotsman (2015). « Smooth rotation enhanced As-Rigid-As-Possible mesh animation ». In : *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics* (cf. p. 141).

Levin, D. (1998). « The approximation power of moving least-squares ». In : *Mathematics of Computation* (cf. p. 68).

Lindberg, H., H. Roos et P. Gärdsell (1993). « Prevalence of coxarthrosis in former soccer players. 286 players compared with matched controls. » In : *Acta orthopaedica Scandinavica* 64.2, p. 165-7 (cf. p. 26).

Lüthi, M. et al. (2016). « Gaussian Process Morphable Models ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8828.April, p. 1-38. arXiv : 1603.07254 (cf. p. 42, 87, 88).

Mahalanobis, P. (1936). *On the Generalized Distance in Statistics* (cf. p. 93).

Mahfouz, M. et al. (2006). « Reconstruction of 3D patient-specific bone models from biplanar x-ray images utilizing morphometric measurements ». In : *Ipcv 2006* January 2006, p. 345-349 (cf. p. 52).

Márkus, I. et al. (2018). « The effect of coronal decompensation on the biomechanical parameters in lower limbs in adolescent idiopathic scoliosis ». In : *Orthopaedics & Traumatology : Surgery & Research* 104.5, p. 609-616 (cf. p. 15, 54).

Marzan, G. T. (1976). « Rational Design for Close-Range Photogrammetry ». Thèse de doct. University of Illinois at Urbana-Champaign, p. 228 (cf. p. 38).

McConnell, J. (2007). *Rehabilitation and nonoperative treatment of patellar instability* (cf. p. 32).

Mishkin, D., N. Sergievskiy et J. Matas (2017). « Systematic evaluation of convolution neural network advances on the Imagenet ». In : *Computer Vision and Image Understanding* 161, p. 11-19. arXiv : 1606.02228 (cf. p. 147).

Mitton, D. et al. (2006). « 3D reconstruction of the pelvis from bi-planar radiography ». In : *Comput Methods Biomech Biomed Engin* 9.1, p. 1-5 (cf. p. 40, 41, 45, 60).

Mitton, D. et al. (2008). « 3D reconstruction of the ribs from lateral and frontal X-rays in comparison to 3D CT-scan reconstruction ». In : *Journal of Biomechanics* (cf. p. 46).

Moreland, L. W. (2003). « Intra-articular hyaluronan (hyaluronic acid) and hylans for the treatment of osteoarthritis : mechanisms of action. » In : *Arthritis research & therapy* (cf. p. 31).

Moshfeghi, M., S. Ranganath et K. Nawyn (1994). « Three-Dimensional Elastic Matching of Volumes ». In : *IEEE Transactions on Image Processing* 3.2, p. 128-138 (cf. p. 79).

Nérot, A. et al. (2015). « A new 3D reconstruction method of the body envelope from biplanar Xrays ». In : *Submitted to the ISB2015 Congress* Table 1, p. 3-5 (cf. p. 15).

Ouertani, F. et al. (2015). « Simultaneous extraction of two adjacent bony structures in x-ray images : Application to hip joint segmentation ». In : *Proceedings - International Conference on Image Processing, ICIP* 2015-Decem.January, p. 4555-4559 (cf. p. 77, 84).

Pappas, A. M., P. Anas et H. M. Toczylowski (1984). « Asymmetrical arrest of the proximal tibial physis and genu recurvatum deformity ». In : *Journal of Bone and Joint Surgery - Series A* (cf. p. 29).

Parvizi, J. et G. K. Kim (2010). *High Yield Orthopaedics* (cf. p. 29).

Pauchard, Y. et al. (2016). « Interactive graph-cut segmentation for fast creation of finite element models from clinical ct data for hip fracture prediction ». In : *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering* 19.16, p. 1693-1703. arXiv : 15334406 (cf. p. 78).

Penney, G. P. et al. (1998). « A comparison of similarity measures for use in 2-D-3-D medical image registration. » In : *IEEE transactions on medical imaging* 17.4, p. 586-595 (cf. p. 134).

Piazzolla, A. et al. (2018). « Spinopelvic parameter changes and low back pain improvement due to femoral neck anteversion in patients with severe uni-

lateral primary hip osteoarthritis undergoing total hip replacement ». In : *European Spine Journal* 27.1, p. 125-134 (cf. p. 27).

Pinkall, U. et K. Polthier (1993). « Computing discrete minimal surfaces and their conjugates ». In : *Experimental Mathematics* (cf. p. 139).

Quijano, S. et W. Skalli (2013a). « Contribution à la reconstruction 3D des membres inférieurs reconstruits à partir des radios biplanes pour l'application à la planification et au suivi des chirurgies ». Thèse de doct., p. 142 (cf. p. 12, 38, 39, 46-48, 50, 73, 78, 85, 105, 110).

Quijano, S. et al. (2013b). « Disambiguation of 3D reconstruction of lower limbs from biplanar X-rays using shape criteria ». In : *CAOS International* (cf. p. 48, 49, 99).

Quijano, S. et al. (2013c). « Three-dimensional reconstruction of the lower limb from biplanar calibrated radiographs ». In : *Medical Engineering and Physics* 35.12, p. 1703-1712 (cf. p. 15, 16, 23, 35, 37, 68, 78).

Rahul, A. S. R. M., R. K. Mohanty et G. Tharion (2014). « Effectiveness of an articulated knee hyperextension orthosis in genu recurvatum ». In : *Online Journal of Health and Allied Sciences* (cf. p. 31).

Rampal, V. et al. (2018). « Lower-limb lengths and angles in children older than six years : Reliability and reference values by EOS®stereoradiography ». In : *Orthopaedics and Traumatology : Surgery and Research* 104.3, p. 389-395 (cf. p. 15, 53).

Rasmussen, C. E. et C. K. I. Williams (2004). *Gaussian processes for machine learning.* arXiv : 026218253X (cf. p. 70).

Rathnayaka, K. et al. (2012). « Quantification of the accuracy of MRI generated 3D models of long bones compared to CT generated 3D models ». In : *Medical Engineering and Physics* 34.3, p. 357-363 (cf. p. 33).

Ross, J. R. et al. (2014). « Effect of changes in pelvic tilt on range of motion to impingement and radiographic parameters of acetabular morphologic characteristics ». In : *American Journal of Sports Medicine* (cf. p. 27).

Ruwe, P. A. et al. (1992). « Clinical determination of femoral anteversion. A comparison with established techniques ». In : *Journal of Bone and Joint Surgery - Series A* (cf. p. 32).

Sadowsky, O. et al. (2007). « Deformable 2D-3D registration of the pelvis with a limited field of view, using shape statistics ». In : *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 6512.Pt 2, 65120B–65120B-9 (cf. p. 50).

Sahli, H. et al. (2015). « L'ostéotomie fémorale distale de varisation par interpénétration dans le genu valgum ». In : *Revue de Chirurgie Orthopédique et Traumatologique* 101.7, S229-S230 (cf. p. 31).

Schlager, S. (2013). *Morpho : Calculations and visualizations related to Geometric Morphometrics* (cf. p. 79).

Schlager, S. et A. Rüdell (2017). « Sexual Dimorphism and Population Affinity in the Human Zygomatic Structure—Comparing Surface to Outline Data ». In : *Anatomical Record* 300.1, p. 226-237 (cf. p. 80).

Schlégl, Á. T. et al. (2017). « Determination and correlation of lower limb anatomical parameters and bone age during skeletal growth (based on 1005 cases) ». In : *Journal of Orthopaedic Research* 35.7, p. 1431-1441 (cf. p. 15, 53).

Sekiya, T. et al. (2018). « Evaluation of functional and structural leg length discrepancy in patients with adolescent idiopathic scoliosis using the EOS imaging system : A prospective comparative study ». In : *Scoliosis and Spinal Disorders* 13.1, p. 7 (cf. p. 15, 54).

Serrurier, A. et al. (2012). « Robust femur condyle disambiguation on biplanar X-rays ». In : *Medical Engineering and Physics* 34.10, p. 1433-1440 (cf. p. 47, 49).

Shelhamer, E., J. Long et T. Darrell (2017). « Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 39.4, p. 640-651. arXiv : `1411.4038` (cf. p. 148).

El-Sobky, T. (2011). « Subtrochanteric valgus osteotomy in developmental coxa vara. » In : *Indian journal of orthopaedics* 45.4, p. 320-3 (cf. p. 31).

Sorkine, O. et al. (2004). « Laplacian surface editing ». In : *Proceedings of the 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing - SGP '04*. arXiv : `arXiv:1507.03351v1` (cf. p. 138, 142).

Specogna, A. V. et al. (2004). « Reliability of Lower Limb Frontal Plane Alignment Measurements Using Plain Radiographs and Digitized Images ». In : *The Journal of Knee Surgery* (cf. p. 32).

Szymczak, A., W. Hoff et M. Mahfouz (2010). « 3D shape from silhouette points in registered 2D images using conjugate gradient method ». In : *SPIE 7623, Medical Imaging*, p. 762316–762316-8 (cf. p. 42).

Tang, T. S. et R. E. Ellis (2005). « 2D/3D deformable registration using a hybrid atlas ». In : *Miccai* 8.Pt 2, p. 223-230 (cf. p. 42, 43, 46, 52).

Than, P. et al. (2012). « Geometrical values of the normal and arthritic hip and knee detected with the EOS imaging system ». In : *International Orthopaedics* 36.6, p. 1291-1297 (cf. p. 27).

Tönnis, D. et A. Heinecke (1999). « Acetabular and femoral anteversion : relationship with osteoarthritis of the hip. » In : *The Journal of bone and joint surgery* 81.12, p. 1747-1770 (cf. p. 27).

Trochu, F. (1993). « A contouring program based on dual kriging interpolation ». In : *Engineering with Computers* 9, p. 160-177. arXiv : `arXiv:1011.1669v3` (cf. p. 69, 70).

Väänänen, S. P. et al. (2015). « Generation of 3D shape, density, cortical thickness and finite element mesh of proximal femur from a DXA image. » In : *Medical image analysis* 24.1, p. 125-134 (cf. p. 50-52).

Vancura, L. et D. Saint-Félix (2008). *Projet ANR-08-TECS-0022 HIPEOS, imagerie 3D fonctionnelle de la hanche : Outils métiers de diagnostic, de planification et de suivi chirurgical*. Rapp. tech. Paris : EOS IMAGING (cf. p. 15, 35, 47, 50, 53, 56, 60, 63, 80, 117, 119, 125, 128).

Vatti, B. R. (1992). « A generic solution to polygon clipping ». In : *Communications of the ACM* 35.7, p. 56-63 (cf. p. 90).

Veron, S. et W. Skalli (1997). « Modelisation geometrique et mecanique tridimensionnelle par elements finis du rachis cervical superieur ». Thèse de doct. ENSAM, p. 183 (cf. p. 38).

Vincent, L. (1998). « Minimal path algorithms for the robust detection of linear features in gray images ». In : *Ismm* 12, p. 331-338 (cf. p. 74).

Wang, C. et al. (2011). « Pose-invariant 3D proximal femur estimation through bi-planar image segmentation with hierarchical higher-order graph-based priors ». In : *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 6893 LNCS.PART 3, p. 346-353 (cf. p. 42, 45).

Wang, J. et C. Shi (2017). « Automatic construction of statistical shape models using deformable simplex meshes with vector field convolution energy ». In : *BioMedical Engineering Online* 16.1, p. 49 (cf. p. 43).

Wei, W., G. Wang et H. Chen (2009). « 3D reconstruction of a femur shaft using a model and two 2D X-ray images ». In : *Proceedings of 2009 4th International Conference on Computer Science and Education, ICCSE 2009*, p. 720-722 (cf. p. 41, 45).

Westberry, D. E. et al. (2018). « Femoral anteversion assessment : Comparison of physical examination, gait analysis, and EOS biplanar radiography ». In : *Gait and Posture* 62, p. 285-290 (cf. p. 15).

Whitmarsh, T. (2012). « 3D Reconstruction of the Proximal Femur and Lumbar Vertebrae from Dual-energy X-ray Absorptiometry for Osteoporotic Fracture Risk Assessment ». In : (cf. p. 50, 52).

Whitmarsh, T. et al. (2013). « 3D reconstruction of the lumbar vertebrae from anteroposterior and lateral dual-energy X-ray absorptiometry ». In : *Medical Image Analysis* 17.4, p. 475-487 (cf. p. 51).

World Health Organization (2003). « The burden of musculoskeletal conditions at the start of the new millennium. » In : *World Health Organization technical report series* 919.i-x, p. 1-218 (cf. p. 27).

Youn, K., M. S. Park et J. Lee (2017). « Iterative approach for 3D reconstruction of the femur from un-calibrated 2D radiographic images ». In : *Medical Engineering and Physics* 50, p. 89-95 (cf. p. 40, 45, 73, 78).

Yu, W. et al. (2016). « Fully automatic reconstruction of personalized 3D volumes of the proximal femur from 2D X-ray images ». In : *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery* 11.9, p. 1673-1685 (cf. p. 37, 40, 41, 45, 50, 127, 128).

Zheng, G. (2009). « Statistical Deformable Model-Based Reconstruction of a Patient-Specific Surface Model from Single Standard X-ray Radiograph ». In : *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 5702 LNCS, p. 672-679 (cf. p. 45).

Zheng, G. et al. (2009). « A 2D/3D correspondence building method for reconstruction of a patient-specific 3D bone surface model using point distribution models and calibrated X-ray images ». In : *Medical Image Analysis* 13.6, p. 883-899 (cf. p. 40, 42, 45, 73).

Table des figures

1.1 Schéma anatomique du membre inférieur - (1) : le bassin, (2) : le fémur, (3) : la patella, (4) : le tibia, (5) : la fibula 19
1.2 Schéma anatomique du bassin 20
1.3 Schéma anatomique du fémur et de la *patella* 21
1.4 Schéma anatomique du tibia et de la *fibula* 22
1.5 Représentation des principaux axes du membre inférieur et des angles pelviens 24
1.6 Exemples de pathologies liées à l'arthrose 28
1.7 Exemple d'un pangonogramme 32
1.8 coupe axiale du niveau pelvien acquise par IRM et CT scan, (Bourne et al., 2018) 34
1.9 Principe d'acquisition du système EOS 35

2.1 Processus général de reconstruction 37
2.2 Construction du SCP M comme l'intersection des deux droites épipolaires passant par les points m_1 et m_2 saisis, (Humbert et al., 2009) 39
2.3 Identification de la sphère tête fémorale sur une paire de radiographies - les contours bleus correspondent à la rétro-projection de cette sphère, le point bleu au barycentre de cette sphère 39
2.4 Représentation du premier mode de variation du fémur selon (J. Wang et al., 2017) 43
2.5 Représentation par primitives géométriques du fémur selon (Chaibi et al., 2012) 46
2.6 Poignées de déformation globale (Quijano et al., 2013a) - en bleu, celles calculées à partir de la numérisation initiale - en orange, celles calculées à partir d'inférences statistiques - les elliptiques et les circulaires, celles pour régler l'échelle. 47

2.7 Illustration du repère fémoral, avec z l'axe vertical, x l'axe medio-latéral et y l'axe antéropostérieur - en rouge la région condyle médial - en bleu la région condyle latéral 48
2.8 Exemple de reconstruction 3D du fémur à partir des radios bi-planes - les reconstructions 3D ont été rétro-projetées sur les radios de profil, (Quijano et al., 2013b) 49
2.9 Processus de reconstruction selon (Klima et al., 2016) 51

3.1 Exemple de reconstructions du même fémur à partir de la V1 après ajustements manuels - en vert la rétroprojection de la solution - les sphères bleues correspondent aux poignées de contrôle - les différences sont indiquées par les flèches oranges 57
3.2 Exemple de reconstructions du même tibia à partir de la V1 après ajustements manuels - en vert la rétroprojection de la solution - les sphères bleues correspondent aux poignées de contrôle - les différences sont indiquées par les flèches oranges 59
3.3 Calcul de la pente sacrée - les carrés rouges représentent la projection des points échantillonnés de la spline - en bleu les axes de l'ellipse - en orange les points projetés du petit axe de l'ellipse - les flèches rouges correspondent à la droite aux moindres carrés et l'axe horizontale - l'arc vert représente la pente sacrée. 61
3.4 Graphique de Bland-Altman - en trait vert plein, la moyenne - en trait rouge pointillé, les $\pm$ 2 SD 62
3.5 Comparaison de DRR et de radiographies réelles EOS pour un même patient 63
3.6 Représentation des trois paramètres décrivant le mouvement assis/debout - la ligne violette, axe inter-cotyles - la double flèche rouge, l'axe hélicoïdal 64
3.8 Représentation des trois paramètres - en rouge les corridors de normalité pour la population saine - les autres populations ont été superposées 66
3.9 Exemples de noyaux avec $h = \|x - x'\| \in \mathbb{R}$ la distance euclidienne entre les variables x et x' 70
3.10 Principe du *Graph cut* 75
3.11 Segmentation du fémur proximal en vue frontale selon (Chav et al., 2009) - en jaune le ruban, en pointillé rouge C_0, en trait plein vert le résultat de la segmentation, en bleu les normales à C_0 . . . 76
3.12 Principe des CNN 78

3.13 Processus de recalage de maillage appliqué au fémur et au bassin, en vert les modèles de référence déformés (Figure B.1), en blanc, les cibles 81
3.14 Graphiques de Bland-Altman - en trait vert plein, la moyenne - en trait rouge pointillé, les $\pm$ 2 SD 82
3.15 Erreur de segmentation manuelle du plateau délimité en rose et approximé par le plan vert conduisant aux valeurs maximales relevées dans le Tableau 3.6 83

4.1 Logigramme présentant le processus général de reconstruction et les nouveaux outils utilisés dans la V2 par rapport à la V1 86
4.2 Appariement du p_{maillage} au NSCP générant la droite de contrainte (en vert). 89
4.3 Logigramme représentant les différentes étapes du processus de segmentation à partir de C_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les trapèzes bleus les résultats intermédiaires 90
4.4 Visualisation de la carte de poids liée à la saisie sur une hauteur $[i - h_{\text{saisie}}, i + h_{\text{saisie}}]$ - p_{saisie} est indiqué en orange - les valeurs infinies ont été remplacées par de grandes valeurs pour la visualisation. 93
4.5 Logigramme représentant le processus d'optimisation partant de S_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les losanges verts les décisions 96
4.6 Logigramme représentant les différentes étapes permettant d'aboutir à la solution initiale du fémur - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les trapèzes bleus les résultats intermédiaires 97
4.7 Saisie opérateur des 8 points nécessaires à la reconstruction du fémur - les ronds orange correspondent aux points déjà existants dans la V1 - les carrés verts aux points rajoutés 98
4.8 Points (en orange) correspondant à la saisie opérateur pour l'obtention de la solution initiale du fémur 99
4.9 Régions actives pour le fémur - dès la première itération (vert) - dès $i \geq 15$ ou déplacement < 3 mm (orange) 101

4.10 Résultat de la segmentation du fémur au cours des itérations - en vert, le ruban décrivant la zone de recherche - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent la rétroprojection de S_i - en bleu le résultat de la segmentation 102
4.11 Logigramme représentant le processus d'optimisation du fémur partant de S_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, en vert les décisions 102
4.12 Distances points surface entre la reconstruction issue de la V2 et la référence CT 103
4.13 Graphiques de Bland-Altman de paramètres fémoraux 104
4.14 Graphiques de Bland-Altman de paramètres fémoraux 104
4.15 Saisie opérateur des 8 points sur la partie tibiale - les ronds orange correspondent aux points déjà existants dans la V1 - les carrés verts aux points rajoutés 107
4.16 Points (en orange) correspondant à la saisie opérateur pour l'obtention de la solution initiale du tibia 107
4.17 Régions actives pour le tibia - dès la première itération (vert) - dès $i \geq 15$ ou déplacement < 3 mm (orange) 109
4.18 Logigramme représentant le processus d'optimisation du tibia partant de S_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, en vert les décisions 110
4.19 Distances points surface entre la reconstruction EOS et la référence CT 111
4.20 Graphique de Bland-Altman des erreurs de torsion tibiale 111
4.21 Graphique de Bland-Altman des erreurs de torsion tibiale 112
4.22 Saisie opérateur des 5 points nécessaires à la reconstruction de la *patella* 114
4.23 Points (en orange) correspondant à la saisie opérateur pour l'obtention de la solution initiale de la *patella* 114
4.24 Logigramme représentant les différentes étapes permettant d'aboutir à la solution initiale de la *patella* - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les trapèzes bleus les résultats intermédiaires 115

4.25 Distances points surface entre la reconstruction issue de la V2 et la V1 116
4.26 Saisie opérateur des 16 points nécessaires à la reconstruction du bassin - les ronds orange correspondent aux points déjà existants dans la méthode précédente - les carrés verts aux points rajoutés . 118
4.27 Points correspondant à la saisie opérateur pour l'obtention de la solution initiale du bassin 118
4.28 Exemples de masques générés à partir d'un patch extrait 119
4.29 Architecture du CNN utilisé, adaptée de (Belagiannis et al., 2016) - le symbole $\otimes$ représente une opération de concaténation 120
4.30 Logigramme représentant les différentes étapes permettant d'aboutir à segmentation du bassin à partir de C_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les trapèzes bleus les résultats intermédiaires 121
4.31 Régions actives pour le bassin - dès la première itération (vert) - dès $i \geq 4$ (orange) 122
4.32 Logigramme représentant le processus d'optimisation du bassin partant de S_0 - les rectangles rouges aux coins arrondis représentent les entrées et sorties, les rectangles orange les processus, les losanges verts les décisions 122
4.33 Courbes d'apprentissage et de validation de la *loss function* 123
4.34 Exemples de cartes de poids générés par le CNN 123
4.35 Distances points surface entre la reconstruction issue de la V2 et la référence CT - les valeurs sont seuillées à 6 mm, celles égales à 6 mm peuvent donc être supérieures 124
4.36 Graphique de Bland-Altman de paramètres pelviens 125
4.37 Région inférieure du bassin en vue sagittale 126

B.1 Points (en rouge) manuellement saisis pour amorcer le processus de recalage de maillage 135
B.2 Distances points surface maximales entre le maillage recalé et la segmentation CT 136
B.3 Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au bassin 137
B.4 Représentation des angles α_{ij} et β_{ij} pour le du $j^{\text{ème}}$ voisin du $i^{\text{ème}}$ nœud 139

B.5 Itérations successives de la méthode arap visant à déformer une barre droite contraignant les nœuds marqués en jaune et rouge, (Sorkine et al., 2004) 142
B.6 Principe la couche de convolution 146
B.7 La fonction ReLU 147
B.8 Principe du *max pooling* 148
B.9 Les différentes situations d'apprentissage 150

C.1 Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au fémur 151
C.2 Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au fémur 152
C.3 Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au tibia 152
C.4 Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au tibia 152
C.5 Graphique de Bland-Altmann des erreurs relatives au bassin 154

Liste des tableaux

1.1 Synthèse des paramètres cliniques caractérisant les différentes pathologies du membre inférieur 30

2.1 Tableau de synthèse des méthodes basées sur la détection de contours pour la reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies. 45

2.2 Tableau de synthèse des méthodes basées sur la détection de contours automatiques et techniques de déformation s'appuyant sur des méthodes de régression statistiques pour la reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies. 45

2.3 Tableau de synthèse des méthodes de type MPPS pour la reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies bi-planes. . 50

2.4 Tableau de synthèse des méthodes basées sur la génération de DRR et l'optimisation pour la reconstruction du membre inférieur à partir de radiographies. 52

3.1 Paramètres cliniques d'intérêts fémoraux pour la solution 1 (Figure 3.1a) et la solution 2 (Figure 3.1b) 58

3.2 Paramètres cliniques d'intérêts tibiaux pour la solution 1 (Figure 3.2a) et la solution 2 (Figure 3.2b) 59

3.3 Erreurs des paramètres cliniques pelviens d'intérêts entre les reconstructions EOS et CT 61

3.4 Différence des paramètres cliniques d'intérêts fémoraux entre la régionalisation automatique et manuelle 82

3.5 Différence des paramètres cliniques d'intérêts tibiaux entre la régionalisation automatique et manuelle 82

3.6 Différence des paramètres cliniques pelviens d'intérêts entre la régionalisation automatique et manuelle 82

4.1 Base de données relatives au fémur - N : le nombre de sujets total - P : le nombre de sujets pathologiques - A : le nombre de sujets asymptomatiques - IVV : données *in-vivo* - IVT : données *in-vitro* 97
4.2 Différence des paramètres cliniques d'intérêts fémoraux entre les reconstructions de la V2 et de la référence CT 103
4.3 Différence des paramètres cliniques d'intérêts fémoraux entre les reconstructions de la V2 et la V1 104
4.4 2 SD_{REPRO} d'une série de paramètres cliniques fémoraux issus d'une base de données de sujets sains et pathologiques reconstruits à partir de radiographies bi-planes en utilisant la V2. Comparaison de la V2 (chiffres en verts) avec la V1 (chiffres en rouge) . . 105
4.5 Base de données relatives au tibia - N : le nombre de sujets total - P : le nombre de sujets pathologiques - A : le nombre de sujets asymptomatiques - IVV : données *in-vivo* - IVT : données *in-vitro* . . 106
4.6 Différence des paramètres cliniques d'intérêts tibiaux entre les reconstructions de la V2 et CT 110
4.7 Différence des paramètres cliniques d'intérêts tibiaux entre les reconstructions de la V2 et la V1 111
4.8 2 SD_{REPRO} d'une série de paramètres cliniques tibiaux issus d'une base de données de sujets sains et pathologiques reconstruits à partir de radiographies bi-planes en utilisant la V2. Comparaison de la V2 (chiffres en verts) avec la V1.2 (chiffres en rouge) 112
4.9 Base de données relatives à la *patella* - N : le nombre de sujets total - IVV : données *in-vivo* - IVT : données *in-vitro* 113
4.10 Base de données relatives au bassin - N : le nombre de sujets total - P : le nombre de sujets pathologiques - A : le nombre de sujets asymptomatiques - IVV : données *in-vivo* - IVT : données *in-vitro* 117
4.11 Différence des paramètres cliniques pelviens d'intérêts entre les reconstructions de la nouvelles méthode et les CT 125

C.1 Choix de variance σ^2 dans la GPR suivant chacun des axes 151
C.2 Choix de σ_{saisie} dans le processus de segmentation du fémur pour chaque point saisi 151
C.3 Choix de variance σ^2 pour chacun des 5 points saisis utilisés dans la GPR du fémur 151
C.4 Choix de σ_{saisie} dans le processus de segmentation du tibia pour chaque point saisi 153

C.5 Choix de variance σ^2 dans la GPR pour chacun des 7 points saisis pour l'obtention de la solution initiale du tibia 153
C.6 Choix de variance σ^2 dans la GPR pour chacun des 5 points saisis pour l'obtention de la solution initiale de la *patella* 153
C.7 Choix de σ_{saisie} dans le processus de segmentation de la *patella* pour chaque point saisi 153
C.8 Choix de variance σ^2 dans la GPR pour chacun des 12 points saisis pour l'obtention de la solution initiale du bassin 154
C.9 Choix de σ_{saisie} dans le processus de segmentation du bassin pour chaque point saisi 154

MODELISATION GEOMETRIQUE PERSONNALISEE DU MEMBRE INFERIEUR A PARTIR DE RADIOGRAPHIES BI-PLANES

RESUME : La compréhension des pathologies et leur diagnostic nécessitent une représentation tridimensionnelle de notre squelette. Comparativement aux modalités d'imagerie telles que le CT scan ou l'IRM, le système EOS, s'inscrit comme un moyen peu irradiant permettant la reconstruction tridimensionnelle des os à partir de radiographies bi-planes en position érigée. Des méthodes de reconstruction 3D du membre inférieur ont été proposées et sont déjà implémentées en clinique. Cependant, elles nécessitent un opérateur expérimenté. Cette thèse a pour objectif la quasi-automatisation de ces méthodes afin de réduire la dépendance et les temps opérateurs tout en conservant la précision des précédentes.

Dans ce but, nous avons développé une nouvelle approche se caractérisant par une solution initiale basée sur une saisie intuitive suivie d'une phase d'ajustement entièrement automatisée. Cette dernière s'appuie sur une déformation statistique (régression par processus gaussien) couplée à un algorithme de *minimal path* adapté permettant la détection automatique de contours images. Ce nouveau processus de reconstruction rapide (2 min. temps opérateur) a été évalué en termes de forme et de paramètres cliniques pour le fémur, le tibia, la *patella* et le bassin. Comparativement aux travaux précédents, les erreurs que nous obtenons en termes de justesse sur les paramètres cliniques sont inférieurs ou comparables dans une tolérance de 1°. De plus, nous avons montré que notre approche est systématiquement plus reproductible, quand bien même l'opérateur est novice. Ces travaux rendront les méthodes de reconstruction 3D du membre inférieur plus efficaces conduisant à un diagnostic plus précis.

Mots clés : Membres inférieur, 3D, imagerie médicale, radiographie bi-plane, SSM, traitement d'images

SUBJECT SPECIFIC MODELING OF THE LOWER LIMBS FROM BI-PLANAR X-RAYS

ABSTRACT: For better understanding and efficient diagnosis of musculoskeletal and osteoarticular pathologies and a more efficient diagnosis, 3D modeling of the skeleton is essential. Compared to imaging modalities such as CT-scan or MRI, the EOS system allows to acquire the 3D skeletal geometry from low dose bi-planar x-rays in standing position. To obtain these reconstructions, various methods have already been proposed and implemented in clinical routine. Nevertheless, these processes rely on a qualified operator. This work aims to automate the process, thus lowering the inter operator variability and accelerating the reconstruction with a comparable precision.

Therefore, a new methodology is proposed, which relies on an initial solution based on an intuitive digitization followed by an entirely automatic optimization. This last step relies on a statistical deformation (gaussian process regression) combined with an adapted minimal path algorithm allowing automatic detection of the image contours. This fast and robust approach yields a precise 3D reconstruction in less than two minutes and has been validated in terms of shape and clinical parameters for femur, tibia, *patella* and pelvis. Compared to previous works, we obtained lesser or identical errors on clinical parameters within a tolerance of 1°. In addition, the approach allows better reproducibility even though the operator is a beginner. The proposed tools open the way for a more efficient 3D reconstruction of the lower limbs leading to a more accurate diagnosis.

Keywords : lower limb, 3D, medical imaging, biplanar radiographs, SSM, image processing

ARTS ET MÉTIERS ParisTech

ParisTech
INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY