

Université de Lille - Sciences et Technologies

École Doctorale Sciences Pour l'Ingénieur Université Lille Nord-de-France - 072

THÈSE

Présentée en vue d'obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE LILLE

En

Spécialité : Informatique

Par

Zhifan JIANG

Titre de la thèse :

Évaluation des mobilités et modélisation géométrique du système pelvien féminin par analyse d'images médicales

Soutenue le 27 Janvier 2017 devant le jury d'examen :

Rapporteur	Marc FRANÇOIS	Professeur, GeM, Université de Nantes
Rapporteur	Emmanuel PROMAYON	Maître de Conférences, TIMC-IMAG, Université de Grenoble Alpes
Examineur	Zhi-Qiang FENG	Professeur, LMEE, Université d'Evry - Val d'Essonne
Examineur	Jeremie DEQUIDT	Maître de Conférences, INRIA, Polytech Lille - Université de Lille
Examineur	Pauline LECOMTE-GROSBRAS	Maître de Conférences, LML, École Centrale de Lille
Directeur de thèse	Mathias BRIEU	Professeur, LML, École Centrale de Lille

Thèse préparée au Laboratoire de Mécanique de Lille
et au centre INRIA Lille-Nord Europe

Remerciements

À Mathias BRIEU, Jean-François WITZ, Pauline LECOMTE-GROSBRAS, Christian DURIEZ, Jeremie DEQUIDT et Stéphane COTIN, permettez-moi d'inscrire vos noms en tête de cette thèse ; car c'est à vous, surtout, que j'en dois l'achèvement. Acceptez donc ici ma gratitude, qui, si grande qu'elle puisse être, j'espère, sera à la hauteur de vos implications et encadrements.

Je suis reconnaissant à mes encadrants de thèse de leurs soutien et patience, tout au long de cette odyssée, remplie de soleils et parfois de bourrasques. À Mathias BRIEU, je te remercie de m'avoir offert cette opportunité d'intégrer le Laboratoire de Mécanique de Lille et de découvrir le domaine de bio-mécanique. Tes conseils et ton professionnalisme m'ont permis de me développer et continuer sur cette voie de la recherche. À Christian DURIEZ, je te remercie d'avoir encadré ma thèse en tant que co-directeur. C'est grâce à tes conseils, tolérances et motivations que cette thèse a pu arriver au bout. Une grande gratitude pour tes encouragements, tant sur le plan professionnel que personnel, au delà de l'encadrement de thèse. À Stéphane COTIN, merci de m'avoir accueilli au sein de l'équipe de l'INRIA pour commencer cette thèse. Merci aussi de m'avoir accompagné et guidé jusqu'à la fin, malgré la délocalisation de l'équipe de recherche. À Jean-François WITZ, un grand merci pour tes implications ininterrompues durant ces années. Merci de m'avoir beaucoup aidé dans mes travaux grâce à ta culture profonde en sciences et en technologies. Merci pour le partage de ta vision de la recherche scientifique avec les doctorants. Merci à Jeremie DEQUIDT, pour avoir suivi mes travaux en consacrant du temps sur l'aspect scientifique et administratif. Un grand merci de m'avoir proposé le poste ATER et de m'avoir beaucoup formé pour les tâches d'enseignements. À Pauline LECOMTE-GROSBRAS, merci pour tes nombreux efforts concernant les résultats du recalage d'images et pour la relecture soigneuse de mes rapports, publications et manuscrit.

Je tiens à adresser mes remerciements aux rapporteurs Marc FRANÇOIS et Emmanuel PROMAYON d'avoir accepté de relire mon manuscrit et avoir apporté des conseils constructifs à ce travail. Particulièrement, les travaux innovants de Marc FRANÇOIS et Julien RÉTHORÉ, ont constitué un bon début pour l'aboutissement de cette thèse.

À Zhi-Qiang FENG, je vous remercie d'avoir accepté d'être le président de mon jury de soutenance. Merci du temps que vous avez accordé et de l'intérêt que vous avez porté à cette thèse.

Un grand merci au Professeur Michel COSSON et au Docteur Chrystèle RUBOD du Centre Hospitalier Régional Universitaire (CHRU) de Lille, d'avoir financé cette thèse et d'avoir montré son intérêt médical grâce à vos connaissances et visions de la médecine et de la recherche. Merci à toute l'équipe de gynécologues et de radiologues, qui nous ont accordé du temps précieux et fourni des données issues de l'imagerie médicale.

Merci à toute l'équipe « Shacra », et plus récemment « Defrost » de l'INRIA pour tous les bons moments. Aux organisateurs actifs des « afterworks », Hugo TALBOT, Mario SANZ LOPEZ et Eulalie COEVOET. Merci à Nazim HAOUCHINE, notre capitaine de foot-team. À tous les doctorants de la génération « Shacra » avec qui j'ai eu la chance de travailler : Alexandre BILGER, Vincent MAJORCZYK, Julien BOSMAN, Hadrien COURTECUISSÉ et Guillaume KAZMITCHEFF, je vous remercie de tous ces rires inoubliables, de la bonne ambiance de l'équipe, en vous souhaitant

une bonne continuation dans la recherche.

J'ai eu aussi le bonheur d'avoir connu la genèse de l'équipe « BioTim » à l'École Centrale de Lille. À Annie MORCH, Laure ASTRUC, Xavier BOIDIN, Olivier MAYEUR et Laurent PATROUX, je vous remercie d'avoir partagé la passion pour la bio-mécanique, mais aussi pour vos aides importantes sur mon manuscrit et sur ma présentation. Je tiens à remercier Olivier MAYEUR, surtout, de son assistance continue tant sur la modélisation et la simulation que la rédaction, sans parler de nombreuses discussions intéressantes aux pause-café. Ce fut réellement une belle ambiance d'équipe et je suis honoré de connaître autant de sujets pertinents.

Grâce au contexte multidisciplinaire de cette thèse, j'ai eu aussi la chance de partager l'expérience avec les jeunes mécaniciens du Laboratoire de Mécanique de Lille. Merci aux chers collègues du bureau B16 : Rian SEGHIR, Mouhamadou DIALLO, Romain MANDARD, Pierre BAUDOIN, Robi WANG, Long WANG, Emmanuel BERTÉ et Médéric LANGLOIS. Merci à Jérôme HOSDEZ et Grégory HAUSS pour les corrections d'orthographe de mon manuscrit, bien que vous ne travailliez pas sur les sujets bio-mécaniques.

Merci aussi à mes amis, Shiqi CHENG, Liu LIU, Xin YAN, Yiquan ZHOU, Chengyu ZHONG et tous ceux qui ne sont pas sur cette liste exhaustive, pour avoir apaisé mon angoisse quand j'ai rencontré des difficultés. Avant la clôture de mes remerciements, je souhaite adresser un fort remerciement à mes parents pour leurs soutiens incessants durant des années, à ma cousine, Yibai ZHAO pour ses encouragements, à qui je dois beaucoup d'admiration et avec qui je n'ai pas pu partager assez de bons moments en raison de la distance.

À tous ceux qui aspirent à faire rayonner la recherche...

Évaluation des mobilités et modélisation géométrique du système pelvien féminin par analyse d'images médicales

Résumé : Le meilleur traitement des troubles des mobilités du système pelvien féminin est un enjeu de société concernant particulièrement les femmes âgées. C'est dans ce contexte que cette thèse porte sur le développement des méthodes d'analyse d'images médicales permettant d'évaluer les mobilités pelviennes et modéliser les géométries des organes pelviens. Pour ce faire, nous proposons des solutions reposant sur le recalage des modèles déformables sur des images, issues de la technique d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). L'ensemble des résultats permet, à partir d'IRM, spécifiquement à chaque patiente, de détecter la forme et de quantifier le mouvement d'une part des organes et de reconstruire leurs surfaces. Ce travail facilite la simulation du comportement des organes pelviens par la méthode des éléments finis. L'ensemble des outils développés a pour objectif d'aider à comprendre le mécanisme des pathologies. Ceci permettra enfin de mieux prédire l'apparition de certaines d'entre elles, de préciser et personnaliser les procédures chirurgicales.

Mots clés : IRM, Segmentation et Recalage d'images, Image virtuelle, Optimisation, Mobilités du système pelvien, Modélisation géométrique de surface

Evaluation of mobility and geometric modeling of female pelvic system by medical image analysis

Abstract : The better treatment of female pelvic mobility disorders has a social impact affecting particularly aged women. It is in this context that this thesis focuses on the development of methods in medical image analysis, for the evaluation of pelvic mobility and the geometric modeling of the pelvic organs. For this purpose, we provide solutions based on the registration of deformable models on Magnetic Resonance Images (MRI). All the results are able to detect the shape and quantify the movement of a part of the organs and to reconstruct their surfaces from patient-specific MRI. This work facilitates the simulation of the behavior of the pelvic organs using finite element method. The objective of these developed tools is to help to better understand the mechanism of the pathologies. They will finally allow to better predict the presence of certain diseases, as well as make surgical procedures more accurate and personalized.

Keywords : MRI, Image segmentation and registration, Virtual image, Optimization, Pelvic system mobility, Geometric surface modeling

Table des matières

INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
1 IMAGES MÉDICALES ET SES APPLICATIONS AUX PATHOLOGIES	3
1.1 Contexte général	5
1.2 Images médicales	12
1.3 IRM et le diagnostic des pathologies pelviennes	20
1.4 Utilisations d'analyse d'images médicales	22
1.5 Conclusions	31
2 DÉTECTION DES CONTOURS PAR MODÉLISATION ANALYTIQUE	33
2.1 Introduction	35
2.2 Choix de la représentation des géométries	36
2.3 Données d'images	42
2.4 Principe de la méthode	43
2.5 Modèle de B-spline des organes	45
2.6 Génération de l'image virtuelle	48
2.7 Fonction-objectif	54
2.8 Optimisation numérique	56
2.9 Résultats et discussions	61
2.10 Conclusions et Perspectives	64
3 ANALYSE DE LA CINÉMATIQUE DU SYSTÈME PELVIEN	65
3.1 Introduction	67
3.2 Notions de mécanique pour l'analyse des mobilités	69
3.3 Méthode de suivi	72
3.4 Calcul des champs de déplacements et de cisaillement	78
3.5 Validation et comparaison des méthodes	80
3.6 Applications de la méthode	86
3.7 Conclusions et Perspectives	90
4 RECONSTRUCTION ET MODÉLISATION DES ORGANES PELVIENS EN 3-DIMENSIONS	93
4.1 Introduction	95
4.2 Principe de la méthode	96
4.3 Validation du concept de la méthode	99
4.4 Application à la reconstruction à partir d'images médicales	106
4.5 Résultats sur la reconstruction du système pelvien complet	112
4.6 Applications logicielles	116
4.7 Conclusions et Perspectives	119

CONCLUSION GÉNÉRALE	121
A Annexe	123
A.1 Description détaillée de la norme DICOM	124
A.2 Projection de courbe Bézier sur B-spline	124
BIBLIOGRAPHIES	127

Table des figures

1.1	Vue latérale gauche de la région pelvienne féminine.	5
1.2	Mobilité normale du système pelvien féminin et les prolapsus génitaux.	7
1.3	Génération des géométries à partir de l'image IRM.	9
1.4	Résultats de simulation d'une patiente saine sous effort de poussée.	10
1.5	Résultats du recalage d'images IRM dynamiques.	11
1.6	Illustration du scanner à rayons X.	13
1.7	Image TEP du cerveau.	14
1.8	Illustration des moments magnétiques sous un champ magnétique (aimantation et relaxation).	16
1.9	Plans anatomiques et orientation d'images IRM.	18
1.10	Examen d'IRM et images IRM dynamiques.	21
1.11	Chaîne de traitements classique dédiée à la simulation	22
1.12	Vue générale de notre chaîne de traitements dédiée à la simulation.	23
1.13	Schéma général du recalage d'images.	28
2.1	Illustration d'un cercle paramétré (gauche) et implicite (droite).	37
2.2	Modèles discrets.	38
2.3	Cas de maillages non-manifolds.	39
2.4	Exemple de la reconstruction de la vessie.	41
2.5	IRM dynamique et statique.	43
2.6	Le principe de la méthode du recalage.	44
2.7	Exemple des fonctions B-splines.	46
2.8	Propriété de localité (par morceaux) de B-splines.	48
2.9	Illustration du profil d'intensité (fonction « level set »).	49
2.10	Définition et position du profil d'intensité (fonction « level set »).	50
2.11	Démonstration de l'optimisation du déphasage en cas de 1D.	51
2.12	Démonstration des résultats avec trois différents nombres d'échantillonnage.	52
2.13	Démonstration des trois configurations de la fonction « level set » en faisant varier l'amplitude de niveau de gris.	52
2.14	Démonstration des trois configurations de la fonction « level set » en faisant varier l'épaisseur.	53
2.15	Génération de l'image virtuelle.	55
2.16	Illustration de l'optimisation (Contours associés à la fonction-objectif).	59
2.17	Illustration de la convergence de la descente du gradient.	60
2.18	Résultats de la détection des contours.	62
2.19	Mesure de l'erreur entre deux contours.	63
2.20	Différentes exceptions de détection à cause des effets indésirables présents dans les images.	63
3.1	Description d'un milieu continu.	70

3.2	Principe de la méthode de suivi.	73
3.3	Choix des points matériels le long du contour B-spline.	75
3.4	Le modèle des contours ajusté à l'instant 0 (image générée par notre application).	76
3.5	Résultat de suivi des points « features » par flot optique.	77
3.6	Recalage du modèle de l'instant t à l'instant $t + 1$	77
3.7	Illustration de calcul de déplacement et de cisaillement.	79
3.8	Validation de l'algorithme de suivi : contour de l'orange détecté pour un déplacement imposé de 10, 50 et 90 mm.	80
3.9	Validation du calcul de déplacements.	81
3.10	Validation statistique du calcul de déplacements.	81
3.11	Comparaison de l'angle de rotation calculé par les deux méthodes.	82
3.12	Validation statistique du calcul de l'angle de rotation.	83
3.13	Comparaison visuelle des deux méthodes dans un cas réel de mobilité normale.	84
3.14	Comparaison quantitative des deux méthodes dans un cas réel de mobilité normale.	85
3.15	Évaluation quantitative des déplacements pour un cas d'hypermobilité.	86
3.16	Évaluation quantitative des déplacements pour un cas d'hypomobilité.	87
3.17	Représentation spatio-temporelle du cisaillement (mobilité normale).	88
3.18	Représentation spatio-temporelle du cisaillement (hypomobilité).	89
3.19	Représentation spatio-temporelle du cisaillement (hypermobilité).	89
3.20	Artefacts typiques dans un cas d'hypermobilité.	90
3.21	Recalage 3D sur une séquence dynamique via un modèle de simulation.	91
4.1	Principe de la méthode de reconstruction géométrique.	96
4.2	Création de la géométrie synthétique.	100
4.3	Génération de l'image synthétique : résolution d'image $100 \times 100 \times 100$ pixels et taille de pixel 1 mm pixel^{-1}	101
4.4	Illustration visuelle de l'optimisation pour le changement d'échelles.	103
4.5	Illustration de la convergence de l'optimisation pour le changement d'échelles : la valeur de fonction-objectif et des paramètres en fonction du nombre d'itérations d'optimisation.	103
4.6	Illustration visuelle de l'optimisation des translations.	104
4.7	Illustration de la convergence de l'optimisation des translations : la valeur de fonction-objectif et des paramètres en fonction du nombre d'itérations d'optimisation.	104
4.8	Illustration visuelle de l'optimisation des paramètres combinées avec la rotation.	105
4.9	Illustration de la convergence de l'optimisation des paramètres combinées avec la rotation : la valeur de fonction-objectif et des paramètres en fonction du nombre d'itérations d'optimisation.	105
4.10	Illustration des axes principaux d'image et l'orientation initiale du modèle de départ d'organe.	107
4.11	Modèle synthétique de l'organe.	108
4.12	Illustration visuelle de l'optimisation des paramètres du recalage global sur l'image du vagin.	108
4.13	Illustration de la convergence du recalage global sur l'image du vagin.	108
4.14	Disposition spatiale des points de contrôle pour la fermeture de surface et sa continuité.	110

4.15	Illustration visuelle de l'optimisation des points de contrôle du recalage local sur l'image du vagin.	110
4.16	Illustration de la convergence du recalage local : la valeur de fonction- objectif et le mouvement maximum des points de contrôle (mm) en fonction du nombre d'itérations d'optimisation.	110
4.17	Illustration visuelle du recalage sur l'image médicale initiale du vagin.	112
4.18	Illustration de la convergence du recalage sur l'image médicale initiale du vagin. . .	112
4.19	Reconstruction des organes pelviens (vessie, vagin et rectum).	113
4.20	Comparaison visuelle du modèle reconstruit automatiquement et segmenté manuellement.	114
4.21	Comparaison quantitative du modèle reconstruit automatiquement et segmenté manuellement (mesure d'écart en distances point à point).	114
4.22	Diagramme de classes contenant les composants principaux pour les traitements en 2D (Détection des contours et analyse cinématique).	117
4.23	Application basée sur « WebGL » pour visualiser et exploiter les résultats (modèle géométrique confronté à image).	118
A.1	La structure d'un fichier DICOM (généralement correspondant à un IOD)	124

Liste des tableaux

1.1	Temps de relaxation indicatif pour quelques tissus humains (extraits de [Seret et Hoebeke, 2012]).	16
1.2	Tableau récapitulatif de certains éléments extraits d'un fichier DICOM (<i>Digital imaging and communications in medicine</i>) permettant de retrouver les informations présentées dans la section 1.2.2 : la modalité d'acquisition, la patiente, l'orientation d'image, la résolution spatiale etc.)	19
2.1	Tableau récapitulatif de comparaison des deux représentations des géométries.	42
2.2	Tableau récapitulatif de mesures d'erreurs entre les segmentations manuelles et automatiques : Les trois sous-tableaux présentent les résultats concernant chaque organe pour différents cas de pathologies. (CD : Coefficient de Dice ; DH : Distance de Hausdorff ; DM : Distance moyenne.)	64
4.1	Tableau récapitulatif de mesures d'écart en distances entre la reconstruction manuelle et automatique. La résolution spatiale des images IRM utilisées est de 0,59 mm pixel ⁻¹ ou 0,73 mm pixel ⁻¹ , et l'épaisseur de coupe 3 à 4 mm.	115
4.2	Tableau récapitulatif de mesures d'écart en volume entre la reconstruction manuelle et automatique. La résolution spatiale des images IRM utilisées est de 0,59 mm pixel ⁻¹ ou 0,73 mm pixel ⁻¹ , et l'épaisseur de coupe 3 à 4 mm.	115

INTRODUCTION GÉNÉRALE

À l'aide des sciences du numérique et de la biomécanique, les études médicales, notamment chirurgicales, ont tendance à devenir de plus en plus objectives, précises et rigoureuses, au-delà de la perception et de l'expérience humaine. Le travail présenté dans cette thèse constitue un bon exemple de cette synergie entre disciplines, dans le contexte des troubles du système pelvien chez les femmes.

La modification pathologique des mobilités du système pelvien a un grand impact social touchant particulièrement les femmes âgées. Cependant, il n'est pas trivial d'analyser le comportement de l'ensemble des organes, soutenus par des tissus mous, qui constituent le système pelvien. La physiologie et la pathologie des tissus mous est en effet une question de forces et de déplacement. Notre équipe de recherche, Biomécanique des Tissus Mous (« BioTim ») du Laboratoire de Mécanique de Lille (LML), a pour objectif d'y apporter une contribution, de l'histologie aux traitements patiente-spécifiques.

L'objectif de nos recherches est de développer un outil d'aide à la compréhension et au diagnostic pour améliorer le traitement des patientes. Les résultats permettraient de fournir une analyse objective (plutôt que subjective), d'aider à préciser et personnaliser la procédure chirurgicale et de mieux informer les patientes.

La tâche principale est la caractérisation et la modélisation du comportement du système pelvien. Cette tâche se compose des travaux suivants :

- Caractérisation des propriétés biomécaniques des tissus mous à travers des essais mécaniques ;
- Modélisation des géométries des organes et des structures de soutènement en utilisant l'imagerie médicale et des références d'anatomie ;
- Simulation numérique du comportement physiologique et physio-pathologique sous charges et contraintes pour obtenir une analyse objective.

Dans le cadre du projet financé par le Centre Hospitalier Régional Universitaire (CHRU) de Lille, l'étude de cette thèse a pour objectif de fournir des éléments nécessaires pour ces tâches de manière efficace (c'est-à-dire automatique ou semi-automatique). Elle est fortement liée aux images médicales car c'est une des sources fiables permettant de connaître la morphologie d'une patiente. L'avancée des techniques d'imagerie, spécifiquement celle d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), nous permet de connaître les informations spatiales (l'anatomie des organes) et temporelles (le mouvement des organes sous effet de poussée). Dans le contexte de l'analyse d'images et de mobilités, le CHRU et l'équipe « BioTim » ont collaboré avec l'équipe « Defrost » du centre INRIA Lille-Nord Europe. Le travail de cette thèse se focalise sur la géométrie et le mouvement des organes. Basé sur ces données d'IRM statiques et dynamiques, le travail de cette thèse vise à lever des verrous scientifiques pour aller d'un cas particulier jusqu'aux cas patiente-spécifiques.

Plusieurs difficultés sont connues pour cette problématique. La reconnaissance des géométries dans des images médicales cliniques doit faire face à de nombreuses exceptions dans les images. Le choix de représentation géométrique doit tenir compte des variations inter-individuelles considérables des formes d'organes pelviens tout en étant compatible avec la simulation numérique. L'idée principale est d'utiliser un recalage de modèles déformables sur les images IRM pour associer un modèle géométrique paramétré aux images IRM. Le développement d'algorithmes semi-automatiques et pertinents, qui traite des données spatiales en 2D et 3D (IRM statique) et des données temporelles en 2D (IRM dynamique), représente ainsi le principal défi à lever pour répondre aux besoins médicaux.

Cette thèse est composée de quatre chapitres principaux répartis de la façon suivante et dont les points mentionnés dans cette introduction seront successivement détaillés :

Le chapitre 1 présente les éléments préliminaires permettant de mieux comprendre notre sujet. Le contexte médical et le lien avec notre étude scientifique sont d'abord présentés. Des techniques d'imagerie médicale et leurs utilisations sont ensuite introduites. Enfin, une étude bibliographique sur l'analyse d'images médicales est présentée, permettant de nous positionner sur l'état d'avancement des méthodes de segmentation et de recalage et mieux orienter notre sujet.

Le chapitre 2 présente la méthode de détection des contours par modèle analytique. Dans un premier temps, le choix de la représentation géométrique est abordé. Ensuite, la notion d'« Image Virtuelle » est introduite. Nous pouvons alors définir le modèle paramétrique utilisé et le processus d'optimisation. Le principe et les détails de notre méthode de recalage sont présentés, accompagnés de recalages effectués sur des données issues de plusieurs patientes, saines et pathologiques.

Le chapitre 3 est dédié à l'analyse de la cinématique du système pelvien grâce aux images IRM dynamiques. Le focus est fait sur des indicateurs mécaniques qui permettent l'évaluation des mobilités pelviennes relative aux déplacements des organes et aux cisaillements inter-organes. Ces derniers permettent de donner des indications sur l'état des structures de suspension, difficilement visibles dans les images médicales. Bien que l'application de la méthode de recalage, présentée dans le chapitre 2, permette de suivre les contours des organes en mouvement, nous utilisons un nouveau modèle ajusté doté des points matériels pour assurer la pertinence du calcul. La méthode de suivi et de calcul est analysée et discutée pour différents cas tests.

Après toutes ces études portant sur les images 2D statique et dynamique, le chapitre 4 est consacré à la reconstruction des géométries 3D en utilisant des IRM 3D. Nous définissons le modèle géométrique des organes et la procédure semi-automatique. Une nouvelle stratégie est adoptée pour faire face aux difficultés présentes dans cette problématique. Le but est de fournir un modèle fonctionnel pour la simulation sans correction ou retouche manuelles. Pour cet objectif, une preuve de concept est donnée pour démontrer la faisabilité de la méthode. Ensuite, nous présentons l'application de la méthode à la reconstruction d'une part des organes pelviens à partir d'images médicales. Finalement, ce chapitre termine par une description récapitulative des développements informatiques réalisés dans le cadre de cette thèse.

IMAGES MÉDICALES ET SES APPLICATIONS AUX PATHOLOGIES

Ce chapitre est dédié à la présentation des techniques d'imagerie médicale, des méthodes d'analyse d'images médicales et de leurs utilisations diverses. Dans un premier temps, afin de clarifier notre sujet d'étude, le système pelvien chez la femme est introduit, ses structures anatomiques et ses pathologies. Ensuite, notre apport scientifique au sujet de ce problème médical sera présenté pour mettre en évidence la problématique de cette thèse. Dans un second temps, un panorama des techniques d'imagerie médicale est donné. Ensuite, nous focaliserons notre discours sur la technique qui nous intéresse, c'est-à-dire, celle d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), dont l'utilisation pour le diagnostic dans le contexte est aussi abordée. Un état de l'art des méthodes d'analyse d'images médicales, de la segmentation et du recalage est donné. Cela permettra de placer nos contributions par rapport aux travaux actuels.

Sommaire

1.1	Contexte général	5
1.1.1	Anatomie descriptive du pelvis féminin	5
1.1.2	Pathologies du système pelvien	6
1.1.3	Analyse des mobilités du système pelvien	7
1.2	Images médicales	12
1.2.1	Généralités sur les techniques d'imagerie médicale	12
1.2.2	Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)	15
1.2.3	Utilisations d'images IRM	19
1.3	IRM et le diagnostic des pathologies pelviennes	20
1.4	Utilisations d'analyse d'images médicales	22
1.4.1	Méthodes de segmentation	23
1.4.2	Modèles déformables	26
1.4.3	Recalage d'images	27
1.4.4	Segmentation des organes pelviens vers la reconstruction	29
1.5	Conclusions	31

1.1 Contexte général

Le travail présenté porte sur la modélisation du système pelvien de la femme afin de développer des outils d'aide à la compréhension des physiologies et pathologies et d'aide à la décision. Avant d'aborder cette problématique, nous introduirons son contexte général. Dans cette partie, est présenté le contexte médical : l'anatomie pelvienne, les pathologies dans le cadre de notre étude et leurs diagnostics. Et en dernier lieu, l'apport de nos travaux sur l'analyse des mobilités pelviennes et leurs limitations. Ainsi, ce travail de thèse a pour objectif de surmonter des limitations pour conduire à la compréhension de la physiopathologie.

1.1.1 Anatomie descriptive du pelvis féminin

Le système pelvien féminin est un système complexe [Kamina, 1984]. À l'aide de l'anatomie descriptive, nous présentons les éléments de base pour connaître le pelvis féminin : les organes principaux, les structures osseuses, ainsi que les tissus mous (Figure 1.1).

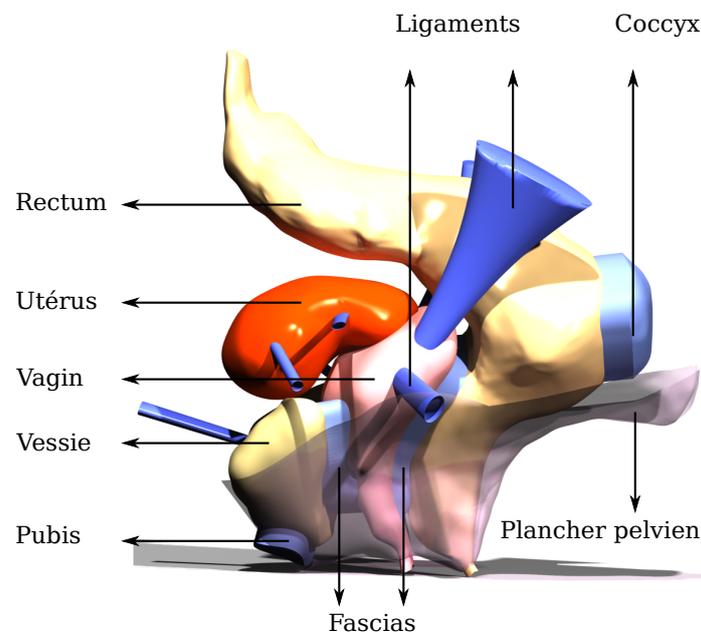


Figure 1.1 – Vue latérale gauche de la région pelvienne chez la femme, illustrée par le rendu de modèle CAO (Conception Assistée par Ordinateur) du système pelvien.

Bassin Le bassin est une loge osseuse formant le périmètre de la partie du corps en dessous de la hanche et au dessus des jambes. En vue latérale, deux os définissent les extrémités du bassin : le pubis, qui forme un raccord antérieur et le coccyx, qui se situe en postérieur au bout du rachis.

Vessie La vessie est un organe creux, pour la réception et la conservation de l'urine. Elle se situe dans la partie antérieure du pelvis reposant partiellement sur le pubis.

Rectum Le rectum est un organe digestif, formé en tube creux. Il se situe dans la partie postérieure de la cavité pelvienne, entouré partiellement par le coccyx et le sacrum (l'os de la colonne vertébrale au dessus du coccyx).

Vagin Le vagin fait partie de l'appareil reproducteur féminin. C'est un organe également creux, localisé entre la vessie et le rectum, et soutenu par le plancher pelvien (l'ensemble des muscles et des tissus dans le petit bassin). Sa partie supérieure est liée à l'utérus via le col de l'utérus.

Utérus L'utérus, qui fait aussi partie de l'appareil reproducteur féminin, est localisé dans la partie haute de la cavité pelvienne. Il est aussi creux mais plus épais que les autres organes pelviens. Sa partie inférieure est liée au vagin.

Structures de suspension Les ligaments et les fascias sont des tissus conjonctifs. Ils constituent le système de suspension, qui est assez résistants pour relier et supporter les organes pelviens. Ils jouent un rôle très important pour le bon fonctionnement du système pelvien.

Le lecteur pourra se référer à [Kamina, 1984; Kamina et Chansigaud, 1988] pour des détails de l'anatomie.

1.1.2 Pathologies du système pelvien

Les troubles du système pelvien de la femme sont des problèmes fréquents avec une incidence croissante avec l'âge. Ces pathologies sont liées à des mobilités anormales des organes du système pelvien et notamment le prolapsus génital qui est un trouble d'hypermobilité ou l'endométriose pelvienne un trouble d'hypomobilité.

Prolapsus Le prolapsus génital est un enjeu social important : 20 à 30% des femmes, tout âge confondu, souffrent d'un degré sévère de prolapsus [Samuelsson et al., 1999] et plus de 60% des femmes de plus de 60 ans sont touchées par cette pathologie [Swift, 2000]. Cela consiste à un affaiblissement du soutien qui cause une descente des organes pelviens. Il existe différents types du prolapsus : la cystocèle (déplacement anormal de la vessie, Figure 1.2(b)), l'hystérocèle (descente de l'utérus, Figure 1.2(c)) et la rectocèle (descente du rectum vers le fond du vagin, Figure 1.2(d)).

Endométriose Selon des études, l'endométriose est une pathologie pelvienne atteignant environ 10% des femmes en général [Eskenazi et Warner, 1997]. Cette incidence est beaucoup plus élevée dans la population des femmes infertiles : soit 54% des femmes infertiles avec douleurs pelviennes et 40% d'elles sans douleurs [Meuleman et al., 2009]. Cela consiste en une apparition des matières muqueuses (dites endomètre) en dehors de la cavité utérine. Le développement des muqueuses pourrait conduire à l'hémorragie et à la formation de tissus tumoraux. En conséquence, la patiente souffre d'une douleur sévère. L'endométriose apparaît le plus souvent au niveau des ovaires, toutefois elle peut aussi atteindre la vessie, le rectum et d'autres organes ou tissus moins proches de l'utérus.

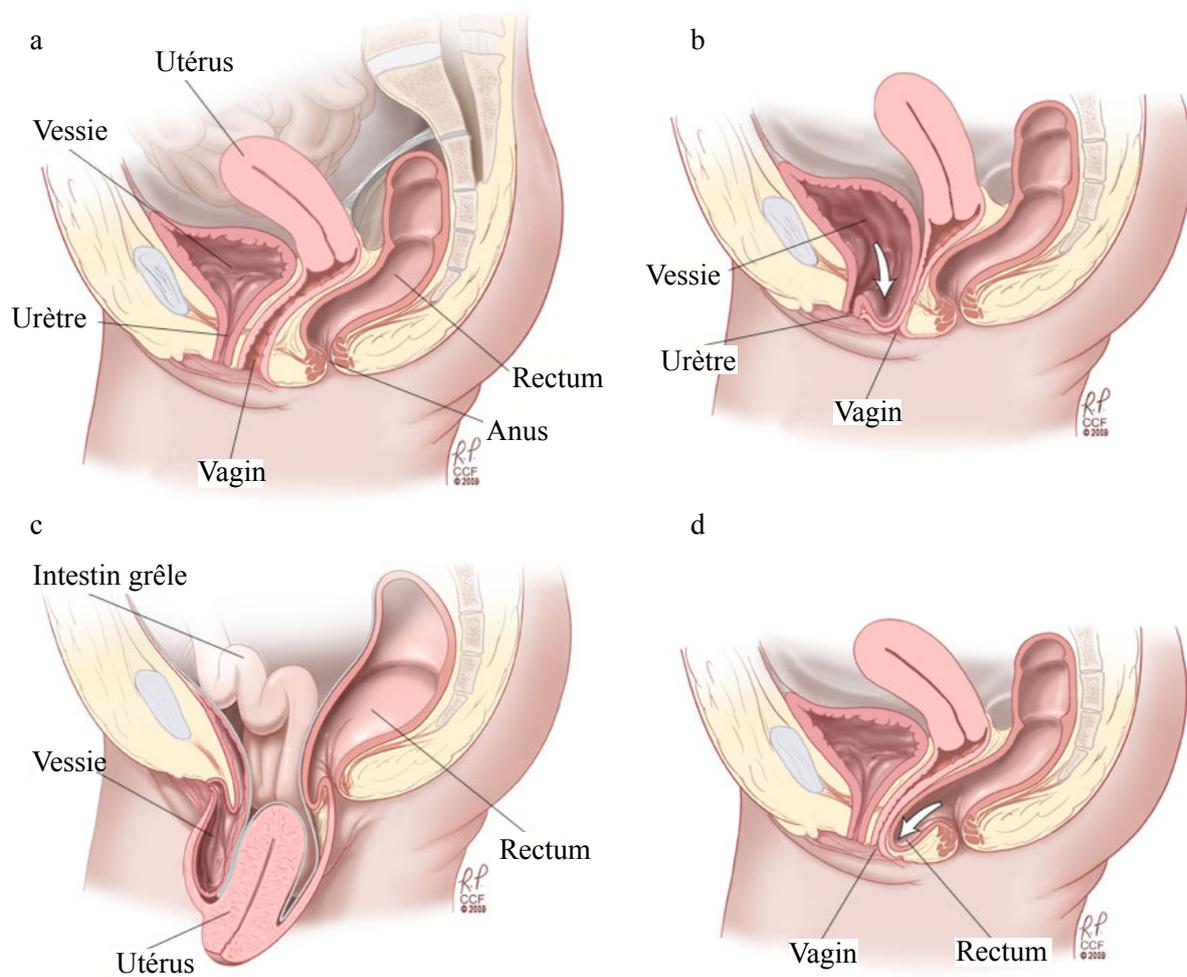


Figure 1.2 – Mobilité normale du système pelvien chez la femme (a) et les prolapsus génitaux : la cystocèle (b), l’hystérocele (c) et la rectocèle (d), source : Cleveland Clinic ¹.

Le contexte médical peut être résumé en deux points : l’observation de la région pelvienne chez la femme, des organes principaux et des structures de suspension ; l’analyse des mobilités et les troubles du système pelvien liés à des mobilités anormales des organes, l’hypermobilité et l’hypomobilité. Dès lors le mécanisme à l’origine de maladies et leurs diagnostics nous intéressent. Nous focaliserons notre étude sur le prolapsus génital concernant des organes en grandes transformations. Le travail présenté dans la section 1.1.3 permettra de mettre en valeur nos apports scientifiques à cette problématique.

1.1.3 Analyse des mobilités du système pelvien

La présence du trouble de la statique pelvienne comme le prolapsus est élevée dans les pays développés et chez les femmes âgées. Le traitement de la maladie nécessite souvent une

1. <http://my.clevelandclinic.org/services/ob-gyn-womens-health/diseases-conditions/pelvic-organ-prolapse>

intervention chirurgicale (souvent l’implantation de bandelettes pour fixer les mouvements à endroits spécifiques) et son taux de récurrence est aussi élevé. La physiopathologie permettra aux chirurgiens de mieux comprendre le mécanisme du prolapsus pour améliorer les techniques chirurgicales. Toutefois, elle est aujourd’hui mal connue malgré les deux théories anatomiques existantes sur une de ces pathologies (cystocèle) [Petros et Ulmsten, 1990; DeLancey, 1992].

Dans le cadre des projets financés par le Centre Hospitalier Régional Universitaire (CHRU) de Lille², le Laboratoire de Mécanique de Lille (LML)³ et le groupe pharmaceutique Johnson & Johnson⁴ travaillent depuis plusieurs années sur la caractérisation et la modélisation des mobilités du système pelvien. Nous avons pour objectif de développer un outil d’aide à la compréhension du mécanisme des pathologies, bâti sur des principes de mécanique, réalisé par des méthodes numériques. L’idée est de réaliser des simulations du système pelvien dans le cas de la physiologie normale, puis de créer virtuellement un prolapsus via la simulation en dégradant le modèle de simulation pour identifier les clés de la physiopathologie.

D’un autre côté, les images médicales sont indispensables pour nos études, il s’agit des Images par Résonance Magnétique (IRM) largement utilisées en clinique pour les diagnostics. Soulignons que les images ne sont pas produites spécifiquement pour la recherche, donc nous disposons des mêmes images et techniques d’imageries que les chirurgiens en routine clinique. Nos traitements doivent donc être adaptés à la modalité d’imagerie clinique. Les images médicales, présentées en détail dans les sections 1.2 et 1.3, sont utilisées pour deux raisons : l’utilisation de l’IRM statique pour la reconstruction des géométries des patientes spécifiques et de l’IRM dynamique pour analyser les résultats issus de la simulation, qui est un critère important, voire le seul aujourd’hui, pour valider la simulation. Dans ce contexte de l’analyse d’images et de mobilités, le CHRU et le LML ont collaboré avec le centre d’INRIA Lille-Nord Europe⁵.

Dans cette section, nous allons présenter nos travaux de caractérisation des matériaux, modélisation (géométrique et physique) et simulation des tissus mous en grandes transformations. Enfin, nous focaliserons sur l’aspect informatique de l’analyse d’images médicales pour faciliter nos études et pour surmonter les limitations.

Simulation en cas de physiologie normale

La simulation des tissus mous, basée sur la méthode des éléments finis (*Finite Elements Method, FEM*), est un problème complexe nécessitant la connaissance de données pluridisciplinaires. Pour réaliser une simulation « correcte », il faut déterminer trois types d’informations importantes :

- Des caractérisations mécaniques comprenant la loi des comportements et les propriétés biomécaniques à travers des essais ;
- Des modèles géométriques représentant les organes et les structures pelviennes, maillées ou paramétrées, qui composent le domaine de calcul éléments finis.
- Des conditions de chargements définissant les déplacements imposés et l’identification de l’impact des structures de suspension sur la simulation.

2. <http://www.chru-lille.fr/>

3. <http://mecanique.univ-lille1.fr/Recherche/LML/>

4. <https://www.jnj.com/>

5. <https://team.inria.fr/defrost/>

Caractérisation des propriétés bio-mécaniques des tissus mous Depuis près de 10 ans, l'équipe « BioTim » a développé et validé un protocole expérimental pour les mesures des propriétés mécaniques des tissus mous [Rubod et al., 2007, 2008; Rao et al., 2010; Rubod et al., 2012]. Les essais ont été réalisés sur des cadavres avec un contrôle de la température, de la géométrie des échantillons. Nous avons validé un comportement hyperélastique, une loi de comportement et des propriétés mécaniques. Une étude a été faite pour analyser l'effet de l'âge sur ces propriétés des tissus [Chantereau et al., 2014].

Reconstruction des géométries Comme dans la plupart des applications, des géométries sont actuellement construites à partir des images IRM fournies par des médecins. Ces images IRM statiques sont composées de coupes bidimensionnelles dans les trois directions (détails dans les section 1.2.3 et 1.3). La première étape de segmentation est d'extraire des contours des organes pelviens (la vessie, le vagin, le rectum et l'utérus) dans des images. Nous avons effectué manuellement la segmentation en utilisant le logiciel Avizo⁶. Ensuite, ces géométries ont été lissées manuellement dans le logiciel de CAO (Conception Assistée par Ordinateur) CATIA⁷ pour qu'elles soient utilisables dans le code de calcul FEM ABAQUS⁸. Ce processus de reconstruction (Figure 1.3) est aujourd'hui fastidieux et répétitif : Un opérateur expérimenté a besoin de quelques dizaines d'heures de travail pour construire des surfaces propres à partir des images. Une étude récente [Mayeur et al., 2014, 2015] a montré que les géométries ont

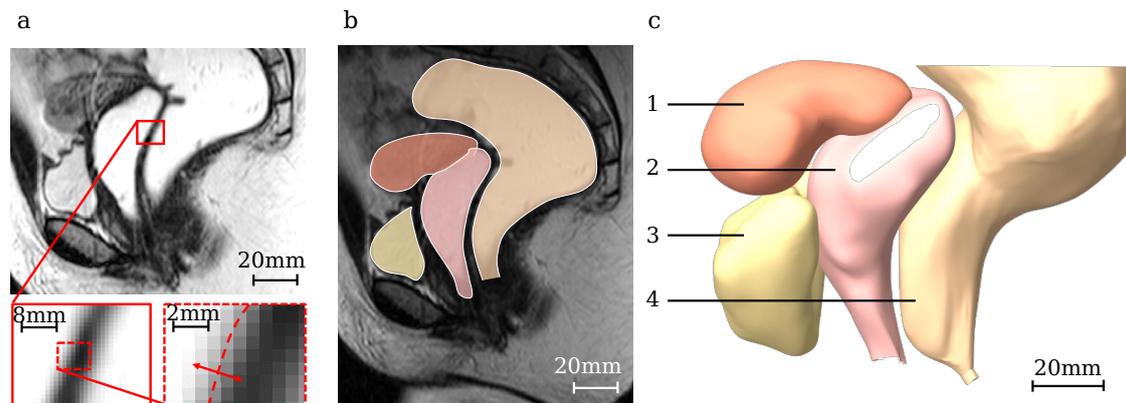


Figure 1.3 – Génération des géométries à partir de l'image IRM. (a) Image de la coupe sagittale médiane avec la résolution spatiale. (b) Contours des organes obtenus par Avizo. (c) Modèle géométrique lisse construit - 1. Utérus, 2. Vagin, 3. Vessie, 4. Rectum. Source : [Mayeur et al., 2015].

un impact sur les résultats de simulation, par exemple l'épaisseur définie. L'impact de cette dernière peut être plus significatif que les facteurs mécaniques, présentés dans le paragraphe précédent. Actuellement, nous avons effectué une simulation générique en cas de physiologie normale. Cette étude a montré la possibilité de la simulation spécifique des patientes, mais avec comme limite l'inconvénient de la reconstruction manuelle. Un des objectifs de cette thèse porte sur la reconstruction efficace, semi-automatique et conforme à la simulation, par l'intermédiaire

6. <http://www.fei.com/software/avizo3d/>

7. <http://www.3ds.com/fr/produits-et-services/catia/>

8. <http://www.3ds.com/products-services/simulia/products/abaqus/>

des images et des modèles géométriques bien définis (fonctionnels, réutilisables directement pour le simulateur).

Modélisation des soutènements Jusqu'à maintenant, nous avons mentionné les principaux organes du système pelvien, toutefois, le système pelvien est complexe avec des structures de suspension comme des ligaments et des fascias inter-organes, ce qui n'est pas facile à modéliser. Ces derniers s'avèrent très importantes pour la simulation. Des études ont montré l'impact des structures de soutènements sur les mobilités [Vallet et al., 2011; Mayeur et al., 2014]. Cependant, ces structures ne sont pas observables sur des images IRM à cause du faible contraste et de la petite taille. Néanmoins, des simulations avec et sans ces structures ont été mises en place. Actuellement ces structures de suspension ont été placées selon les descriptions en anatomie de la littérature [Kamina, 2014]. Nous améliorons au fur et à mesure ce modèle fonctionnel avec les ligaments et fascias.

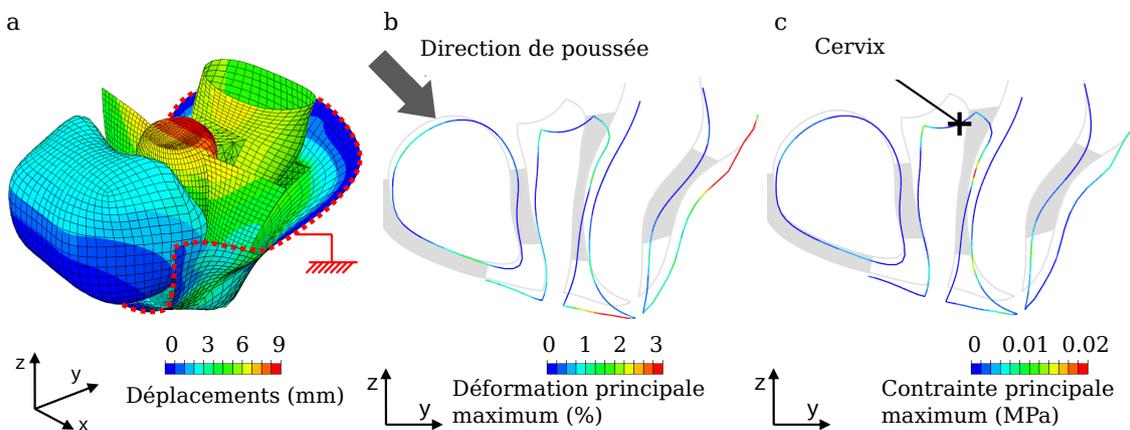


Figure 1.4 – Résultats de simulation d'une patiente saine sous effort de poussée : (a) Champ de déplacements (la magnitude) superposés sur le modèle géométrique, la condition aux limites est représentée par la ligne pointillée rouge; (b) la déformation principale maximum en coupe sagittale médiane 2D; (c) la contrainte principale maximum. Source : [Mayeur et al., 2015].

La figure 1.4 montre un résultat de la simulation d'une patiente saine sous effort de poussée, la magnitude des déplacements en 3D et les déformations en coupe sagittale médiane 2D. En utilisant des images médicales comme des références, nous allons présenter un moyen implicite dans la section suivante pour déduire leur impact sur des mobilités par l'analyse des déplacements et des cisaillements dans des IRMs dynamiques.

Analyse des déplacements via l'IRM dynamique

Nous avons mis en place des techniques de simulation pour un cas de physiologie, sa chaîne de traitements [Lecomte-Grosbras et al., 2013]. Maintenant, nous nous focalisons sur la validation de la simulation. Comme nous l'avons mentionné, le « terrain de vérité » pour vérifier notre simulation est l'IRM dynamique, précisément les déplacements extraits de ces images mobiles. Une étude récente de [Lecomte-Grosbras et al., 2015] a proposé des résultats prometteurs par recalage d'images. La figure 1.5 montre la distribution des déplacements au voisinage des contours

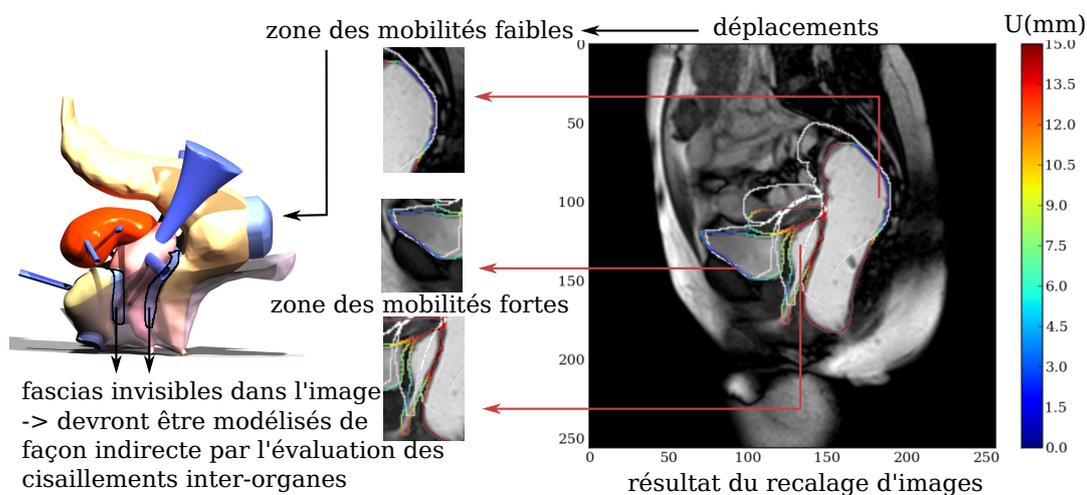


Figure 1.5 – Résultats du recalage d’images IRM dynamiques. Le résultat du champs de déplacements extrait de [Lecomte-Grosbras et al., 2015], les contours blanc sont les initiaux.

des organes, correspondant aux parois des organes. Ces déplacements seront ensuite comparés avec les résultats issus de la simulation, comme le montre la figure 1.4.

Cependant, pour obtenir cette information de déplacements, il est nécessaire d’effectuer le recalage sur le domaine complet de l’image. Ensuite, les déplacements s’exerçant sur les contours sont extraits manuellement par des masques correspondantes aux contours. Cependant, l’information concernant le mouvement relatif inter-organes ne peut pas être obtenue par le recalage.

Par conséquent, nous visons à développer une méthode permettant de suivre de manière automatique les contours, qui aidera à extraire le champ de déplacements, ainsi que les cisaillements inter-organes. Ces derniers représenteront l’influence des fascias invisibles dans l’image, qui pourront améliorer la modélisation pour la simulation.

Une fois qu’aura été mise en place la simulation dans le cas de physiologie normale (patiente saine sous effort de poussée), la simulation sera abordée pour le cas de pathologies (celle de prolapsus). Certains éléments du modèle fonctionnel seront dégradés pour l’étude de leurs impacts. Pour l’instant ce travail est basé sur un modèle générique et fonctionnel, toutefois, nous espérons généraliser l’étude du prolapsus en l’étendant vers des modèles spécifiques des patientes sur un jeu de données important.

Néanmoins, revenons maintenant sur les aspects fortement liés aux travaux de cette thèse et ses contributions pour les études ultérieures :

- la reconstruction spécifique des patientes, efficace, semi-automatique et conforme au modèle de la simulation pour tendre vers la simulation spécifique des patientes ;
- le suivi automatique des images IRM dynamiques pour déduire les mouvements des organes, et inter-organes pour valider et améliorer notre modèle de simulation.

Pour tous ces objectifs, les images médicales sont des éléments indispensables.

Avant d’entamer notre approche en détails, nous présenterons un état de l’art lié à notre sujet, commençant dans un premier temps par des généralités sur les techniques d’imagerie mé-

dicale. Enfin, nous nous focaliserons sur l'utilisation de l'IRM pour le diagnostic des pathologies pelviennes. Dans un deuxième temps, nous présenterons diverses méthodes de segmentations (étape classique pour la reconstruction). Ensuite, nous aborderons la technique de recalage d'images, utilisée pour étudier les mouvements dans une séquence temporelle d'images, comme celle d'IRM dynamique. Finalement, nous discuterons de la stratégie de reconstruction spécifique à notre problématique.

1.2 Images médicales

Les images médicales sont des données obtenues à partir de nombreux moyens d'acquisition d'images basés sur différents principes physiques. Depuis leurs naissances (la théorie date de l'aube du XXe siècle), les techniques d'imagerie médicale sont utilisées en routine clinique et continuent à se développer pour permettre l'examen de l'intérieur du corps humain. Les utilisations se multiplient, et les types d'imagerie médicale se diversifient. Actuellement, les études basées sur ces techniques sont spécialisées et en liaison avec la nature des tissus et/ou le type de pathologie.

1.2.1 Généralités sur les techniques d'imagerie médicale

Les techniques d'imagerie ne sont pas toutes basées sur le même principe physique. Leur performance dépend donc de la propriété physique des tissus, mais aussi de la volonté de réaliser une analyse anatomique ou fonctionnelle. De façon générale, quatre types d'imageries, dédiés à de différentes utilisations, sont présentés dans cette section, bien qu'elles ne soient pas toutes utilisées pour le diagnostic des pathologies qui nous concernent.

La tomодensitométrie

La tomодensitométrie, dite aussi « scanner », est une technique de tomographie à rayons X (*X-ray computed tomography, CT*) qui permet d'identifier les parties internes du corps humain par mesure de leur absorption des rayons X. Cette atténuation des rayons X mesurée est ensuite numérisée pour reconstruire l'image correspondante à la section scannée.

L'objet à identifier est placé entre la source des rayons et le détecteur. Ce dernier reçoit des rayons X dont l'intensité a été atténuée par le passage à travers l'objet dans sa direction sur le plan axial. L'atténuation globale du faisceau observée provient de l'ensemble des tissus disposés selon cette direction. Cependant, pour remonter à l'atténuation locale correspondante à une position précise sur cette direction, il est nécessaire de récolter l'ensemble des faisceaux sous d'autres orientations en utilisant le principe de la rétroprojection filtrée [Cormack, 1963; Shung et al., 1992; Seeram, 2009]. C'est pour cette raison que ces dispositifs tournent autour de l'objet pour récolter l'ensemble des projections (Figure 1.6).

Le niveau gris d'image représente le coefficient d'atténuation μ_{tissu} de l'objet scanné, calculé selon l'échelle de Hounsfield (pionnier du scanner médical, récompensé du prix Nobel de physiologie ou médecine en 1979), définit le nombre CT (unité : HU).

$$\text{le nombre CT} = \frac{\mu_{tissu} - \mu_{eau}}{\mu_{eau}} \times 1000 \quad (1.1)$$

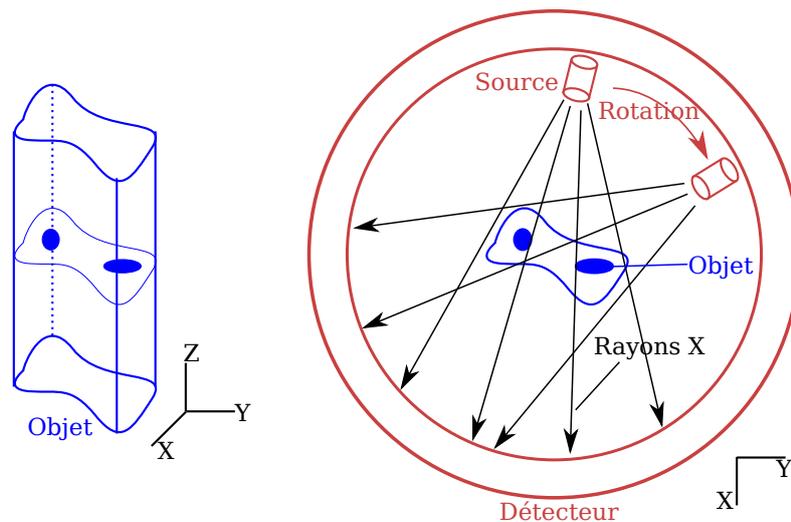


Figure 1.6 – Illustration du scanner à rayons X : un objet bleu tridimensionnel est placé dans un scanner, comprenant des détecteurs disposés en anneau et une source tournant le long de l’anneau. L’acquisition s’effectue dans les sections axiales.

Puisque des matières atténuent différemment les rayons X, elles se représentent différemment dans l’image. Par exemple, le niveau 0 correspond à l’eau, de -120 à -60 pour la graisse, -1000 pour l’air et $+1000$ pour l’os. Ces deux dernières valeurs marquent aussi les limites d’échelle. Le temps d’acquisition et la résolution spatiale du scanner varient selon son type d’utilisation. Généralement il est plus rapide par rapport aux autres techniques et la taille de pixel peut aller de $0,05$ mm à $1,80$ mm [Shung et al., 1992].

L’imagerie scintigraphique

Outre la tomodensitométrie, il existe une autre catégorie de techniques, dite imagerie médicale nucléaire. Basé sur le principe de scintigraphie, un matériel radioactif « traceur » est injecté par voie intraveineuse au patient. Ce traceur se condense sur les tissus et les organes cibles, qui sont par exemple, le cœur, le cerveau et les cellules tumorales. Ensuite, le détecteur scintigraphique (une caméra Gamma) permet de mesurer la radiation interne émise par le produit injecté. Cette technique est fréquemment utilisée pour indiquer les activités moléculaire et métaboliques des tissus, par exemple, pour détecter l’évolution de cancer. Nous citons ici la Tomoscintigraphie par Emission de Positrons (TEP) (en anglais : *Positron Emission Tomography, PET*) [Sweet, 1951; Brownell et Sweet, 1953]. Contrairement au scanner à rayons X, ce type d’imagerie n’utilise pas une source pour lancer des rayons externes à travers du corps, qui est « non-invasive » dans ce sens. Cependant, aujourd’hui la TEP est souvent couplée avec le scanner CT afin d’obtenir l’image fonctionnelle (voir la figure 1.7 pour l’exemple) et structurale en même temps, ce qui rend le diagnostic plus précis. Dans cette catégorie, la Tomographie d’Émission MonoPhotonique (TEMP), dite aussi en anglais *Single Photon Emission Computed Tomography, SPECT*, est une variation de TEP de même principe.

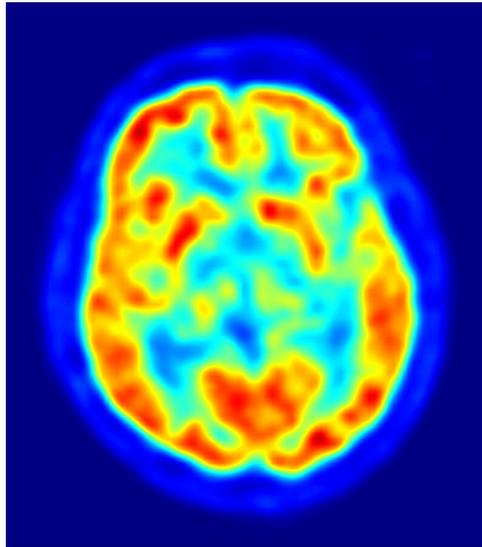


Figure 1.7 – Image TEP - Une coupe transverse du cerveau d'un patient âgé de 56 ans. La zone rouge montre les tissus où le traceur est plus accumulé que dans la zone bleue (source : domaine public⁹).

La tomographie d'impédance électrique

La tomographie d'impédance électrique est une nouvelle technique d'imagerie par mesure de l'impédance du sujet stimulé par un courant électrique, dont la théorie remonte à 1978 [Henderson et Webster, 1978] et l'application date du début des années 1980 [Barber et Brown, 1984]. Cette technique nécessite généralement de poser des électrodes sur la partie dédiée des patients. L'imprécision de mesure d'électrode conduit à une faible résolution spatiale. Malgré les inconvénients de cette technique moins développée que les autres, celle-ci est prometteuse car elle peut être utilisée au lit de patient pour le soin continu et non dans le tunnel d'un imageur et est de plus complètement non-invasive. Le système est relativement simple à utiliser et l'acquisition d'images est rapide par rapport aux autres techniques.

L'échographie

L'échographie est une technique d'imagerie basée sur des ultrasons, dont l'utilisation, d'abord pour la détection des sous marins, inventée par P. Langevin et al., a commencé au début du XXe siècle. Son application au diagnostic médical n'est apparue qu'en 1947 quand K. Dussik et al. ont publié les premières images médicales [Yoxen, 1987]. Aujourd'hui, cette technique est très utilisée pour les tissus mous, en particulier pour visualiser le fœtus, lors des consultations prénatales pour le suivi de grossesse. Une sonde se charge de l'émission et de la réception d'ultrasons, réfléchis différemment par les tissus. Cette technique est non invasive chez les humains (utilisation sûre pour les femmes enceintes) et rapide, ce qui permet donc un diagnostic en temps réel. Cependant, elle a quelques inconvénients : très limitée pour les os, très perturbée par la présence de l'air entre des tissus et la faible profondeur de détection.

9. <http://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/c/c6/PET-image.jpg>, Jens Maus (<http://jens-maus.de>), via Wikimedia Commons

Nous avons présenté des techniques d'imagerie médicale usuelles : le principe physique, l'utilisation et les avantages et désavantages, toutefois il existe encore une technique récente dont l'utilisation est répandue, celle d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Vu son lien fort avec notre sujet d'études, nous allons consacrer une autre section entière à la détailler.

1.2.2 Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

Depuis la découverte du phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN) par F. Bloch [Bloch, 1946] et E. Purcell [Purcell et al., 1946] en 1946 (récompensés par le prix Nobel de physique de 1952), l'application de l'IRM en médecine continue de se développer. Cette dernière devient aujourd'hui une des techniques les plus avancées en imagerie. Notons que R. Ernst a introduit l'application de la spectroscopie à la RMN [Aue et al., 1976], récompensé du prix Nobel de chimie de 1991. Grâce à son principe, les premières machines IRM commercialisées sont apparues au début des années 1980. Pour générer des images, cette technique se base sur les propriétés quantiques des noyaux atomiques de tissus sous un champ magnétique. Vu son haut contraste intrinsèque pour les tissus mous et sa qualité non-invasive, cette technique d'imagerie nous intéresse plus que les autres.

Le principe physique de l'imagerie par résonance magnétique (IRM)

Le principe de l'IRM est basé sur le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN). L'explication de son principe porte donc sur ces trois mots clés : « résonance » référant au phénomène de résonance et de relaxation, « magnétique » référant au champ magnétique et « nucléaire » référant aux propriétés quantiques des noyaux atomiques. Contrairement à l'imagerie scintigraphique, le mot « nucléaire » ne désigne pas les matières radioactives.

Tout comme la masse, le spin est une propriété intrinsèque d'un élément, lié au noyau atomique. Pour faciliter la compréhension, le spin pourrait se comparer à la rotation en physique classique, mais il est purement quantique. Il crée un champ magnétique minuscule, décrit par un moment magnétique $\vec{\mu}$. Grâce à cette propriété magnétique, lorsque les atomes sont placés dans un champ magnétique extérieur B_0 , ils sont en mouvement de précession. Analogie à la rotation et la révolution de la Terre, pour l'atome il existe le spin et la rotation autour du champs magnétique extérieur. La fréquence de ce mouvement

$$f = \frac{\gamma B_0}{2\pi} \quad (1.2)$$

est la fréquence de résonance, dite fréquence de Larmor. Par ailleurs, sous ce champ extérieur, l'ensemble des atomes présente un effet magnétique global, décrit par un vecteur d'aimantation \vec{M} qui était initialement nulle. C'est basé sur ces deux quantités (la fréquence f et l'aimantation \vec{M}) que le phénomène RMN peut être observé et mesuré (Figure 1.8).

Si maintenant une impulsion radiofréquence de même fréquence que celle de Larmor (souvent celle de l'atome d'hydrogène), perpendiculaire au champ magnétique (B_0), est appliquée sur l'objet, les atomes vont résonner et l'aimantation \vec{M} va être éloignée de sa position au repos. Lorsque l'impulsion s'arrête, l'aimantation reviendra à l'équilibre. Durant ce processus, dit de relaxation, des ondes électro-magnétiques seront émises et mesurées par le détecteur. La durée de ce processus, dit temps de relaxation (deux types T_1 et T_2), joue un rôle important car les deux temps varient en fonction de différentes matières, de leurs teneurs en graisses et eau (voir

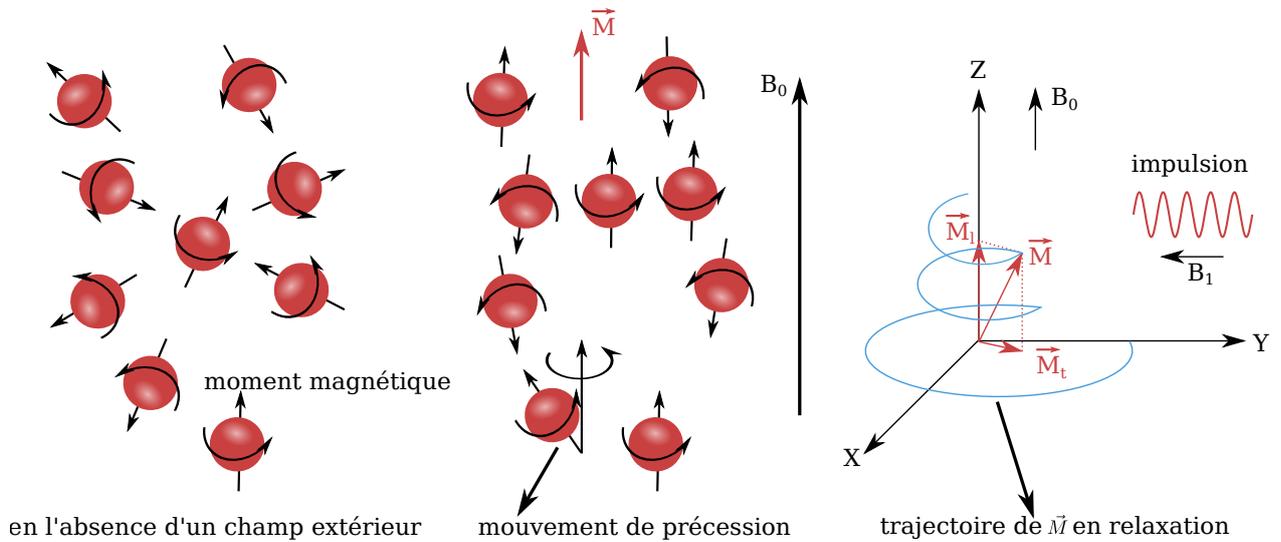


Figure 1.8 – Illustration des moments magnétiques sous un champ magnétique - aimantation et le phénomène de relaxation.

Tissu	T_1 (ms)		T_2 (ms)
	0,5T	1,5T	
muscle	550	870	45
graisse	215	262	85
matière grise	655	920	100
matière blanche	540	785	90
cœur	580	865	55
foie	325	490	50
rein	495	650	60
rate	495	650	58

Table 1.1 – Temps de relaxation indicatif pour quelques tissus humains (extraits de [Seret et Hoebeke, 2012]).

le tableau récapitulatif 1.1). Ainsi, ce principe de RMN permet d'identifier la différence entre les tissus.

L'acquisition et la reconstruction d'images

Contrairement à la tomodensitométrie, l'acquisition de données de l'IRM peut s'effectuer dans les trois directions, qui ne se limite pas au plan axial. La localisation spatiale de la partie à examiner est réalisée par des gradients de champ magnétique directionnels. Par exemple, un gradient de **sélection de coupe** est appliqué dans la direction orthogonale aux coupes sélectionnées. Ce gradient de champ varie de façon linéaire le long de la direction, donc la fréquence de Larmor varie d'un plan (coupe) à l'autre. Avec une impulsion d'une fréquence donnée, seuls les atomes dans un plan dédié peuvent être stimulés pour créer la résonance. Cette direction n'est pas restreinte dans une unique direction. Cela rend l'IRM plus souple que le scanner.

En effet, pour construire l'image, l'application de l'impulsion est répétitive. Plusieurs séquences auront été lancées pour obtenir l'image finale en niveau de gris. En fonction des temps de relaxation T_1 et T_2 , le temps de répétition T_R (l'écart entre deux séquences répétitives) et le moment de mesure, on peut reconstruire des images ayant différentes configurations de contraste, appelées les pondérations d'images IRM. Pour le système pelvien, les images IRM sont pondérées soit en T_1 , soit en T_2 , mais sans perte de généralité, il peut aussi y avoir les images pondérées en densité de protons. Plus de détails sont disponibles dans [Guinet et Grellet, 1992; Seret et Hoebeke, 2012; Hamm et Forstner, 2007].

L'orientation d'images

La position et l'orientation des coupes (images) par rapport au corps du sujet sont importantes pour connaître les détails d'une image IRM.

Du point de vue « anatomie » En supposant que le corps humain soit debout, dans l'espace tridimensionnel, les trois plans anatomiques balayant celui-ci sont respectivement : (Figure 1.9(a))

- Sagittal (perpendiculaire au sol, séparant le corps de droite à gauche. La symétrie apparaissant au milieu, il s'agit du plan sagittal médian.)
- Transverse (ou axial, parallèle au sol, séparant le corps de partie inférieure à supérieure, allant des pieds à la tête)
- Coronal (ou frontal, perpendiculaire au sol, séparant le corps de partie antérieur à postérieur, allant de la poitrine au dos).

Du point de vue « standard d'imagerie » Les images issues des machines d'imagerie sont aujourd'hui définies dans la référence « patient », c'est-à-dire, les axes de coordonnées sont orientés de la même façon indépendamment de la position du patient par rapport à l'imageur : l'axe X de droite à gauche, l'axe Y d'antérieur à postérieur, et l'axe Z d'inférieur à supérieur (Figure 1.9(a)). Ainsi, en prenant la figure 1.9(c) pour l'exemple, sur cette image IRM, le vecteur de ligne va de $-Y$ à $+Y$ et celui de colonne va de $+Z$ à $-Z$. Ainsi, une matrice de transformation est nécessaire pour lier repère image et repère réel.

Le format d'images

Afin de communiquer et de transmettre des données d'imageries de différentes modalités, de nombreuses machines, la norme DICOM (*Digital imaging and communications in medicine*)¹⁰ a été créée en 1985. Cela consiste à standardiser la gestion, l'écriture, la lecture et la transmission des données numérisées d'imagerie médicale.

Un fichier DICOM est composé des éléments de données (identifiés par le Tag) contenant des informations utiles et complètes, *p.ex.* la position et l'orientation d'image, les détails de la patiente, le protocole, les données en pixel (ou voxel) etc. Toutes ces informations peuvent être extraites par de nombreuses bibliothèques informatiques pour les post-traitements. Le tableau récapitulatif 1.2 devrait être suffisant pour montrer l'organisation d'un fichier DICOM (un fichier

10. <http://medical.nema.org/standard.html>, contenu détaillé officiel de la norme

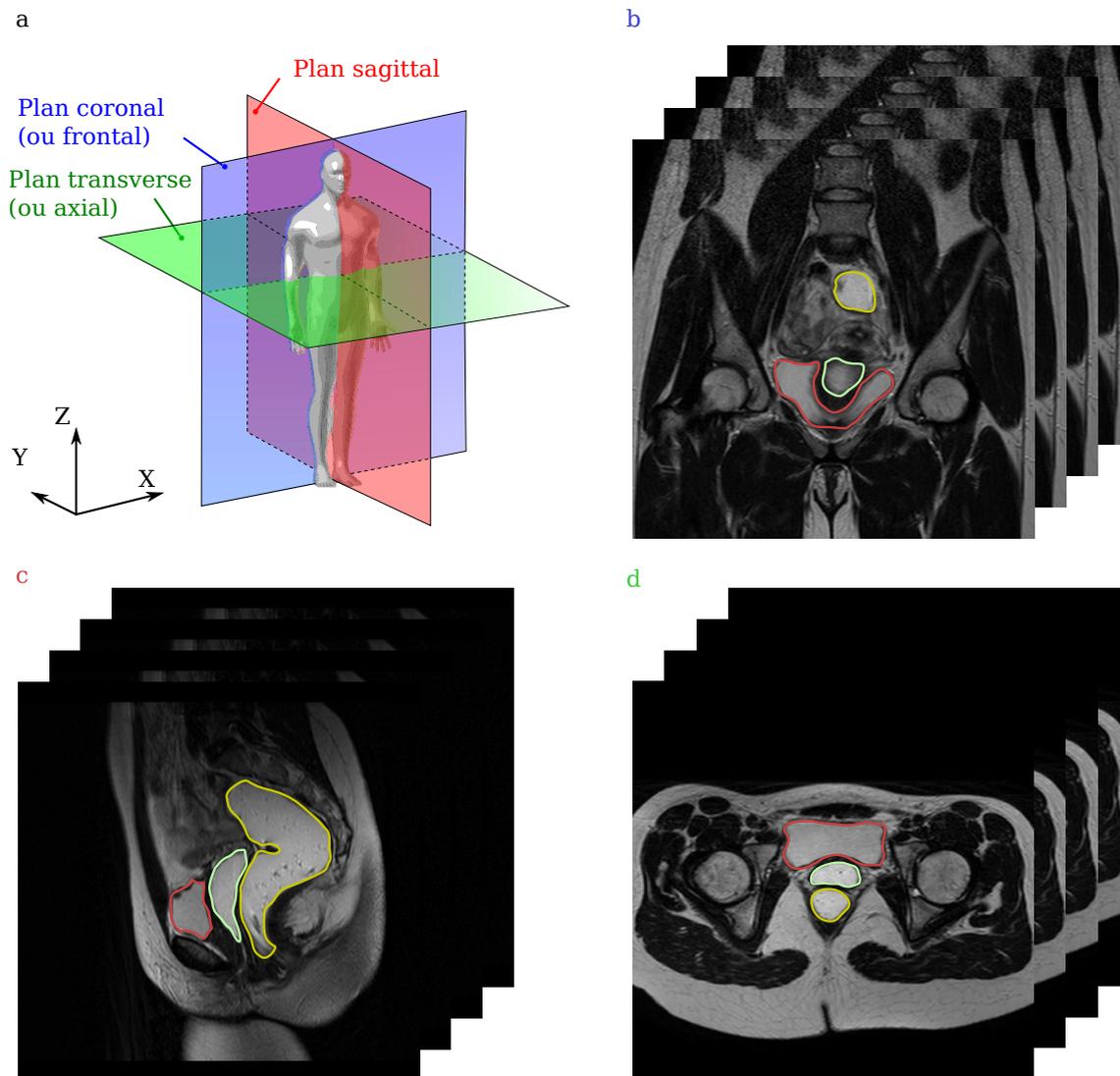


Figure 1.9 – (a) Définition des plans anatomiques du corps humain utilisée en imagerie (figure adaptée de ¹¹). (b,c,d) Images IRM pondérées en T_2 d'une patiente saine (respectivement coupes coronales, sagittales et transverses du système pelvien : rouge - la vessie, vert - le vagin, jaune - le rectum), résolution spatiale de $0,59 \text{ mm pixel}^{-1}$, épaisseur de slice 4 mm et de taille 512×512 pixels.

d'image IRM que nous avons exploité via une librairie informatique). Le lecteur pourra se référer à l'annexe A.1 pour une description détaillée de l'organisation de fichier DICOM.

11. https://en.wikipedia.org/wiki/File:Human_anatomy_planes.svg, Yassine Mrabet, via Wikimedia Commons

Tag	Nom	Type de données	Contenu de valeur
(0008, 0020)	Study Date	DA (Date)	'20110317'
(0008, 0060)	Modality	CS (Chaîne de caractères)	'MR'
(0008, 9209)	Acquisition Contrast	CS	'T2'
(0010, 0010)	Patient's Name	PN (Nom)	'TEMOIN 1'
(0018, 0050)	Slice Thickness	DS (Nombre)	'4'
(0018, 0087)	Magnetic Field Strength	DS	'1.5'
(0020, 0032)	Image Position (Patient)	DS	['-79.68',...]
(0020, 0037)	Image Orientation (Patient)	DS	['.', '.', ...]
(0028, 0010)	Rows	US (Entier)	512
(0028, 0011)	Columns	US	512
(0028, 0030)	Pixel Spacing	DS	['0.59', '0.59'] (mm)

Table 1.2 – Tableau récapitulatif de certains éléments extraits d'un fichier DICOM (*Digital imaging and communications in medicine*) permettant de retrouver les informations présentées dans la section 1.2.2 : la modalité d'acquisition, la patiente, l'orientation d'image, la résolution spatiale etc.)

1.2.3 Utilisations d'images IRM

Diverses utilisations d'IRM ont été développées et continuent à être améliorées : obtention d'informations anatomiques tridimensionnelles, exploitation du mouvement dynamique, ou encore analyse fonctionnelle des cibles comme les microstructures fibreuses du cerveau. Ce sont des images spécifiques des patientes, classiquement effectuées pour le diagnostic des pathologies.

IRM statique (patient « immobile »)

Ces IRM sont le plus fréquemment utilisées en routine clinique. Elles peuvent atteindre une résolution spatiale très fine car plusieurs reprises d'acquisition peuvent être appliquées pour diminuer les bruits ou les artefacts présents dans des images. Deux modes d'acquisition existent grâce aux gradient de champs magnétiques :

- IRM 2D multi-slice : acquisition plus rapide avec trois séries d'images obtenues dans les plans bidimensionnels orthogonaux (sagittal, transversal et coronal) pour montrer les organisations anatomiques tridimensionnelles (Figure 1.9). Cependant, il faut mentionner que généralement l'IRM 2D produit des voxels épais et non-isotropes et que les trois séries d'images ne sont pas parfaitement bien recalées entre-elles à cause du mouvement de patient. La mobilité causerait davantage de décalages qu'en IRM 3D.
- IRM 3D : des données d'images tridimensionnelles (ou volumétriques). Les voxels présentés sont quasi-isotropes et de riche résolution spatiale pouvant atteindre environ 0,5 mm [Papanikolaou et Karampekios, 2008]. Le reformatage multi-planaire dans toutes les orientations peut être réalisé sans souci. Le temps d'acquisition sera un peu plus important que l'IRM 2D.

IRM dynamique (ou cinématique)

Les images IRM dynamiques (ou *cine-MRI*) consistent en une séquence temporelle d'images enregistrant le mouvement des organes pour rendre possible une analyse quantitative de la cinématique souvent liée au fonctionnement de l'organe cible. Comme pour l'IRM statique, il

existe les modes d'acquisition 2D et 3D. L'IRM 3D dynamique serait souhaitable pour avoir des images volumétriques qui changent au fil du temps. Cependant, une rapidité d'acquisition est demandée afin de pouvoir capter le mouvement rapide. En conséquence, pour trouver un compromis entre la résolution temporelle et la qualité d'images, la majorité des techniques d'IRM dynamique impliquent plutôt des multi-slices 2D de façon qu'elles représentent aussi bien que possible des mouvements en 2D dans le plan en conservant la haute résolution spatio-temporelle. Il reste ensuite à traiter les mouvements hors-plan, c'est-à-dire la génération d'un champ tridimensionnel de mouvements via l'interpolation des mouvements bidimensionnels sous certaines contraintes [Liu et al., 2012].

IRM taguée

Au couplage avec l'IRM dynamique, en utilisant une séquence d'impulsion spéciale, l'IRM taguée (*tagged-MRI*) peut créer des étiquettes (ou tags) dans des images. Notamment en cardiologie, cela permet de suivre les points « matériels » dans le myocarde lors des battements cardiaques [McVeigh et Atalar, 1992]. Pratiquement, une « grille » se superpose sur l'image, qui se déforme avec l'image dynamique. Ainsi le mouvement du myocarde peut être mesuré quantitativement et *in vivo* en suivant la déformation de la grille (étiquettes). La plupart des cas d'utilisations restent en cardiologie, mais il existe également d'autres applications pour calculer des champs de déplacements bidimensionnels et tridimensionnels lors le mouvement de l'organe (en tenant compte des limites de l'IRM dynamique) [Lee et al., 2014]. Ces champs de déplacements sont calculés avec certains algorithmes de suivi connus comme HARP [Osman et al., 2000].

IRM fonctionnelle

L'IRM fonctionnelle (*functional MRI, fMRI*) est principalement utilisée en imagerie cérébrale pour les études de divers activités du cerveau. La mesure est basée sur l'effet BOLD (*Blood Oxygenation Level Dependant*) dans les tissus cérébraux [Kwong et al., 1992]. Cela permet de visualiser des activités cérébrales sous stimulation avec une localisation précise. Outre cette technique, au sens large, l'imagerie du tenseur de diffusion (*Diffusion Tensor Imaging, DTI*) est classée également dans l'IRM fonctionnelle, qui mesure la diffusion des molécules d'eau dans les tissus. La diffusion des molécules d'eau est sensible aux directions : certaines maladies comme l'AVC (Accident Vasculaire Cérébral) peut contraindre cette diffusion (donc détectable); dans des fibres cérébrales cette diffusion montre une propriété anisotrope en fonction des directions de fibres. Ainsi, cette technique est largement utilisée pour tracer la carte de connectivités des tissus et des fibres cérébrales et pour les études de nombreuses maladies cérébrales comme l'AVC, l'Alzheimer etc. Nous ne détaillerons pas ici cette technique non liée à notre étude, plus de détails sont disponibles dans [Basser et al., 1994].

1.3 IRM et le diagnostic des pathologies pelviennes

Avec son haut contraste intrinsèque des tissus mous, et sans l'exposition aux rayons X, l'IRM est devenue la technique de premier choix pour les examens dédiés au système pelvien de la femme depuis le début des années 1990 [Hamm et Forstner, 2007]. Après avoir présenté

les généralités sur l'imagerie médicale, cette section est dédiée à l'image et au diagnostic liés à notre problématique, qui est dépendant des pathologies étudiées.

Les données consistent en des images IRM statiques et dynamiques du système pelvien de la femme. Il s'agit de sujets témoins sains ayant eu des IRM dédiées à la recherche, et de sujets atteints des pathologies pelviennes. L'utilisation des données pour la recherche a été approuvée par la Comité d'Ethique de la Recherche en Obstétrique et Gynécologie (CEROG 2012-GYN-06-01-R1). Du gel a été utilisé et introduit dans la cavité vaginale et le rectum pour améliorer le contraste. De plus, la patiente boit de l'eau pour remplir sa vessie.

Nous disposons de deux types d'IRM pour chaque examen :

- IRM statique 2D multi-slice : trois séries d'images IRM pondérées en T_2 obtenues dans les plans sagittal, transversal et coronal, dont la taille d'image est de 512×512 pixels, la résolution spatiale est de 0,47 à 0,59 mm par pixel, cependant l'épaisseur entre deux coupes est plus grande (4 mm), d'où la présence des voxels anisotropes (voir la figure 1.9(b,c,d) pour l'exemple).
- IRM dynamique 2D : réalisation d'une séquence d'IRM temporelle pondérée en T_1 de la patiente sous effort de poussée, dont chaque image a pour taille 256×256 pixels, pour résolution spatiale 1,17 mm par pixel et pour résolution temporelle 1,15 image par seconde (Figure 1.10). Ce type d'IRM dynamique est largement utilisée en clinique pour diagnostiquer la pathologie pelvienne [Pannu et al., 2000]. Le choix de la coupe sagittale médiane pour l'IRM dynamique reste une procédure standard en routine clinique. Nous avons respecté les contraintes logistiques, financières et temporelles et ne disposons que d'IRM dynamique sagittale médiane car cette coupe est la plus représentative de la forme des organes en mouvement.

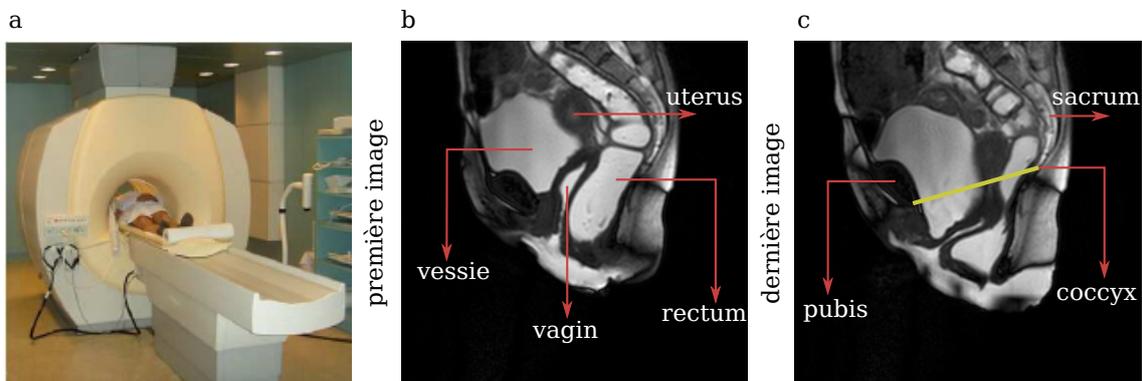


Figure 1.10 – (a) Examen IRM du patient (source : [Dardenne, 2009]) (b,c) Images IRM dynamiques obtenues d'une patiente atteinte de cystocèle (coupes sagittales médianes, pondérées en T_1 , résolution spatiale de $1,17 \text{ mm pixel}^{-1}$, de taille 256×256 pixels).

Dans notre étude, l'utilisation de l'IRM statique permet de connaître les structures anatomiques du système pelvien, à partir desquelles sont construits les modèles d'organes. Ces derniers seront utilisés pour l'analyse et la simulation du fonctionnement des organes pelviens. En parallèle, l'IRM dynamique est utilisée pour le diagnostic clinique (les signes d'une descente d'organes : l'apparition de prolapsus peut être caractérisée par le dépassement des organes au delà de la ligne reliant le pubis et le coccyx (Figure 1.10)) et pour l'analyse des mobilités (les

indicateurs mécaniques quantitatifs). Couplée avec le modèle géométrique et la simulation, cette analyse cinématique pourrait aider à la compréhension de physiopathologies actuellement mal connues.

Soulignons qu'il existe des limites à l'imagerie IRM. Le système anatomique de suspension comprenant les ligaments et les fascias (vésico-vaginaux, endo-pelviens), n'est pas observable dans ces images, alors qu'il joue un rôle important pour créer une pathologie comme celle de cystocèle [Petros et Ulmsten, 1990; DeLancey, 1992; Tansatit et al., 2013]. Du point de vue du post-traitement, les images dynamiques de simple coupe ne peuvent pas présenter les mouvements hors-plan. Ces limitations sont également des difficultés que doit surmonter notre méthode de traitement.

1.4 Utilisations d'analyse d'images médicales

Etant donné que notre problématique est liée aux pathologies et a des objectifs applicatifs dédiés, nous avons présenté le contexte médical, la nature de la source des données (*i. e.* images médicales). Dans cette section, nous allons aborder la partie clé concernant l'analyse et le traitement d'images pour les études approfondies. Diverses méthodes ayant un but similaire au nôtre existent dans la littérature et seront discutées.

Parmi les applications numériques dédiées à la médecine, quels que soient les objectifs, il s'agit d'obtenir des informations à partir d'images brutes issues de l'imageur (IRM dans notre cas). Puisque les branches de recherche sont assez vastes, nous aimerions aborder ce sujet de manière centrée sur la reconstruction (ou extraction) de modèles géométriques vers une chaîne de traitements « des images à la simulation » (Figure 1.11) pour la conception d'un outil numérique dédié à l'aide à la compréhension et au diagnostic. Pour effectuer des simulations numériques (éléments finis) ou des analyses objectives spécifiques aux patientes, la reconstruction d'une géométrie précise et continue des organes ou des structures étudiés est nécessaire.

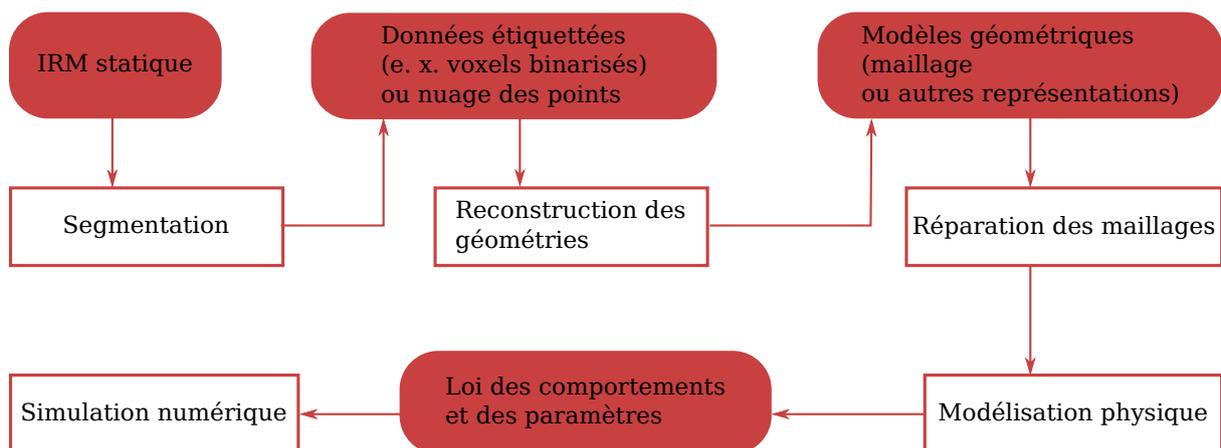


Figure 1.11 – Chaîne de traitements classique dédiée à la simulation

Notre objectif est également d'obtenir une géométrie (2D et 3D) construite, lisse et continue, utilisable pour la simulation ou pour analyser le mouvement. Malgré qu'une multitude de recherches aient été faites pour automatiser la segmentation, la procédure de réparation et de

lissage des maillages est toujours compliquée. Ainsi, nous visons à élaborer une approche basée sur les modèles déformables qui ne nécessite pas un travail fastidieux et répétitif. L'idée est de générer un modèle géométrique de manière efficace, utilisable et adaptatif avec les outils de simulation (Figure 1.12). Ce modèle obtenu est plutôt fonctionnel que structurel. Une étude de l'approche « déformable » existante sera aussi présentée dans cette section.

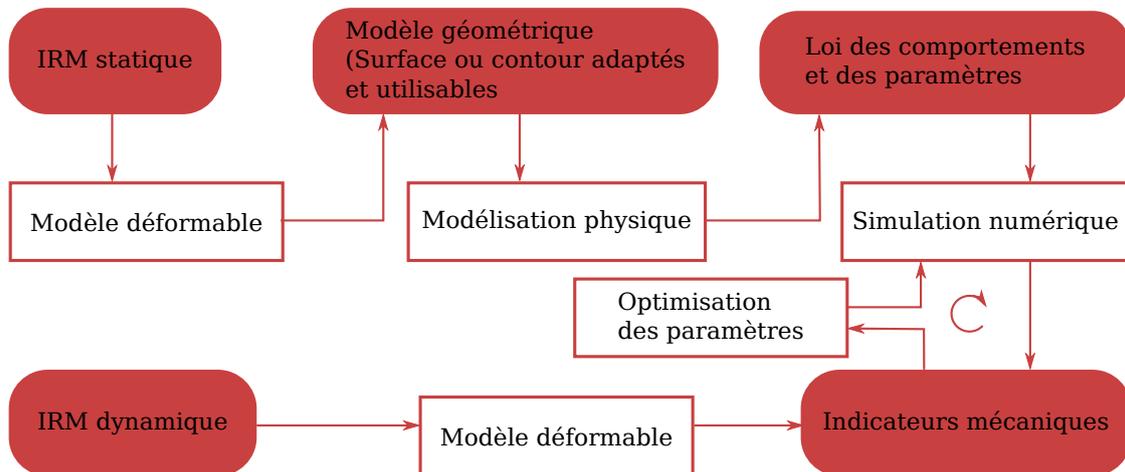


Figure 1.12 – Vue générale de notre chaîne de traitements dédiée à la simulation.

Par ailleurs, en disposant des IRM dynamiques, nous pouvons analyser les mouvements des organes via les méthodes de recalage d'images temporelles. Cette analyse permet la compréhension du mécanisme des pathologies. Elle permet aussi de mieux définir des paramètres de simulation numérique (Figure 1.12). La bibliographie sur le recalage d'images fera ainsi l'objet d'une autre section.

1.4.1 Méthodes de segmentation

Afin d'obtenir la géométrie d'un organe dédié, de façon générale, il est nécessaire de séparer les pixels en 2D (ou voxels en 3D) appartenant à l'organe dédié, du reste. Cette étape est appelée la « **segmentation** ». Cela consiste en une classification qui divise l'image (2D ou 3D) en plusieurs régions (ou classes) qui ne s'intersectent pas entre elles, présentent une homogénéité en fonction des cibles (*p. ex.* les voxels appartenant à un même organe). Dans le cas d'IRM, le critère d'homogénéité du niveau de gris est souvent retenu. Les travaux existants présentés dans cette section ont contribué à cette tâche pour qu'elle soit aussi automatique, efficace et robuste que possible. Généralement, cela implique deux grandes catégories :

- « **Régions** » qui cherche des pixels ayant une uniformité pour les inclure dans une même région. Le but est d'identifier les régions homogènes.
- « **Contours** » qui cherche les frontières séparant des régions en fonction de leurs différentes propriétés. Par exemple, la discontinuité du niveau de gris, qui est souvent repérée par le gradient d'image. Le but est d'identifier ces limites des régions, dits « détection des contours ou contourage » en 2D et « détection des surfaces » en 3D.

Avec certains degrés de nuances, leur objectif commun est de reconnaître les motifs (organes ou tissus) présentés dans les images afin de les représenter sous une forme géométrique, d'où la reconstruction. De nombreuses approches de la segmentation ont été développées et continuent de se développer pour l'aide au diagnostic, la reconstruction des modèles géométriques, la construction des atlas statistiques. Nous faisons le point sur ces travaux en privilégiant les avancements de l'approche « modèles déformables » dans la section 1.4.2.

Approches par régions

Seuillage En définissant un seuil, les pixels (ou voxels) peuvent être regroupés selon différents intervalles de niveau de gris. Le seuillage pourrait être optimal sous l'hypothèse que la distribution de niveaux de gris est assez discriminante entre différentes régions. Visuellement dans un histogramme, plusieurs crêtes peuvent être identifiées, qui permettent de choisir le seuil. Ainsi cette opération est fréquemment utilisée pour segmenter les structures osseuses dans une image de tomodensitométrie ou pour faire une étape de pré-segmentation des structures cérébrales [Zijdenbos et Dawant, 1994; Capelle-Laizé, 2003]. L'avantage principal du seuillage est sa rapidité et simplicité de mise en place. Cependant, sans considérer l'information géométrique, il est très sensible à l'inhomogénéité (dans une même structure de cible), et aux bruits d'image. Des contours dégénérés peuvent être créés. En particulier, dans l'IRM, il est difficile de discriminer des tissus mous et des organes par leurs niveaux de gris. De plus, des difficultés émergent aussi pour les problèmes de segmentation de cibles multiples. Le développement de cette approche n'est plus très important aujourd'hui. [Lee et al., 1998] reste une référence récente de l'application du seuillage à l'IRM basée sur la connectivité des structures.

Croissance de régions Cette technique consiste en une propagation d'une ou plusieurs régions à partir des « germes » initiaux, qui peuvent être eux-même des régions initiales. Au fur et à mesure de la propagation (ou croissance), les pixels (ou voxels) voisins ayant une forte similarité sont inclus pour se regrouper dans la région où se trouvent les « germes ». La similarité est calculée par certains critères entre autres le niveau de gris. Comme pour le seuillage, l'avantage est sa simplicité de calcul. Cette méthode est adaptée pour l'identification des cibles de taille petite comme le tumeur [Pohlman et al., 1996]. Cependant, elle est aussi sensible aux bruits d'images sans tenir compte de la topologie et de la géométrie des régions. De plus, la sélection des « germes » est manuelle, elle dépend fortement de l'opérateur. Pour améliorer la topologie des régions générées et diminuer la sensibilité du choix de germes, Mangin et al. [Mangin et al., 1995] ont proposé une méthode basée sur la topologie des régions. Udupa et al. [Udupa et Samarasekera, 1996] ont introduit la notion de connectivité floue pour surmonter les problèmes de bruits et de topologie.

Cette technique basée sur la similarité des régions a une autre version inverse : celle de division-fusion, qui dispense de choix des germes. L'image totale est considérée comme la région initiale. Cette région est ensuite subdivisée en quatre sous-régions récursivement jusqu'à ce que toutes les régions soient homogènes. Finalement, ces régions sont regroupées (fusion) en tenant compte de la connectivité. L'enjeu de cette méthode est de concevoir les critères de division et de fusion [Manousakas et al., 1998].

Morphologie mathématique Le principe de cette approche est bâti sur la théorie de mathématique introduite par Serra [Serra, 1983, 1988]. En traitement d'images, cette méthode permet d'étudier les formes des objets présentés dans l'image en simplifiant l'image, tout en conservant leurs caractéristiques géométriques. Concrètement, l'intégration et l'intersection de l'image avec un élément structurant sélectionné sont effectuées par les opérations de base (dilatation, érosion, ouverture et fermeture). Nous pouvons également nous référer à [Vincent et Soille, 1991; Meyer et Beucher, 1990] pour l'approche basée sur les « lignes de partage des eaux (*Watersheds*) » qui simule la variation de l'intensité de l'image dans différentes parties comme des bassins versants. Les pixels sont traités par les opérateurs au fur et à mesure que « le niveau de l'eau » s'élève. A notre connaissance, ayant généralement des objets sur-segmentés, cette approche est plutôt utilisée, couplée avec d'autres techniques pour la segmentation des structures dans les images médicales [Lapeer et al., 2002].

Approches contours

Méthodes différentielles Il est simple de comprendre l'idée de base : en considérant une image comme une fonction réelle dans le domaine \mathbb{R}^2 , la dérivée première (souvent dite gradient d'images) et seconde peuvent être utilisées pour connaître la forte variation de niveaux de gris (intensité pixel). Ainsi, la discontinuité entre le fond et l'objet peut être localisée. Afin de traiter une image digitale, il existe plusieurs opérateurs différentiels discrets, entre autres ceux de Roberts [Roberts, 1963], de Sobel [Sobel, 1978], de Prewitt [Prewitt, 1970] et Laplacien (dérivée seconde en différences finies). Le souci majeur pour cette méthode est l'influence des bruits d'images, donc généralement un filtre de lissage comme le filtrage Gaussien est appliqué. [Canny, 1986] a proposé une chaîne de traitement basée sur les différentielles pour trouver un compromis permettant d'identifier les vrais contours des objets en ignorant les faux positifs (forts gradients qui n'appartiennent pas au contour de l'objet). Les résultats obtenus sont plutôt des informations discrètes (l'ensemble des pixels appartenant à un contour etc.) et globales (sur le domaine complet d'image). Ces opérations de renforcement des bords sont rarement utilisées seules pour la détection des contours car elles produisent souvent des résultats sous- ou sur-segmentés. Cependant, elles peuvent servir à l'étape préliminaire d'autres traitements basés sur les contours (Section 1.4.2).

Méthode interactive (*livewire*) D'un autre point de vue, une image peut être modélisée par un graph discret dont les pixels composent les nœuds, l'arête commune entre deux pixels compose une arête du graph. En affectant à chaque arête une pondération (fonctionnelle Gaussienne dépendant du gradient d'image), le problème de segmentation est converti en celui du plus court chemin dont la résolution est similaire à l'algorithme de Dijkstra [Dijkstra, 1959]. Ainsi, l'utilisateur choisit d'abord un point (pixel) de départ, puis sélectionne les points suivants itérativement, alors que le chemin ou le contour optimal entre les points « germes » est calculé automatiquement [Mortensen et Barrett, 1995]. L'idée de modélisation de l'image par un graph est assez innovante. Avec une pondération appropriée, la solution de segmentation est rapide et unique. Cependant, comme l'indique son nom « interactive », la méthode demande beaucoup d'interaction de l'opérateur.

Approches probabilistes

Les algorithmes combinatoires sont récemment devenus très actifs dans le domaine de l'Informatique Graphique pour de nombreux problèmes impliquant l'optimisation des paramètres vis-à-vis de l'observation (ici, image d'entrée), entre autres, la segmentation et le recalage. En modélisant une image par un graphe discret, dont les nœuds et les arêtes sont associés aux potentiels, basé sur le champ aléatoire de Markov. L'optimisation discrète permet de trouver les chemins de coupe optimaux pour minimiser le potentiel total.

L'algorithme de « *Graph Cut* » permet une interprétation géométrique. Cela vise à repérer une hyper-surface séparant une image multidimensionnelle selon l'étiquetage des nœuds avec multi ou simple valeur. C'est aussi un outil d'optimisation puissant et permet de trouver l'optimum global dans certains cas. Il est capable de garantir la continuité tout en conservant certaines discontinuités aiguës. Plus de détails de cette méthode sont disponibles dans [Boykov et Veksler, 2006]. Nous allons présenter les approches par « Modèles déformables » dans la section suivante, qui ont un lien plus fort avec notre objectif.

1.4.2 Modèles déformables

Les approches présentées précédemment se focalisent sur l'extraction des informations à partir des images pour obtenir des modèles géométriques. Maintenant nous aimerions présenter les travaux liés aux « modèles déformables » qui procèdent à partir d'un modèle prédéfini possédant des paramètres à varier.

Cette idée de faire correspondre (« *matcher* » ou « *fitter* ») un modèle déformable à des images a été introduite par [Kass et al., 1988]. Dans cette approche, un « contour actif (ou *snakes*) » évolue par l'intermédiaire de « forces » internes et externes pour qu'il soit recalé avec le motif recherché dans l'image. Généralement, en supposant que $\mathbf{v}(s) = [x(s), y(s)]$ soit le modèle du contour, la fonctionnelle à minimiser peut être composée des forces de la manière suivante :

$$\begin{aligned} E_{snake} &= \int_0^1 (E_{int}(\mathbf{v}(s)) + E_{ext}(\mathbf{v}(s))) ds \\ E_{int}(\mathbf{v}(s)) &= \frac{1}{2}(\alpha \|\mathbf{v}'(s)\|^2 + \beta \|\mathbf{v}''(s)\|^2) \\ E_{ext}(x, y) &= -\|\nabla[G_\sigma(x, y) * I(x, y)]\|^2 \end{aligned} \quad (1.3)$$

où E_{int} est lié à la tension et la rigidité du contour ($\mathbf{v}'(s)$ correspondant à la dérivée première et $\mathbf{v}''(s)$ à la dérivée seconde en fonction de s) ; E_{ext} est lié à la force externe en fonction de l'image (le niveau de gris de l'image présenté par une fonction $I(x, y)$, et l'opérateur de gradient ∇ pour extraire les contours, un filtre Gaussien G_σ est appliqué pour éviter les minimum locaux). Dans la version simple, le modèle est interprété par un ensemble de points discrets : $\{\mathbf{v}_i\}$. Cette formulation de fonctionnelle peut ensuite être minimisée par une optimisation numérique itérative en modélisant le contour en fonction du temps $\mathbf{v}(s, t)$.

Cette approche a été améliorée et développée par un multitude de techniques [McInerney et Terzopoulos, 1996; Davatzikos, 1997]. Du point de vue « modèle », dans [Blake et Isard, 1998], un modèle déformable était décrit par une variation des degrés de liberté et couplés avec une modélisation probabiliste. Cootes et al. [Cootes et al., 1995, 2001] ont introduit un espace vectoriel représentant le modèle statistique qui limite la variation des formes. Le modèle déformable est optimisé par la méthode itérative analogue à celle de contours actifs. Les résultats

de segmentation sont alors basés sur des connaissances *a priori*. Brigger et al. [Brigger et al., 2000] ont introduit des fonctions de B-spline pour construire le modèle de contour actif, qui requérait moins de degrés de liberté et produisait plus de continuité. Du point de vue « forces », beaucoup de travaux ont été faits pour construire une fonctionnelle pertinente. [Xu et Prince, 1998a,b; Luo et al., 2003] ont proposé un champs de forces (*Gradient Vector Flow, GVF*) avec régularisation qui permet de remédier aux limites imposées par la méthode des contours actifs traditionnelle : la convergence dépend de la position initiale ; les concavités ne peuvent pas être détectées. [Li et Acton, 2007] ont proposé le champs de forces (*Vector Field Convolution*) qui est entre autres la version améliorée de *GVF*.

Avec les contours actifs, la force externe est principalement guidée par le niveau de gris. Par conséquent, l'algorithme ne produit pas de résultats désirés si l'image est floue et avec des bruits. Généralement, on a besoin d'effectuer des traitements additionnels sur l'image originale pour promouvoir la bonne déformation de contours actifs (comme l'application d'un filtre Gaussien et des opérateurs pour renforcer les bords). En outre, ces algorithmes nécessitent une bonne initialisation des modèles, ce qui n'est pas simple à réaliser. [Chan et Vese, 2001] ont proposé un modèle pour faire face à ce problème, avec lequel les contours sans détecteur gradient pouvaient être identifiés et le contour initial pouvait être placée librement. Cette approche est classée dans les méthodes « implicites » basée sur les « *level sets* » : [Osher et Sethian, 1988; Malladi et al., 1995; Sethian, 1999]. Un modèle non-paramétré (contrairement au travail de [Kass et al., 1988]) décrit par une fonction implicite est utilisée, qui peut pallier aux limites de topologies et peut étendre facilement vers une plus haute dimension. La fonctionnelle inclut également l'énergie liée à l'image. Elle est généralement moins rapide que les cas des modèles paramétrés présentés dans le paragraphe précédent.

Quant aux applications dans l'espace 3D, le modèle déformable initialement conçu pour les images 2D a été étendu en 3D. L'essentiel est de passer des contours actifs aux surfaces actives. La représentation des surfaces est vaste : surface paramétrique liée à l'application [Terzopoulos et al., 1988], surface paramétrique de façon générale à l'aide d'une grille 2D, maillage simplex, maillage triangulaire, surface implicite, voire modèle statistique (analogue à [Cootes et al., 2001]). Le lecteur pourra se référer à [Montagnat et al., 2001; Mille, 2007].

1.4.3 Recalage d'images

La technique de recalage d'images permet de déterminer la correspondance spatiale entre deux images différentes. Dans le contexte d'images médicales, la technique est utilisée dans les cas d'intra- patient, inter-patient, inter-modalité etc. [Hill et al., 2001]. En imagerie médicale, il comprend deux applications usuelles :

- spatial** Mise en correspondance de deux ou plusieurs images de différente nature (ou modalité), ou provenant de différentes sources pour fusionner les informations données par chacune ;
- temporel** Analyse de la déformation des objets présentés dans une séquence temporelle d'images déformables, dite souvent « Corrélation d'Images Numériques (*CIN*) » visant en particulier aux études du champ de transformation précises.

Le processus de recalage d'images implique au moins deux images. Une **image déformable** $I_D(\mathbf{x})$ est déformée pour correspondre à l'autre, **image fixe** $I_F(\mathbf{x})$. L'objectif est de trouver une **transformation** $\mathbf{T}(\mathbf{x})$ telle que l'écart entre $I_D(\mathbf{T}(\mathbf{x}))$ et $I_F(\mathbf{x})$ soient minimum. Cet écart

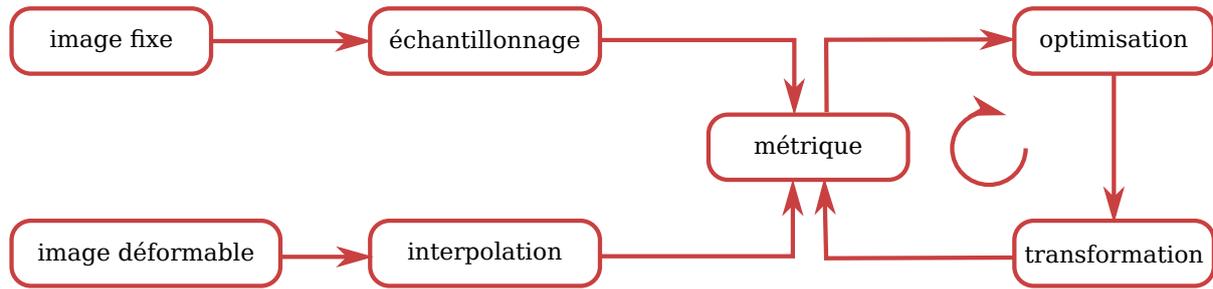


Figure 1.13 – Schéma général du recalage d’images.

est mesuré par une **métrique** de similarité $\mathcal{M}(I_F, I_D)$. Concrètement, le recalage est formulé comme un problème d’optimisation non-linéaire :

$$\hat{\mathbf{T}} = \underset{\mathbf{T}}{\operatorname{argmin}} \mathcal{M}(I_F, I_D \circ \mathbf{T}). \quad (1.4)$$

Comme dans la plupart des cas, c’est un problème mal posé, un terme de régularisation est souvent ajouté à la métrique \mathcal{M} , qui contraint la transformation \mathbf{T} .

Nous utilisons ici le schéma classique de [Klein et al., 2010] (Figure 1.13) pour expliquer les quatre composants principaux du recalage. Le lecteur pourra se référer à [Klein et al., 2010] et à la documentation¹² pour des descriptions détaillées.

Transformation

La transformation est définie comme une bijection entre une position de l’image fixe et de l’image déformée en affectant un déplacement à la position. Pour limiter le nombre de transformations possibles, elle est paramétrée par un vecteur des paramètres μ , qui seront optimisés. Les transformations peuvent être classées en trois catégories : globale, locale, et non-rigide. Les transformations globales s’appliquent de façon identique sur l’image complète telles que la transformation rigide (dans le cas en 2D, μ comprend deux directions de translation et une rotation), affine. La transformation locale s’applique sur une partition de l’image. Les transformations non-rigides ont plus de flexibilités. Par exemple, celle de B-spline [Réthoré et al., 2010] est fréquemment utilisée. D’ailleurs, les transformations non-rigides peuvent aussi avoir une description cinématique cohérente avec le concept FEM pour que les déplacements soient plus physiques [Besnard et al., 2006].

Métrique

La métrique, ou la fonction de coût à minimiser, se charge de mesurer la similarité entre les deux images. La distance au carré est un choix classique et simple, qui est définie par :

$$\mathcal{M}(\mu, I_F, I_D) = \frac{1}{|\Omega_F|} \sum_{\mathbf{x}_i \in \Omega_F} (I_F(\mathbf{x}_i) - I_D(\mathbf{T}_\mu(\mathbf{x}_i)))^2, \quad (1.5)$$

12. <http://yadics.univ-lille1.fr>

où Ω_F est le domaine d'intégration du calcul, \mathbf{T}_μ la transformation paramétrée par le vecteur de paramètres μ et \mathbf{x}_i une position sur laquelle l'intensité est évaluée. Le domaine Ω_F peut être le domaine total de l'image, toutefois, un échantillonnage (non total) peut être appliqué pour gagner du coût de calcul.

Interpolation

Comme une image repose sur un domaine discret, l'évaluation de la valeur de $I_D(\mathbf{T}_\mu(\mathbf{x}_i))$ aux coordonnées non entières nécessite une interpolation. Il est conseillé de choisir l'interpolation linéaire ou bi-cubique (fonction de B-spline d'ordre 3) [Thévenaz et al., 2000].

Optimisation

Une fois que la métrique est définie, il faut trouver une stratégie de minimisation. Pour un tel problème non-linéaire, on opte pour une solution numérique qui cherche les paramètres optimaux d'une manière itérative :

$$\mu_{k+1} = \mu_k + a_k \mathbf{d}_k, \quad (1.6)$$

où a_k est le pas et \mathbf{d}_k la direction de recherche. Il est un choix commun de calculer la direction basée sur le gradient de la métrique. Il existe un multitude d'algorithmes à directions de descente, allant du gradient descente, gradient conjugué à la Quasi-Newton [Klein et al., 2007]. Le choix de stratégie est souvent lié au problème à traiter pour garantir la convergence dans un temps de calcul raisonnable. De plus, afin de mieux garantir l'optimum global pour ce problème mal posé, une stratégie de multirésolution : calculer en plusieurs étapes durant lesquelles l'échantillonnage d'image est raffiné et/ou la complexité de transformation est élevée.

1.4.4 Segmentation des organes pelviens vers la reconstruction

Dans cette section, nous aimerions nous focaliser sur l'objectif de reconstruction des organes pelviens (la vessie, le vagin, le rectum, voire l'utérus) en posant des discussions vis-à-vis des méthodes existantes présentées dans les sections précédentes.

Le travail existant de [Bay et al., 2011] a introduit un algorithme qui crée des surfaces avec certaine épaisseur des organes pelviens creux, utilisant le modèle de B-spline périodique et décalages (offsets). Cette modélisation était une étape entre la segmentation et la modélisation physique pour la simulation. Des géométries étaient construites par l'ajustement des surfaces à un nuage des points provenant de la segmentation, sous contraintes géométriques. Ainsi cette méthode ne dispensait pas de l'étape de segmentation manuelle afin de reconstruire les géométries dédiées.

Dans certains cas, l'algorithme a une limite de dimension qui peut réaliser seulement des traitements bidimensionnels. [Jaillet et al., 1997b,a] ont proposé une reconstruction du rectum, de la prostate et de la vessie à partir d'un ensemble des points disposés selon des sections planaires. Dans chaque section, une courbe paramétrique B-spline était construite sur le contour. Une surface bi-paramétrée par un produit tensoriel était ensuite générée après l'alignement des origines de contour planaire. Le problème de reconstruction était réduit au problème en 2D nettement moins compliqué. Cependant l'algorithme ne dispensait pas non plus de l'étape de détection dans des sections.

Concernant la segmentation automatique, [Ma et al., 2009, 2011, 2012, 2013] ont appliqué l’approche implicite « *level set* » pour segmenter la vessie, le vagin et le rectum simultanément. Mais les traitements restent en 2D, pour la reconstruction des surfaces l’algorithme classique de génération des iso-surfaces a été réalisé. [Garnier et al., 2011] ont utilisé le modèle déformable représenté par un maillage triangulaire qui est déformé comme une surface active dont la densité pouvait augmenter de manière adaptative. Cette méthode a réussi à générer une surface plus lisse triangulée de la vessie. Des modèles statistiques ont également été utilisés pour segmenter les organes pelviens [Van de Schoot et al., 2014; Costa et al., 2007]. Le dernier a proposé un modèle couplé pour segmenter des organes simultanément. [Freedman et Zhang, 2005] ont adopté la méthode fondée sur *Graph Cut* avec les connaissances *a priori* sous forme de fonctions implicites.

Plus généralement, la modélisation des géométries spécifiques de patiente est devenue une question de plus en plus importante pour la simulation numérique. Comme nous l’avons mentionné au début de la section 1.4, cet objectif peut être atteint en deux étapes : Segmentation et Génération de géométrie. A l’égard de la première étape, un multitude d’algorithmes existants ont été présentés de manière descriptive dans les parties précédentes, qui consistent à convertir les données d’images en données volumétriques mais étiquetées. Ces algorithmes ont obtenu des résultats prometteurs pour la segmentation et le regroupement. Pour la deuxième étape, l’algorithme de « *Marching Cube* » [Lorenson et Cline, 1987] est un standard pour générer des iso-surfaces à partir d’un champ scalaire. Malgré leur succès, nous pourrions dire que ces méthodes, automatiques ou semi-automatiques, fondées sur le traitement de la couche des pixels (ou voxels) discrets ne produisent pas directement des géométries lisses et précises. Cependant ces deux aspects sont nécessaires pour les traitements suivants comme l’analyse des déplacements ou la reconstruction des géométries tridimensionnelles dédiées à la simulation.

Nous avons également vu une autre approche basée sur les « modèles déformables », dite « recalage de modèles vers images », est mise en œuvre en deux étapes :

1. Initialisation d’un modèle convenable au terme de géométrie et de topologie.
2. Déformation du modèle (ou optimisation de ses paramètres) pour qu’il soit corrélé avec l’image originale via la minimisation d’une fonctionnelle.

Cette catégorie d’idées a été présentée dans la section 1.4.2, qui a été largement utilisées en images médicales en outre de l’application au système pelvien [Smith et al., 2010; Muralidhar et al., 2010; Berendsen et al., 2013; Namías et al., 2016] et qui convient bien à notre problématique pour les raisons suivantes :

- Nous visons à une génération de géométries semi-automatique (peu d’interactions avec l’utilisateur), et en particulier, qui soient directement utilisables pour la simulation sans retouches fastidieuses. Donc il est préférable de procéder à partir d’un modèle bien défini au lieu de procéder à partir d’images puis retoucher le modèle généré. En particulier, le modèle directement créé par des logiciels de CAO (Conception Assistée par Ordinateur) serait idéal. Et le modèle implicite est moins préférable.
- L’étape de retouche ne peut pas garantir la cohérence du modèle avec l’image. Cependant, en déformant le modèle initial via une fonction de coût élaborée qui prend en compte l’image, on peut mieux garantir sa cohérence avec l’image.
- Notre objectif est de créer des modèles dédiés à l’analyse des mouvements et à la simulation. Le détail des structures anatomiques ne sont pas notre première préoccupation. Il s’agit d’une reconstruction « fonctionnelle », qui respecte la position et la forme des organes mais

qui peut perdre certains moindres détails. Nous envisageons d'utiliser des modèles génériques possédant quelques paramètres caractéristiques qui peuvent représenter un nombre important de patientes.

- Bien qu'il existe une forte variabilité des formes d'organes entre patientes, la topologie reste invariante : le vagin et le rectum homéomorphes à un tube, la vessie homéomorphe à une sphère (qui n'est pas compliqué au terme de topologie par rapport aux structures cérébrales). La répartition des niveaux de gris est globalement homogène à l'intérieur des organes grâce au gel introduit. La méthode fondée sur modèle est donc faisable malgré un manque de l'atlas pour construire un espace des formes modales (comme l'approche statistique). Le point clé est la déformation des modèles géométriques pour qu'ils soient flexibles tout en étant simplifiés.

1.5 Conclusions

Dans ce chapitre, des contenus vastes sont présentés pour clarifier notre sujet d'études, la nature des données de recherche, ainsi que pour mettre en avant nos axes de recherche et contributions en rapport avec les travaux existants dans le domaine. Le trouble pelvien est un enjeu social, dont les traitements se font via chirurgie. Toutefois, la physiopathologie est mal connue aujourd'hui en outre des deux théories existantes (sans preuves scientifiques). Le diagnostic se fait via l'analyse d'images médicales, notamment celles d'IRM. Nous visons à développer des méthodes dédiées aux traitements d'images permettant d'aider à un diagnostic objectif, et de générer efficacement des géométries pour la simulation qui sera une clé pour la compréhension de physiopathologie.

Dans le chapitre suivant, nous aborderons notre méthode de traitement orientée « Recalage de modèles vers images », et dans un premier temps, le traitement bidimensionnel d'une coupe d'images IRM, et sa validation effectuée sur des données de plusieurs patientes saines et pathologiques.

DÉTECTION DES CONTOURS PAR MODÉLISATION ANALYTIQUE

Ce chapitre est dédié à la méthode développée de recalage pour la détection des contours d'images IRM bidimensionnelles. Les données dont nous disposons sont précisées afin d'introduire la stratégie et les limites de notre méthode. Ensuite, nous présentons le choix de modèle analytique. Le principe du recalage consiste à recaler notre modèle analytique à l'image par l'intermédiaire d'une image virtuelle générée au cours de l'optimisation. Nous avons validé l'algorithme sur un jeu de données de 19 patientes, saines ou pathologiques.

Sommaire

2.1	Introduction	35
2.2	Choix de la représentation des géométries	36
2.2.1	Représentation paramétrée	36
2.2.2	Représentation implicite	37
2.2.3	Modèle discret	37
2.2.4	Génération des iso-surfaces	40
2.2.5	Discussions sur les différentes représentations	41
2.3	Données d'images	42
2.4	Principe de la méthode	43
2.5	Modèle de B-spline des organes	45
2.6	Génération de l'image virtuelle	48
2.6.1	Définition de fonction « level set »	49
2.6.2	Définition d'image virtuelle	53
2.7	Fonction-objectif	54
2.7.1	Mesure de similarité	54
2.7.2	Terme de collision	55
2.8	Optimisation numérique	56
2.9	Résultats et discussions	61
2.10	Conclusions et Perspectives	64

2.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons défini l’objectif qui est de reconstruire automatiquement ou semi-automatiquement les modèles géométriques, contours pour 2D et surfaces pour 3D, satisfaisants pour permettre une simulation. Nous avons aussi clarifié notre choix d’approche « modèle déformable » pour la détection des contours vers la reconstruction des géométries. Toutefois, nous introduisons une nouvelle méthode de type « recalage de modèle-à-image » fondée sur les modèles paramétriques de B-spline, qui vise à reconstruire les contours des organes pelviens (la vessie, le vagin et le rectum) de manière semi-automatique et efficace. De surcroît, les modèles construits doivent être utilisables pour nos études ultérieures, entre autres, l’analyse du mouvement des organes et la simulation numérique. Le principe est de faire varier le modèle initial des contours, défini par des points de contrôle de B-spline pour minimiser une fonctionnelle via l’optimisation numérique. La fonctionnelle est calculée par la mesure de similarité entre l’image réelle (IRM) et une image virtuelle générée à partir du modèle paramétrique (B-spline). À plus long terme, notre approche servira d’extension aux modèles génériques 3D en vue de l’obtention de modèles géométriques personnalisés.

Les raisons pour lesquelles nous optons pour un modèle paramétrique et les contributions en cas du traitement bidimensionnel sont les suivantes :

- La modélisation des contours rapide et semi-automatique, ce qui sera utile pour les études ultérieures, telles que l’analyse des mobilités et la reconstruction en plus haute dimension.
- Une image virtuelle est générée de façon analytique à partir du modèle pour calculer la fonctionnelle. Elle permet d’éviter l’étape de pré-traitements qui est souvent nécessaire pour les approches classiques de « contours actifs » (*p. ex.* le lissage de l’image initiale). L’optimisation de la fonctionnelle est censée trouver la meilleure correspondance entre images réelles (IRM) et virtuelles. La similarité entre ces deux n’est évaluée que sur le voisinage des contours.
- D’un point de vue application, ce traitement de type « modèle-à-image » est générique et extensible. Il est formulé comme un problème de minimisation similaire à la corrélation (ou recalage) d’images dont les composants peuvent être changés facilement, qui peut fusionner avec les « contours actifs ». Par exemple, le composant « image déformable » est remplacé par « image virtuelle » ; le composant « métrique » est analogue à la fonctionnelle des « contours actifs ».
- En particulier, pour un problème mal posé, il n’est pas trivial de choisir le bon nombre de degrés de liberté. Ajouter des degrés de liberté supplémentaires permettrait de décrire une géométrie fine, néanmoins une régularisation plus fine est également demandée pour garantir la convergence. Nous introduisons la décimation et/ou le raffinement adaptatifs des points de contrôle pour ajuster le nombre des degrés de liberté en cours d’optimisation. Ceci permet de traiter la question d’optimum local.
- Le traitement des inter-pénétrations indésirables des contours est une question courante pour la détection des multiples organes. Nous introduisons une carte de distances signées liée aux organes pour calculer une fonction de pénalisation qui croît de manière quadratique lorsqu’un organe approche d’un autre. Ainsi, les trois organes peuvent être détectés simultanément sans intersection.

Dans ce chapitre, nous présentons le déroulement de notre méthode et sa validation pour les traitements bidimensionnels (modèle 2D et IRM 2D). Nous présenterons dans la suite la représentation des géométries (Section 2.2), les données d'images à traiter (Section 2.3), le modèle B-spline (Section 2.5), la génération de l'image virtuelle (Section 2.6), la définition de la fonctionnelle (Section 2.7), l'optimisation numérique (Section 2.8) et les résultats avec des discussions (Section 2.9).

2.2 Choix de la représentation des géométries

Afin de modéliser les organes pelviens (la vessie, le vagin et le rectum), il est nécessaire de faire un rappel sur les généralités de représentation des géométries. D'un point de vue mathématique, il existe deux façons pour représenter une géométrie : « paramétrée » et « implicite ». D'ailleurs, le modèle discret (maillages) est largement utilisé pour les applications requérant des géométries. Nous allons présenter ces représentations et leurs applications. Enfin, nous nous focaliserons sur le choix du modèle paramétré.

2.2.1 Représentation paramétrée

La représentation paramétrée consiste à définir une géométrie (un contour, une surface, voire un volume) par une fonction \mathcal{F} , définie sur un ensemble Ω , dont l'ensemble d'arrivée est un espace E . Cette fonction $\mathcal{F} : \Omega \rightarrow E$ est appelée la paramétrisation. Concrètement, pour définir un contour, $\Omega \subset \mathbb{R}$ le domaine de support et $E = \mathbb{R}^2$ l'espace euclidien 2D qui comprend la géométrie $\mathbf{G} \subset E$; pour définir une surface, $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ et $E = \mathbb{R}^3$. Prenons un exemple simple, un cercle dans l'espace 2D de rayon r et de centre (cx, cy) peut être défini par une paramétrisation :

$$\mathcal{F} : [0, 2\pi] \rightarrow \mathbb{R}^2, \quad \theta \rightarrow \begin{pmatrix} cx + r \cos \theta \\ cy + r \sin \theta \end{pmatrix}, \quad \mathbf{G} = \mathcal{F}([0, 2\pi]). \quad (2.1)$$

L'ensemble des points sur le cercle peut être parcouru en faisant varier le paramètre (ou coordonnée) θ (Figure 2.1). De manière similaire, une sphère dans l'espace 3D de rayon r et de centre (cx, cy, cz) peut être définie ainsi :

$$\mathcal{F} : [0, 2\pi] \times \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right] \rightarrow \mathbb{R}^3, \quad (\theta, \phi) \rightarrow \begin{pmatrix} cx + r \cos \theta \cos \phi \\ cy + r \sin \theta \cos \phi \\ cz + r \sin \phi \end{pmatrix}, \quad \mathbf{G} = \mathcal{F}([0, 2\pi] \times \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]). \quad (2.2)$$

Ces deux exemples permettent de connaître la base mathématique de représentation paramétrée. Cependant, il n'est pas aussi trivial de les appliquer dans de nombreux cas d'utilisation. Dans la plupart des cas, les géométries à modéliser sont complexes en terme de forme et de topologie. Dans les applications numériques impliquant des géométries, entre autres, le rendu réaliste, le modelleur 3D (conception assistée par ordinateur) ou bien la simulation, la représentation paramétrée se réalise avec des fonctions mathématiques plus générales qui peuvent répondre à la complexité des géométries. Par exemple, les fonctions polynomiales sont des approximations très communes. De plus, le domaine de support (Ω dans l'exemple ci-dessus) est souvent divisé en sous parties pour approximer par morceaux la géométrie complète, dit « segment » pour les contours et « patch » pour les surfaces.

Dans les applications actuelles, il est courant d'utiliser une approximation linéaire pour les modèles 3D, comme les maillages triangulaires ou quadratiques pour les surfaces et les tétraèdres pour représenter un volume. Il s'agit du modèle discret que nous présenterons dans les sections suivantes. Ces modèles discrets sont beaucoup utilisés et sont conformes à la simulation éléments finis et au traitement infographique comme le rendu. Nous détaillerons le modèle discret dans la section 2.2.3.

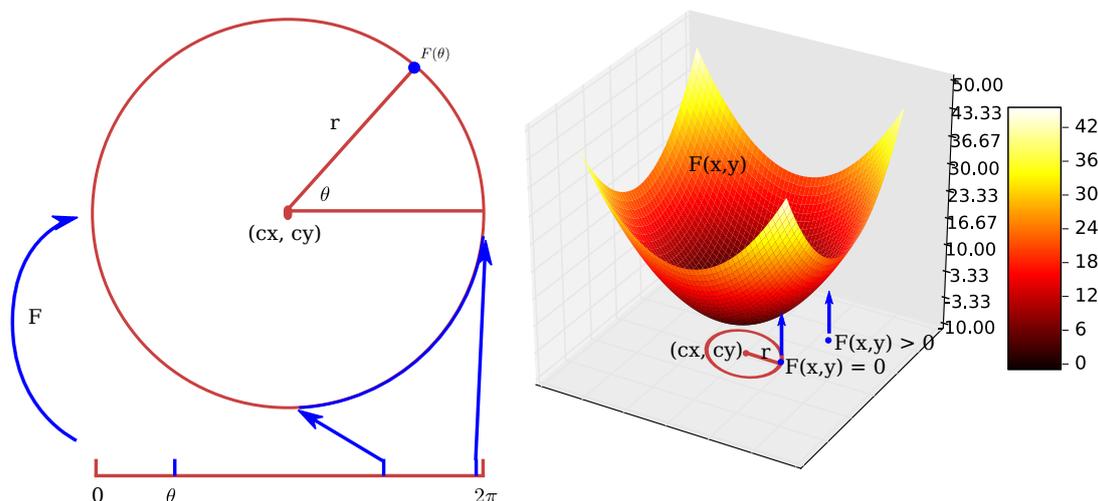


Figure 2.1 – Illustration d'un cercle paramétré (gauche) et implicite (droite).

2.2.2 Représentation implicite

La représentation implicite consiste à définir une géométrie par une fonction implicite d'une plus haute dimension. D'un point de vue mathématique, la géométrie est considérée comme un niveau (« *level set* ») de cette fonction implicite (ou potentiel), courbe de niveau en cas de 2D et iso-surface en cas de 3D. Reprenons les deux exemples simples dans la section précédente, le cercle peut être défini par une fonction implicite d'une dimension plus haute (Figure 2.1) :

$$\mathcal{F} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, \quad (x, y) \rightarrow (x - cx)^2 + (y - cy)^2 - r^2, \quad \mathbf{G} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 | \mathcal{F}(\mathbf{x}) = 0\}. \quad (2.3)$$

Similairement, la sphère peut être définie ainsi :

$$\mathcal{F} : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}, \quad (x, y, z) \rightarrow (x - cx)^2 + (y - cy)^2 + (z - cz)^2 - r^2, \quad \mathbf{G} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3 | \mathcal{F}(\mathbf{x}) = 0\}. \quad (2.4)$$

Pratiquement, une approximation numérique est également nécessaire. Ceci se réalise souvent par la subdivision du domaine intégrant la géométrie en grille de carreaux (2D) ou de voxel (3D) d'une taille prédéfinie. Ainsi, le modèle défini implicitement peut passer en version discrète et explicite. Nous détaillerons cette méthode de conversion dans la section 2.2.4 après avoir présenté les modèles discrets (Section 2.2.3).

2.2.3 Modèle discret

Nous avons présenté les deux principales représentations des géométries, qui sont supposées « continues » et « parfaites » pour décrire les géométries dans le monde naturel. Cependant,

pour l'utilisation numérique impliquant les géométries, notamment la simulation éléments finis, les solutions mathématiques « parfaites » n'existent quasiment pas. Ainsi, une solution approximative bien contrôlée est requise et va nécessiter d'abord une approximation adaptée de ces modèles continus. Il s'agit de modèles discrets subdivisant le domaine continu en sous parties, qui perdra alors l'aspect de continuité mais qui facilitera les calculs.

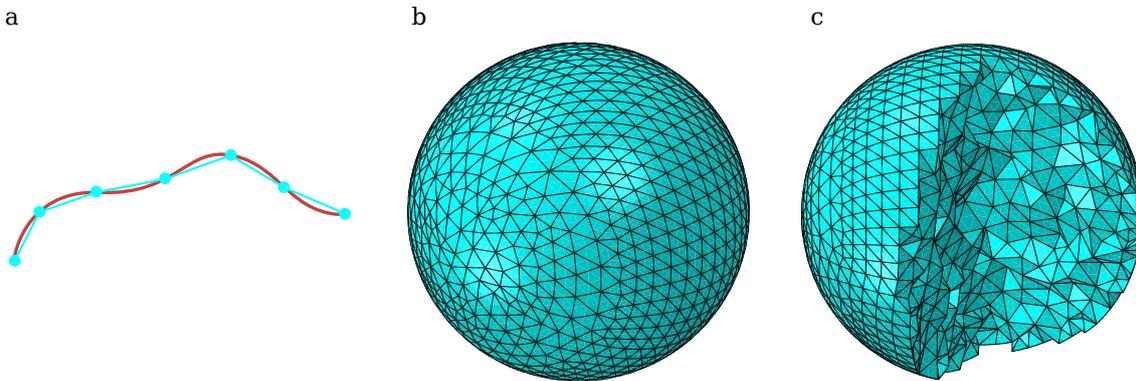


Figure 2.2 – Modèles discrets : (a) modèle discret 1D (bleu) avec rectilignes d'une courbe (rouge) ; (b) modèle discret 2D - maillage surfacique avec triangles ; (c) modèle discret 3D - maillage volumique avec tétraèdres.

Ce type de modèle est simplement défini par morceaux sur des domaines discrets. Dans le cas de courbes polygonales (Figure 2.2(a)), cela consiste en un ensemble de $n + 1$ points ponctuels $\{\mathbf{p}_i | i = 0, 1, \dots, n\}$ de la courbe, reliés entre eux par des arêtes rectilignes $\{\mathbf{p}_i \mathbf{p}_{i+1} | i = 0, 1, \dots, n-1\}$. Lorsqu'il s'agit d'une courbe paramétrée, l'échantillonnage de ces points est facile et direct en faisant varier leurs coordonnées paramétriques. Nous pouvons également constater que ce modèle discret 1D possède une continuité C^0 comme le montre la figure 2.2(a). Les modèles discrets 2D, dit « maillage », sont l'extension de cette représentation rectiligne pour approximer les surfaces dans l'espace 3D. Ils sont composés de sommets (points ponctuels), d'arêtes et de faces. Des contraintes supplémentaires sont à imposer pour que le maillage soit utilisable pour les calculs. Nous citons ci-après quelques propriétés principales du maillage surfacique :

- la relation entre les sommets et les arêtes : une arête relie deux sommets exactement et deux sommets quelconques sont reliés par au plus une arête. Deux sommets sont dits voisins s'ils partagent une même arête, et un sommet peut avoir plusieurs voisins.
- la relation entre les arêtes et les faces : les faces d'un maillage, dites « éléments », peuvent être variées : triangles, quadrangles etc. Dans le cas des triangles, une face possède trois sommets et trois arêtes. Deux faces peuvent être adjacentes en ayant une même arête commune.
- la connectivité entre les éléments : un maillage est structuré si sa connectivité est définie régulièrement, c'est-à-dire, si tous les éléments et sommets du maillage peuvent être alignés orthogonalement. Prenons un maillage surfacique, ils peuvent être parcourus dans l'ordre : pour un sommet d'indice (i, j) , ses voisins sont $(i - 1, j)$, $(i + 1, j)$, $(i, j - 1)$ et $(i, j + 1)$. Concrètement, un maillage surfacique structuré forme une grille (avec les quadrangles) et un maillage triangulaire est généralement non structuré.

- la qualité topologique : il est préférable qu'un maillage surfacique soit un 2-manifold intégré dans l'espace 3D, c'est-à-dire, que pour tout point de la surface, son voisinage (un sous-ensemble de surface) est localement homéomorphe à un disque dans \mathbb{R}^2 , d'où vient le préfixe 2. Pour un maillage triangulaire, il est dit 2-manifold s'il ne contient ni arêtes non-manifolds, ni sommets non-manifolds, ni auto-intersections. Une arête non-manifold est commune à plus de deux faces et un sommet non-manifold est souvent commun à plus de deux arêtes frontalières (voir la figure 2.3 pour illustrations).

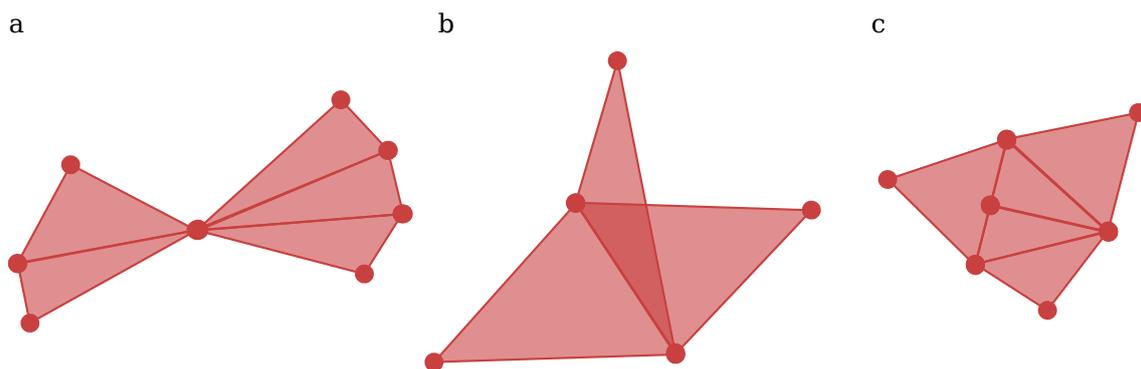


Figure 2.3 – Cas des non-manifolds : (a) un sommet non-manifold (b,c) des arêtes non-manifolds. (a,b) adaptés de [Botsch et al., 2010].

- Pour les calculs, il est souhaitable que le maillage soit orienté (la normale de chaque élément est orienté de même façon) et connecté (il ne contient pas d'éléments isolés, pas de faces ouvertes). Les arêtes libres ne sont pas souhaitables non plus. Généralement, toute arête est commune à deux faces adjacentes sauf les arêtes frontalières marquant les bords du domaine de l'objet.

En plus des propriétés basiques, le maillage utilisé pour les calculs doit répondre à d'autres contraintes locales importantes. Ce sont les critères liés aux éléments du maillage. Dans une simulation, nous préférons des éléments n'ayant pas d'angles aigus : triangle quasi-équilatéral pour le maillage triangulaire, et forme similaire pour le quadratique. Des éléments dégénérés sont d'autant plus indésirables (sommets confondus). De plus, la surface générée doit être aussi lisse et uniforme que possible. Cela implique une continuité au niveau des tangentes et des courbures malgré le fait que le maillage soit discret de continuité \mathcal{C}^0 . Basées sur des opérateurs de géométrie différentielle, de nombreuses méthodes de lissage ont été développées pour atteindre un maillage correct [Desbrun et al., 1999; Kobbelt, 2000].

Enfin, pour représenter un volume dans l'espace 3D, un maillage volumique sera utilisé. Par exemple, les éléments peuvent être des tétraèdres qui remplissent l'espace occupé par l'objet représenté. L'intérieur de tout élément du maillage n'est pas vide, alors que l'intersection de deux éléments adjacents est vide car ils ont seulement une face commune.

D'un point de vue informatique, la représentation d'un maillage contient ainsi deux types d'informations essentielles :

- des informations géométriques : les coordonnées des sommets

- des informations topologiques : la connectivité du maillage, c'est-à-dire, comment les sommets sont associés avec les faces, à partir desquelles peuvent être déduites les relations de voisinage entre les sommets.

Le lecteur pourra se référer à [Frey et George, 1999; Botsch et al., 2010] pour les détails de maillages et leurs utilisations pour les calculs.

Nous avons présenté en particulier le concept du modèle discret et ses propriétés. Cependant, sa différence avec le modèle paramétré n'est pas si claire car un modèle paramétré, comme nous l'avons dit, est souvent défini sur des domaines découpés en morceaux. Le modèle discret, quant à lui, de nature « par morceaux (les éléments) », peut avoir une paramétrisation pour chaque élément. La conversion du modèle paramétré au discret est facile à réaliser par l'échantillonnage des points dans le domaine de paramétrisation, alors que la conversion du modèle implicite au discret n'est pas si triviale. Nous allons maintenant présenter cette méthode de conversion dans le contexte d'images médicales.

2.2.4 Génération des iso-surfaces

Dans un premier temps, considérons un champ scalaire de données tridimensionnelles, issues de la segmentation (isotrope ou non) sous forme de grille dont le potentiel correspond à l'intensité de niveau de gris. Concrètement ce sont des voxels binarisés (noirs et blancs) ou étiquetés (plusieurs valeurs représentant le potentiel associé). Le problème consiste à générer une surface polygonale représentant une iso-surface d'une certaine valeur dans ce champ scalaire 3D. La solution a été introduite pour la première fois par [Lorenson et Cline, 1987], dite « Marching Cubes ».

Cette méthode décrit comment chaque cellule de la grille est coupée par les facettes de surface. Les sommets de la cellule sont dotés d'une valeur de potentiel (intensité de niveau gris de l'IRM). L'endroit où chaque arête est coupée est déterminé par l'interpolation linéaire des valeurs des sommets. Après avoir parcouru toutes les cellules, une surface polygonale peut être obtenue, qui correspond à l'approximation de l'iso-surface.

Pour une iso-valeur donnée, le marquage de chaque sommet peut être supérieur à l'iso-valeur ou inférieur. Ainsi une arête de deux sommets marqués différemment est forcément intersectée par l'iso-surface. Comme une cellule a huit sommets dont chacun possède deux façons de marquage, il existe au total 256 configurations de coupe pour une cellule. En tenant compte de la rotation et de la symétrie, géométriquement il reste 15 configurations de base. Toutes les configurations sont ensuite enregistrées dans un tableau de recherche. Lors du parcours des cellules, en connaissant les valeurs de chaque sommet, on peut reconnaître la facette dédiée. Ensuite il ne reste qu'à calculer les positions de ses vertices et la normale de la facette par l'interpolation linéaire :

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}_1 + (\text{isovaleur} - V_1)(\mathbf{P}_2 - \mathbf{P}_1)/(V_2 - V_1) \quad (2.5)$$

$$\mathbf{N} = \mathbf{N}_1 + (\text{isovaleur} - V_1)(\mathbf{N}_2 - \mathbf{N}_1)/(V_2 - V_1) \quad (2.6)$$

Soit \mathbf{P}_1 et \mathbf{P}_2 les positions des deux sommets, V_1 et V_2 leurs potentiels associés (niveau gris) et \mathbf{N}_1 et \mathbf{N}_2 leurs normales. Pour obtenir une géométrie propre, la génération des iso-surfaces est appliquée normalement sur des données déjà segmentées. Ici, l'interpolation est remplacée par le choix du milieu de l'arête. Finalement, en connectant les facettes, une iso-surface est obtenue.

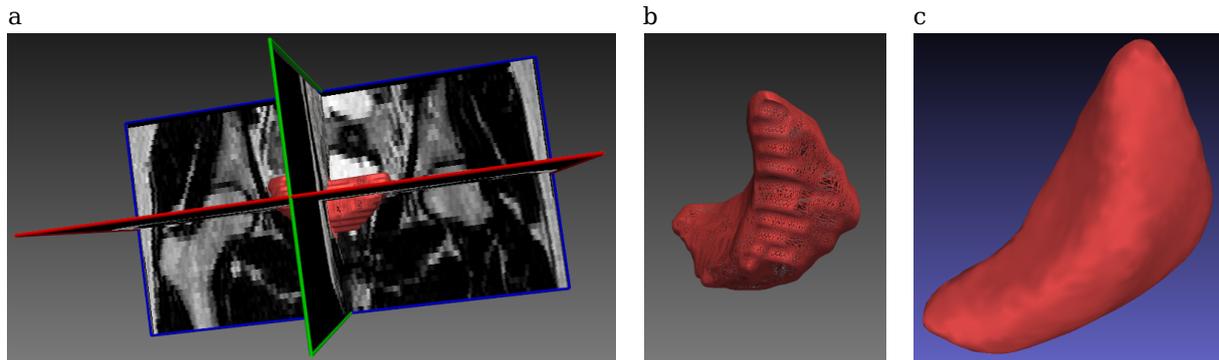


Figure 2.4 – Reconstruction de la vessie : (a) Segmentation de l'image (b) Génération de la surface (c) Surface après lissage (réalisée par le logiciel MITK¹).

Notons que la qualité de la surface générée dépend fortement de la qualité de la grille (la résolution et l'isotropie). Plus la taille de la cellule est petite, plus le nombre de facettes est grand, entraînant une surface plus lisse. Généralement, la surface a souvent une apparence de « marches d'escalier » qui nécessite un travail de lissage ultérieur durant lequel le critère introduit par l'image est perdu. La complexité de l'algorithme et des facettes dégénérées dans la surface obtenue (qui est également complexe) font aussi partie des points limites de cette méthode. La figure 2.4 montre un exemple de la reconstruction de la vessie à partir de la segmentation et la génération des iso-surfaces. Pour dépasser ces limites, des versions améliorées du « Marching Cube » ont été développées. [Wilhelms et Van Gelder, 1992] ont proposé un algorithme basé sur la structure de type arbre « octree » (partition récursive d'un espace tridimensionnel (cube) en huit régions sous-cubiques), dont chaque noeud stocke les niveaux gris extrêmes. Lors du parcours de la structure, on filtre plus rapidement les cellules ayant un apport sur l'iso-surface en excluant les cellules vides. [Shekhar et al., 1996] ont proposé une autre amélioration, le « surface tracking », qui tient compte de la connectivité des facettes lors du parcours. Une recherche sur 6 cellules adjacentes est appliquée, et les calculs déjà effectués sont enregistrés dans un tampon de données afin d'éviter de les retraiter. Le temps de calcul et le nombre de facette sont diminués. Le « Marching Cube » (avec sa version améliorée) reste aujourd'hui la procédure standard pour générer un modèle géométrique à partir des données volumétriques bien que son efficacité ne soit pas adaptée pour les applications en « temps réel ».

2.2.5 Discussions sur les différentes représentations

Afin d'envisager les avantages et les inconvénients de ces représentations, il faut prendre en compte les actions fréquemment exercées telles que l'évaluation et la modification des géométries (Tableau 2.1). D'ailleurs, rappelons que la résolution d'une géométrie implicite dépend fortement de la taille de la grille (pixels ou voxels). Notre objectif est de modéliser les surface des organes creux, dont la topologie est pré-connu : surface fermée (vessie) ou avec les bouts ouverts (vagin et rectum). De plus, dans l'usage courant, la géométrie est définie proprement dans un modéleur CAO (*Conception Assistée par Ordinateur*), *p. ex.* l'outil CATIA, puis convertie en éléments utilisés pour la simulation. L'accent est mis sur la qualité de surfaces (*p. ex.* continuité au terme

1. <http://mitk.org/wiki/MITK>

Actions	Représentation paramétrée	Représentation implicite
Échantillonnage des points de la surface	direct (dans le domaine de paramétrisation)	difficile
Calcul des positions des points, des tangentes etc.	efficace	difficile
Modification des géométries	intuitive (combinée avec une transformation sans modifier le domaine de paramétrisation)	moins intuitive (changement local des valeurs de fonction implicite)
Vérification de l'intérieur et l'extérieur d'une surface	difficile	direct (reconnu par la valeur de fonction implicite)
Changement de topologie et de connectivité ou des opérations telles que la fusion et le perçage des objets	difficile	relativement simple, indépendant du domaine, contrôlé par la fonction implicite

Table 2.1 – Tableau récapitulatif de comparaison des deux représentations des géométries.

de tangente et de courbure), ainsi que sur la génération des éléments finis. Par conséquent, nous avons privilégié la représentation paramétrée, en particulier celle de B-splines, qui est aussi le standard dans la plupart des outils CAO.

De plus, comme la section 2.2.3 le montre, le modèle discret, composé des éléments conformes à la simulation de calcul, exige une qualité telle que les travaux postérieurs de retouche sont fastidieux. Également mentionné dans la section 1.1.3, ce processus de reconstruction demande un temps de travaux très conséquent (d'une dizaine à une cinquantaine d'heures pour un opérateur expérimenté). Pour toutes ces raisons, nous avons choisi de déformer un modèle paramétré bien défini au départ au lieu de traiter directement un modèle discret. Dans ce cas, la représentation paramétrée s'avère d'autant plus puissante pour la déformation et l'application des contraintes. Nous allons présenter le modèle B-spline en détail dans la section 2.5.

2.3 Données d'images

En parallèle du modèle géométrique, les données d'images constituent l'autre entrée essentielle de notre traitement. Dans cette section, nous présentons nos données expérimentales pour valider notre méthode de détection (ou reconstruction) des géométries en cas de 2D.

Les données d'images sont celles d'IRM comme l'indique la section 1.3. Pour valider la méthode, nous disposons d'IRM statiques 2D et/ou IRM dynamiques 2D issues de plusieurs patientes, saines et atteintes d'une pathologie. Les traitements sont bidimensionnels, ils sont donc appliqués sur la coupe sagittale médiane des IRM. La figure 2.5 montre quelques exemples de nos données d'images.

Certaines images sont de différentes résolutions spatiales et pondérations. Cependant, cela n'a pas de grande influence sur notre traitement. En revanche, les taches figurant dans les organes ou le gel sortant posent des limitations de notre méthode que nous évaluerons dans la section 2.9. Nous nous intéresserons à la détection des trois organes pelviens principaux : la vessie, le vagin

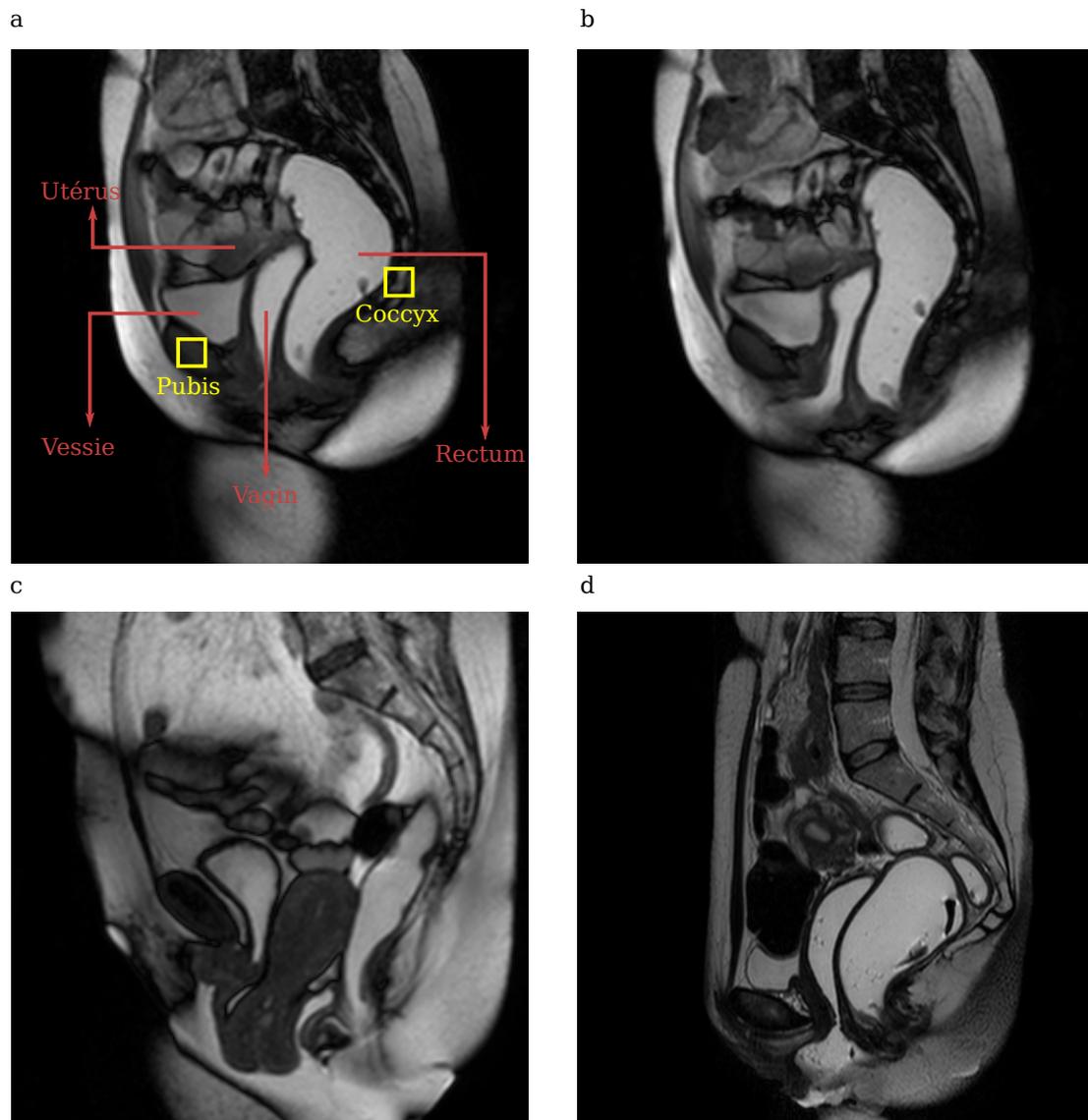


Figure 2.5 – Images médicales IRM : (a,b) Première et dernière image d’une séquence d’IRMs dynamiques d’une patiente saine (Témoin); (c) IRM dynamique d’une patiente atteinte de prolapsus, où figure la descente de l’utérus; (d) IRM statique d’une patiente atteinte d’endométriose.

et le rectum. Enfin, les éléments préliminaires sont tous présentés pour passer à la méthode de détection par recalage en détails.

2.4 Principe de la méthode

Notre méthode de détection de contours est réalisée grâce au recalage de modèles B-spline sur l’image IRM par l’intermédiaire d’une image virtuelle générée à partir de ces modèles (définie au voisinage des contours avec une certaine épaisseur). Le processus de corrélation de cette image virtuelle et de l’image IRM permet d’optimiser les positions des points de contrôle de la B-spline.

Dans le même temps, l'ajout et la suppression de points de contrôle sont également effectués automatiquement pour garantir la convergence et le nombre optimal des degrés de liberté.

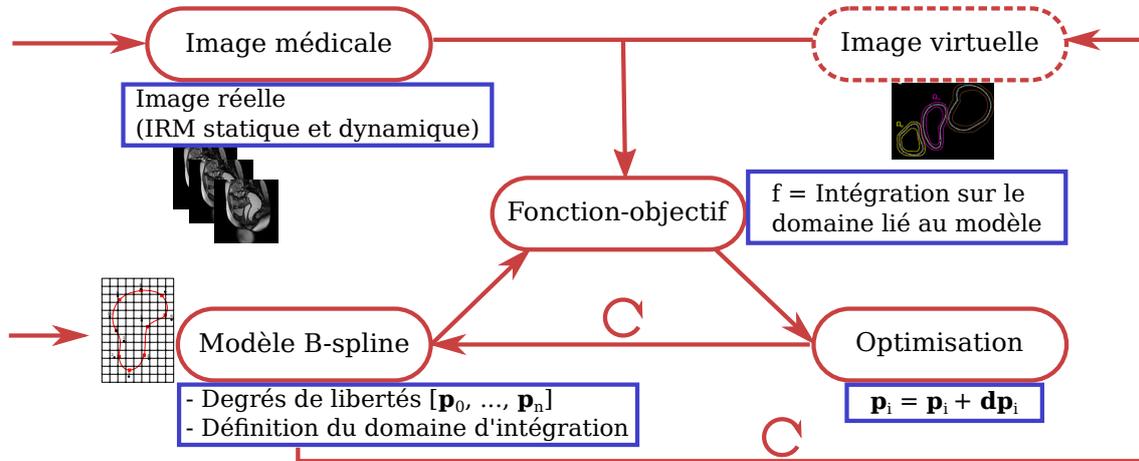


Figure 2.6 – Le principe de la méthode du recalage.

Comme la figure 2.6 le montre, l'approche proposée peut être formulée comme un processus d'optimisation qui contient quatre modules essentiels :

- des données d'images d'entrée (images IRM statiques et dynamiques) : les images « réelles » dans notre traitement ;
- un modèle B-spline analytique dont les points de contrôle sont les degrés de liberté à optimiser (Section 2.5) ;
- une fonction-objectif (Section 2.7), le lien entre le modèle et l'image d'entrée, qui quantifie l'écart entre les deux images, « réelle » et « virtuelle », générée à partir du modèle et définie au voisinage du modèle (Section 2.6) ;
- un optimiseur qui trouve les valeurs optimales des degrés de liberté pour minimiser la fonction-objectif (Section 2.8).

Cette approche de recalage est une optimisation multi-échelle : (I) une transformation affine dans un premier temps pour obtenir un recalage grossier ; (II) une déformation de type B-spline par modification de ses points de contrôle pour atteindre un recalage fin. Pour la première étape, une transformation, définie par six degrés de liberté (noté **DDL** par la suite), est appliquée sur le modèle initial. Initialement, chaque organe est modélisé par une courbe B-spline fermée, de forme « circulaire » dont le centre et le rayon sont prédéfinis par l'utilisateur. Pour la seconde étape, du modèle B-spline qui décrira la géométrie, les points de contrôle deviennent les **DDL** de ce modèle mathématique. En parallèle, le processus d'optimisation met à jour les positions des points de contrôle pour trouver le minimum de la fonction-objectif. Cette seconde étape garantit la flexibilité et la qualité du modèle. De plus, notre modèle B-spline est adaptatif, permettant d'ajuster le nombre de points de contrôle au cours de l'optimisation. L'insertion et la suppression des points de contrôle, en fonction de l'erreur de fonction-objectif le long du contour, sont des améliorations pertinentes. Grâce à ces stratégies, le recalage est plus stable pour atteindre le minimum global désiré. Cependant, il reste une autre question majeure : l'intersection des contours des différents organes, qui cause des divergences dans l'optimisation

et des effets indésirables pour la simulation. Nous introduirons un terme de pénalisation pour les éviter. La mise en place de ces modules permettant une bonne corrélation sera présentée dans les sections suivantes.

2.5 Modèle de B-spline des organes

Le modèle B-spline est une représentation des géométries classique et fréquemment utilisée [Piegl et Tiller, 1995]. Dans notre cas, un vecteur des nœuds uniformément placés, dit vecteur nodal, $U = \{u_0, u_1, \dots, u_m\}$ est utilisé pour définir les fonctions B-spline d'ordre p , dénoté $\mathcal{N}_{i,p} : u \in [0, 1] \rightarrow [0, 1]$. La fonction $\mathcal{N}_{i,p}(u)$ est le i ème polynôme de degré p , qui est une combinaison linéaire de deux fonctions similaires mais de degré $p - 1$. La fonction B-spline est ainsi définie récursivement en augmentant p :

$$\begin{aligned} \mathcal{N}_{i,p}(u) &= \frac{u - u_i}{u_{i+p} - u_i} \mathcal{N}_{i,p-1}(u) + \frac{u_{i+p+1} - u}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} \mathcal{N}_{i+1,p-1}(u) \\ \mathcal{N}_{i,0}(u) &= \begin{cases} 1 & \text{si } u_i \leq u < u_{i+1}, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Chaque intervalle $[u_i, u_{i+1}]$ définit un segment de la courbe B-spline. La multiplicité d'un nœud détermine la continuité de la courbe à ce point. Au sens géométrique, chaque nœud correspond à un point de raccord de la courbe. Généralement, le vecteur nodal a des valeurs entre 0 et 1, et il est composé des nœuds uniformément répartis, avec la multiplicité $p+1$ pour le premier et le dernier. La figure 2.7 montre l'exemple de fonctions B-spline de degré 0, 1, 2 et 3 définies sur un vecteur nodal uniforme de 16 nœuds. En raison de la multiplicité des nœuds u_0, u_1, u_2 et u_3 , les trois premières fonctions de faible degré sont identiquement nulles. Sans perte de généralités, \mathcal{N}_3 et \mathcal{N}_4 définies sur les segments des nœuds distincts, sont utilisées pour l'illustration. Cependant, leurs valeurs dépendent aussi des autres fonctions B-splines. En utilisant la définition des fonctions B-spline (Équation 2.7), nous détaillons les calculs concernés dans cette figure pour qu'ils soient clairs. Le lecteur pourra également se référer à [Piegl et Tiller, 1995] pour plus de détails. Soit le vecteur nodal $U = \{u_0 = 0, u_1 = 0, u_2 = 0, u_3 = 0, u_4 = \frac{1}{9}, u_5 = \frac{2}{9}, u_6 = \frac{3}{9}, u_7 = \frac{4}{9}, u_8 = \frac{5}{9}, u_9 = \frac{6}{9}, u_{10} = \frac{7}{9}, u_{11} = \frac{8}{9}, u_{12} = 1, u_{13} = 1, u_{14} = 1, u_{15} = 1\}$, le calcul des fonctions de degré 0, 1, 2 et 3 est développé dans les équations 2.8, 2.9, 2.10 et 2.11 :

$$\begin{aligned} \mathcal{N}_{0,0}(u) &= \mathcal{N}_{1,0}(u) = \mathcal{N}_{2,0}(u) = 0 \quad u \in [0, 1] \\ \mathcal{N}_{3,0}(u) &= \begin{cases} 1 & \text{si } u \in [u_3, u_4) = [0, 0.111), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\ \mathcal{N}_{4,0}(u) &= \begin{cases} 1 & \text{si } u \in [u_4, u_5) = [0.111, 0.222), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\ \mathcal{N}_{5,0}(u) &= \begin{cases} 1 & \text{si } u \in [u_5, u_6) = [0.222, 0.333), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\ \mathcal{N}_{6,0}(u) &= \begin{cases} 1 & \text{si } u \in [u_6, u_7) = [0.333, 0.444), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\ \mathcal{N}_{7,0}(u) &= \begin{cases} 1 & \text{si } u \in [u_7, u_8) = [0.444, 0.556), \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.8)$$

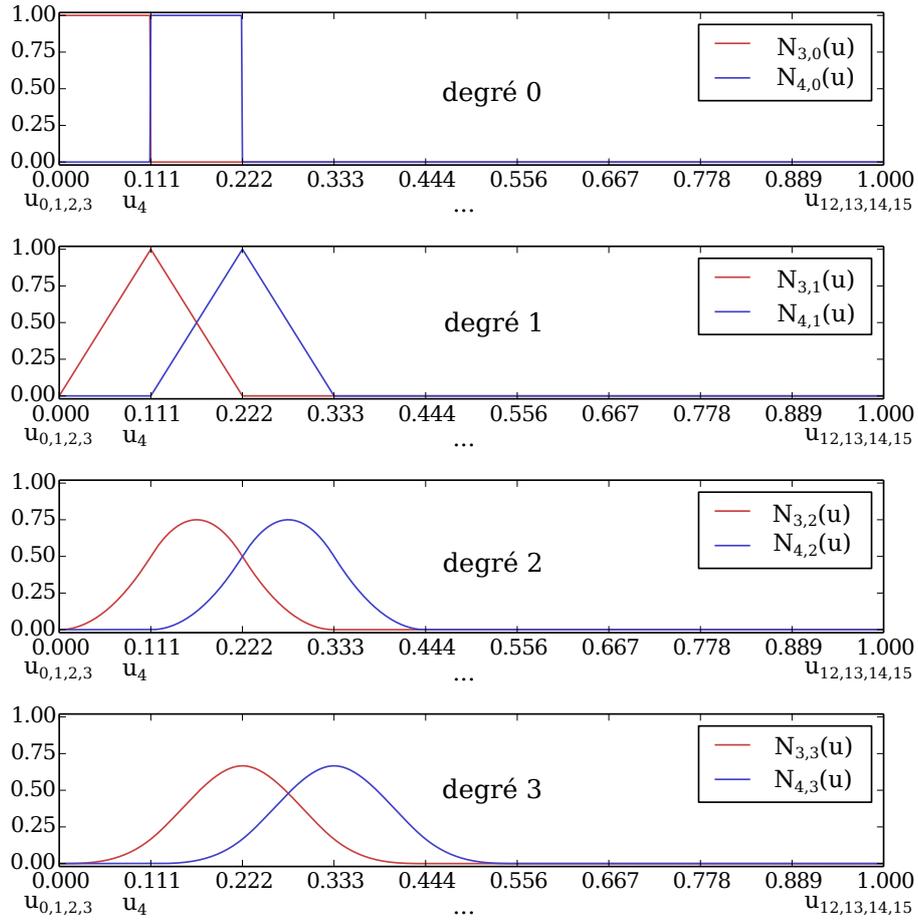


Figure 2.7 – Exemple des fonctions B-splines : $N_{3,3}(u)$ est calculée à partir de $N_{3,0}(u)$, $N_{4,0}(u)$, $N_{5,0}(u)$, $N_{6,0}(u)$, sa valeur est donc nulle sauf sur l'intervalle $u \in [u_3, u_7] = [0.0, 0.444]$. De même, $N_{4,3}(u)$ est nulle sauf sur l'intervalle $u \in [u_4, u_8] = [0.111, 0.556]$.

$$\begin{aligned}
\mathcal{N}_{0,1}(u) &= \frac{u - u_0}{u_1 - u_0} \mathcal{N}_{0,0}(u) + \frac{u_2 - u}{u_2 - u_1} \mathcal{N}_{1,0}(u) = 0 \quad u \in [0, 1] \\
\mathcal{N}_{1,1}(u) &= \frac{u - u_1}{u_2 - u_1} \mathcal{N}_{1,0}(u) + \frac{u_3 - u}{u_3 - u_2} \mathcal{N}_{2,0}(u) = 0 \quad u \in [0, 1] \\
\mathcal{N}_{2,1}(u) &= \frac{u - u_2}{u_3 - u_2} \mathcal{N}_{2,0}(u) + \frac{u_4 - u}{u_4 - u_3} \mathcal{N}_{3,0}(u) = \begin{cases} 1 - 9u & \text{si } u \in [u_3, u_4] = [0, 0.111), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{3,1}(u) &= \frac{u - u_3}{u_4 - u_3} \mathcal{N}_{3,0}(u) + \frac{u_5 - u}{u_5 - u_4} \mathcal{N}_{4,0}(u) = \begin{cases} 9u & \text{si } u \in [u_3, u_4] = [0, 0.111), \\ 2 - 9u & \text{si } u \in [u_4, u_5] = [0.111, 0.222), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{4,1}(u) &= \frac{u - u_4}{u_5 - u_4} \mathcal{N}_{4,0}(u) + \frac{u_6 - u}{u_6 - u_5} \mathcal{N}_{5,0}(u) = \begin{cases} 9u - 1 & \text{si } u \in [u_4, u_5] = [0.111, 0.222), \\ 3 - 9u & \text{si } u \in [u_5, u_6] = [0.222, 0.333), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{5,1}(u) &= \frac{u - u_5}{u_6 - u_5} \mathcal{N}_{5,0}(u) + \frac{u_7 - u}{u_7 - u_6} \mathcal{N}_{6,0}(u) = \begin{cases} 9u - 2 & \text{si } u \in [u_5, u_6] = [0.222, 0.333), \\ 4 - 9u & \text{si } u \in [u_6, u_7] = [0.333, 0.444), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{6,1}(u) &= \frac{u - u_6}{u_7 - u_6} \mathcal{N}_{6,0}(u) + \frac{u_8 - u}{u_8 - u_7} \mathcal{N}_{7,0}(u) = \begin{cases} 9u - 3 & \text{si } u \in [u_6, u_7] = [0.333, 0.444), \\ 5 - 9u & \text{si } u \in [u_7, u_8] = [0.444, 0.556), \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}
\end{aligned} \tag{2.9}$$

$$\begin{aligned}
\mathcal{N}_{0,2}(u) &= \frac{u - u_0}{u_2 - u_0} \mathcal{N}_{0,1}(u) + \frac{u_3 - u}{u_3 - u_1} \mathcal{N}_{1,1}(u) = 0 \quad u \in [0, 1] \\
\mathcal{N}_{1,2}(u) &= \frac{u - u_1}{u_3 - u_1} \mathcal{N}_{1,1}(u) + \frac{u_4 - u}{u_4 - u_2} \mathcal{N}_{2,1}(u) = \begin{cases} (1 - 9u)^2 & \text{si } u \in [u_3, u_4), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{2,2}(u) &= \frac{u - u_2}{u_4 - u_2} \mathcal{N}_{2,1}(u) + \frac{u_5 - u}{u_5 - u_3} \mathcal{N}_{3,1}(u) = \begin{cases} \frac{9}{2}u(4 - 27u) & \text{si } u \in [u_3, u_4), \\ \frac{7}{2}(2 - 9u)^2 & \text{si } u \in [u_4, u_5), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{3,2}(u) &= \frac{u - u_3}{u_5 - u_3} \mathcal{N}_{3,1}(u) + \frac{u_6 - u}{u_6 - u_4} \mathcal{N}_{4,1}(u) = \begin{cases} \frac{81}{2}u^2 & \text{si } u \in [u_3, u_4), \\ -\frac{9}{4}(1 - 6u)^2 + \frac{3}{4} & \text{si } u \in [u_4, u_5), \\ \frac{9}{2}(1 - 3u)^2 & \text{si } u \in [u_5, u_6), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{4,2}(u) &= \frac{u - u_4}{u_6 - u_4} \mathcal{N}_{4,1}(u) + \frac{u_7 - u}{u_7 - u_5} \mathcal{N}_{5,1}(u) = \begin{cases} \frac{1}{2}(9u - 1)^2 & \text{si } u \in [u_4, u_5), \\ -\frac{1}{4}(5 - 18u)^2 + \frac{3}{4} & \text{si } u \in [u_5, u_6), \\ \frac{1}{2}(4 - 9u)^2 & \text{si } u \in [u_6, u_7), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{5,2}(u) &= \frac{u - u_5}{u_7 - u_5} \mathcal{N}_{5,1}(u) + \frac{u_8 - u}{u_8 - u_6} \mathcal{N}_{6,1}(u) = \begin{cases} \frac{1}{2}(9u - 2)^2 & \text{si } u \in [u_5, u_6), \\ -\frac{1}{4}(7 - 18u)^2 + \frac{3}{4} & \text{si } u \in [u_6, u_7), \\ \frac{1}{2}(5 - 9u)^2 & \text{si } u \in [u_7, u_8), \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.10)
\end{aligned}$$

Finalement, $\mathcal{N}_{3,3}(u)$ et $\mathcal{N}_{4,3}(u)$ peuvent être obtenues :

$$\begin{aligned}
\mathcal{N}_{3,3}(u) &= \frac{u - u_3}{u_6 - u_3} \mathcal{N}_{3,2}(u) + \frac{u_7 - u}{u_7 - u_4} \mathcal{N}_{4,2}(u) \\
&= \begin{cases} \frac{243}{2}u^3 & \text{si } u \in [u_3, u_4), \\ -\frac{1}{54}(27u - 4)^3 + \frac{2}{9}(27u - 4) + \frac{10}{27} & \text{si } u \in [u_4, u_5), \\ \frac{1}{54}(27u - 8)^3 - \frac{2}{9}(27u - 8) + \frac{10}{27} & \text{si } u \in [u_5, u_6), \\ \frac{1}{6}(4 - 9u)^3 & \text{si } u \in [u_6, u_7), \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \\
\mathcal{N}_{4,3}(u) &= \frac{u - u_4}{u_7 - u_4} \mathcal{N}_{4,2}(u) + \frac{u_8 - u}{u_8 - u_5} \mathcal{N}_{5,2}(u) \\
&= \begin{cases} \frac{1}{6}(9u - 1)^3 & \text{si } u \in [u_4, u_5), \\ -\frac{1}{54}(27u - 7)^3 + \frac{2}{9}(27u - 7) + \frac{10}{27} & \text{si } u \in [u_5, u_6), \\ \frac{1}{54}(27u - 11)^3 - \frac{2}{9}(27u - 11) + \frac{10}{27} & \text{si } u \in [u_6, u_7), \\ \frac{1}{6}(5 - 9u)^3 & \text{si } u \in [u_7, u_8), \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.11)
\end{aligned}$$

Cette définition par morceaux ainsi que la récursivité permettent à la B-spline d'avoir une forte propriété de localité. La figure 2.8 montre la propriété de localité de B-spline vis-à-vis d'un calcul de fonctions B-spline. À l'aide des équations précédentes, la fonction $\mathcal{N}_{3,3}(u)$ dépend de $\mathcal{N}_{3,0}(u)$, $\mathcal{N}_{4,0}(u)$, $\mathcal{N}_{5,0}(u)$ et $\mathcal{N}_{6,0}(u)$. Le point de contrôle \mathbf{p}_3 est donc associé seulement aux quatre segments $[u_3, u_7)$ car il est multiplié par $\mathcal{N}_{3,3}(u)$ (Équation 2.12). Cela implique que les points de contrôle sont fortement indépendants.

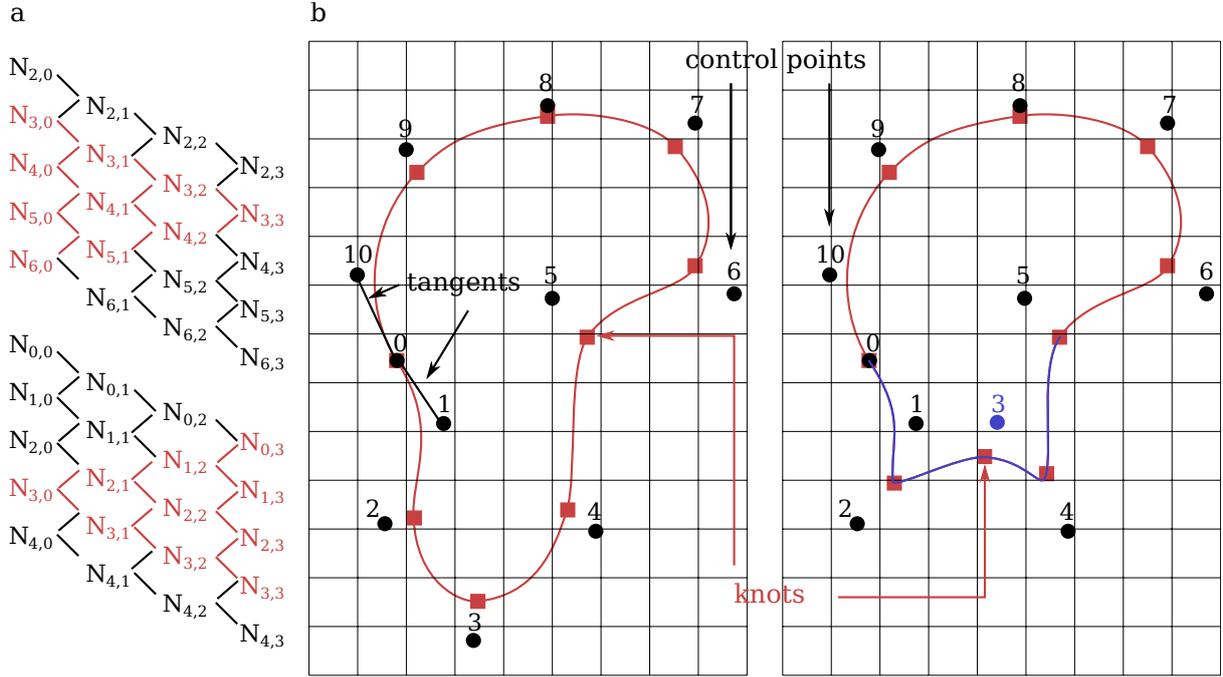


Figure 2.8 – Propriété de localité (par morceaux) de B-splines : (a) Explication liée aux fonctions B-spline. $N_{3,3}(u)$ est calculée à partir de $N_{3,0}(u)$, $N_{4,0}(u)$, $N_{5,0}(u)$, $N_{6,0}(u)$, elle est donc nulle sauf sur l'intervalle $u \in [u_3, u_7)$. Par conséquent, le point \mathbf{p}_3 ne peut affecter que le segment de courbe $[u_3, u_7)$. Réciproquement, $N_{3,0}(u)$ est utilisée pour calculer $N_{0,3}(u)$, $N_{1,3}(u)$, $N_{2,3}(u)$ et $N_{3,3}(u)$, donc sur le segment $[u_3, u_4)$, seules ces 4 fonctions sont non nulles, le segment est influencé uniquement par $\{\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3\}$. (b) Courbe de B-spline cubique - Changement du point de contrôle \mathbf{p}_3 influence quatre nœuds (segments) de la courbe.

Chaque organe est ensuite représenté par une courbe B-spline fermée de degré 3, calculée par des fonctions de B-spline $\mathcal{N}_{i,3}(u)$ et un ensemble de points de contrôle $[\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{n-1}]$ (Équation 2.12) :

$$\mathcal{B}(u, [\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{n-1}]) = \sum_{i=0}^{n-1} \mathcal{N}_{i,3}(u) \mathbf{p}_i, \quad (2.12)$$

où $[\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{n-1}]$ sont les n points de contrôle. Cependant, le premier et le dernier points sont attachés pour former une courbe fermée : $\mathcal{B}(0) = \mathcal{B}(1) = \mathbf{p}_0 = \mathbf{p}_{n-1}$. La forme géométrique a une continuité en \mathcal{C}^2 sauf au point final de la courbe. De plus, $\mathbf{p}_0\mathbf{p}_1$ et $\mathbf{p}_{n-1}\mathbf{p}_{n-2}$ sont tangents à la courbe (Figure 2.8(b)). Le modèle géométrique étant déterminé par les points de contrôle, dans le processus d'optimisation, leurs positions et nombres seront mis à jour grâce à une formulation analytique.

2.6 Génération de l'image virtuelle

Afin de définir une fonction-objectif appropriée, le concept de l'image « virtuelle » est introduit. Cette image, dite « virtuelle », générée à partir du modèle B-spline, sera comparée à l'image « réelle » pour le calcul de la fonction-objectif. Elle est créée au voisinage du modèle B-spline,

représentée par une bande étroite d'une certaine épaisseur le long du contour de l'organe, qui sera le domaine d'intégration Ω (illustré plus tard par la figure 2.15 (b,c)). L'image virtuelle est définie en niveaux de gris, choisis pour être similaire à celui de l'image réelle. Pour avoir connaissance du niveau de gris d'une image IRM, le lecteur pourra se référer à la section 1.2.2. Une telle idée a premièrement été introduite par [Semin et al., 2011] pour détecter des objets curvilignes analogues à des fibres dans des images numériques issues d'essais mécaniques. Cette approche a été ensuite développée par [Réthoré et François, 2014].

2.6.1 Définition de fonction « level set »

Nous créons l'image virtuelle en associant un profil d'intensité à chaque point du contour de l'organe avec une certaine épaisseur. Ce profil simule la variation des niveaux de gris, de l'intérieur à l'extérieur d'organe. Le niveau de gris diminue progressivement du blanc au noir à travers la paroi, qui est une zone de transition avec épaisseur. Ce profil d'intensité peut ainsi être défini par une fonction « level set », dont l'allure ressemble une cloche (Figure 2.9). [Semin et al., 2011] ont discuté le choix de la fonction « level set », nous le garderons pour sa simplicité et sa pertinence. Cependant des paramètres de la fonction seront ajustés pour une meilleure performance.

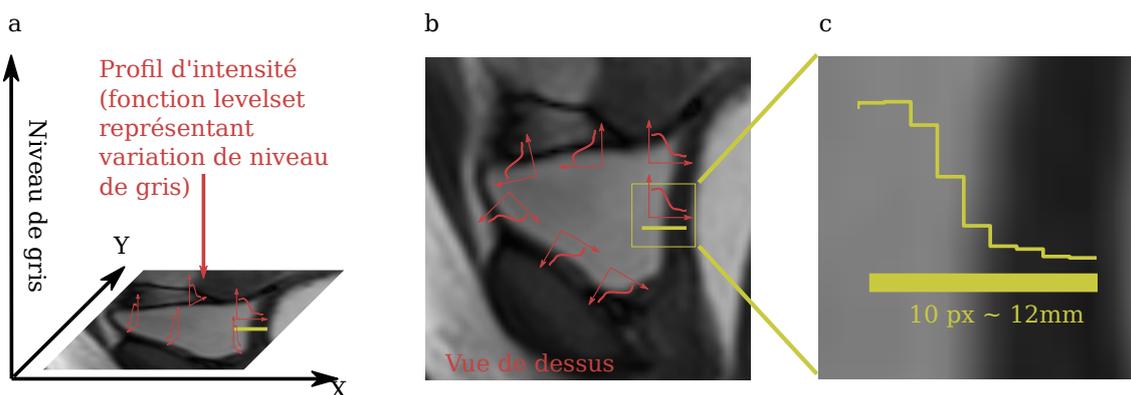


Figure 2.9 – Illustration du profil d'intensité (fonction « level set ») : (a) association du profil d'intensité le long du contour simulant la variation de niveau de gris dans la direction orthogonale du contour ; (b) Vue de dessus 2D ; (c) Variation de niveau de gris de l'image réelle (discret), de l'intérieur à l'extérieur.

Considérons d'abord le cas 1D avec un exemple. Pour déterminer le déphasage d'un signal 1D sinusoïdal et discret, nous pouvons définir une sinusoïde virtuelle, analytique et continue, dont le déphasage sera optimisé pour trouver la bonne corrélation entre les deux signaux. En fait, la sinusoïde analytique possède un profil d'intensité décrivant de manière approximative comment évolue le signal discret dans une direction. Similairement, dans notre cas 2D, l'image devient le signal discret mais bidimensionnel. Un profil d'intensité est conçu pour décrire la variation dans la direction perpendiculaire au contour. Cependant, pour la direction tangente nous posons l'hypothèse implicite que la variation de niveaux de gris (dans la direction orthogonale) se propage de manière constante et nous la modélisons avec un profil constant le long du contour (Figure 2.9). Dans certains cas, l'image ne fournit pas cette propriété d'homogénéité, posant alors souci. Néanmoins, dans la pratique, les niveaux de gris restent similaires à l'intérieur de

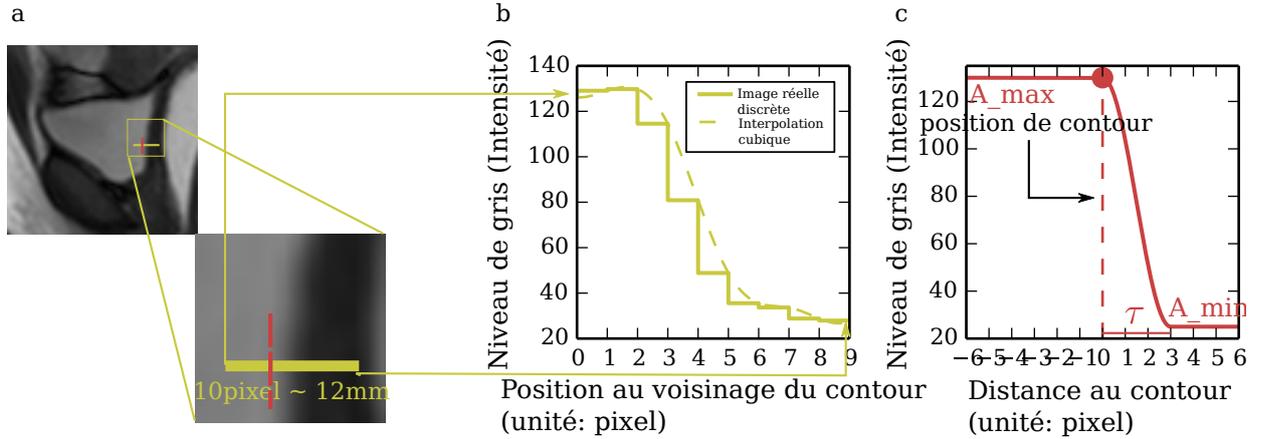


Figure 2.10 – Définition et position du profil d'intensité (fonction « level set ») : (a) Extraction des pixels au voisinage du contour figurant dans l'image réelle ; (b) Variation du niveau de gris dans l'image réelle et son interpolation cubique ; (c) Définition de la fonction.

l'organe figurant dans nos images, grâce au liquide injecté dedans. Cette approximation est donc raisonnable et confortée aussi par nos résultats.

La fonction « level set » $\mathcal{L} : v \in \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ est définie par l'équation 2.13, où v est la distance d'une position \mathbf{x} au contour.

$$\mathcal{L}(v) = \begin{cases} A_{max} & si \quad v < 0, \\ A_{min} + \frac{A_{max}-A_{min}}{2} \times (1 + \cos(\frac{\pi v}{\tau})) & si \quad 0 \leq v \leq \tau, \\ A_{min} & si \quad v > \tau. \end{cases} \quad (2.13)$$

Le choix de cette fonction dépend de l'amplitude du niveau de gris (A_{max} et A_{min}) et de l'épaisseur de la zone de transition (τ). Nous montrons ensuite un exemple concret de notre cas pour aider à clarifier la fonction « level set ». Selon la définition de la fonction « level set », une fois que l'optimisation du déphasage de cette fonction est achevée, le contour final passe par la position correspondante à l'abscisse 0 de la fonction. Par exemple, dans la figure 2.10(c), après l'optimisation, si le déphasage de la fonction levelset amenait son abscisse 0 aux alentours de 3 dans la figure 2.10(b), le contour final passerait par l'abscisse 3 de l'image réelle (Figure 2.10(a)). Ainsi, il faut retenir que la définition de la fonction « level set » influence également le placement du contour de l'organe dans l'image réelle. Comme il n'y a pas de changement brutal de niveau de gris à travers la paroi de l'organe, ce choix est subjectif au départ, soit un peu vers l'intérieur, soit un peu vers l'extérieur. Cependant, une fois que la fonction est définie, ce critère reste identique pour tous les traitements, d'où l'objectivité des traitements. Le déphasage optimal de la fonction « level set » est obtenu en minimisant une fonction-objectif qui compare les deux signaux (Équation 2.14). La somme des carrés des différences entre les deux images est utilisée pour définir cette fonction-objectif. Soit $\{\mathbf{x}_i = \frac{\tau}{n-1} \times i | i = 0, \dots, n-1\}$ un échantillonnage

uniforme dans la zone d'épaisseur τ , l'équation suivante peut être obtenue :

$$\begin{aligned} \mathcal{F}(d) &= \sum_{i=0}^{n-1} [I_R(\mathbf{x}_i + d) - I_V(\mathbf{x}_i)]^2 \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} [I_R(\frac{\tau}{n-1} \times i + d) - \mathcal{L}(\frac{\tau}{n-1} \times i)]^2. \end{aligned} \quad (2.14)$$

n désigne le nombre d'échantillonnages dans la zone d'épaisseur τ pour évaluer la différence entre ces deux signaux, I_R l'image réelle (le signal discret), I_V l'image virtuelle, \mathcal{L} la fonction « level set » (Équation 2.13) et d le déphasage à optimiser. Comme le montre la figure 2.11, en faisant varier le déphasage, un balayage de la fonction « level set » le long de l'abscisse permet de trouver la position optimale, calculée par la fonction-objectif. La mesure de similarité entre les deux signaux est calculée sur les points échantillonnés. Cependant, le nombre d'échantillonnage n'a pas besoin d'être important. Un test sur le nombre d'échantillonnage a été fait (Figure 2.12) : l'optimisation a été relancée trois fois avec un nombre égal à 5, 10 et 30. Comme l'épaisseur est de 3 pixels dans ces cas, environ dix points sont échantillonnés par pixel si $n = 30$.

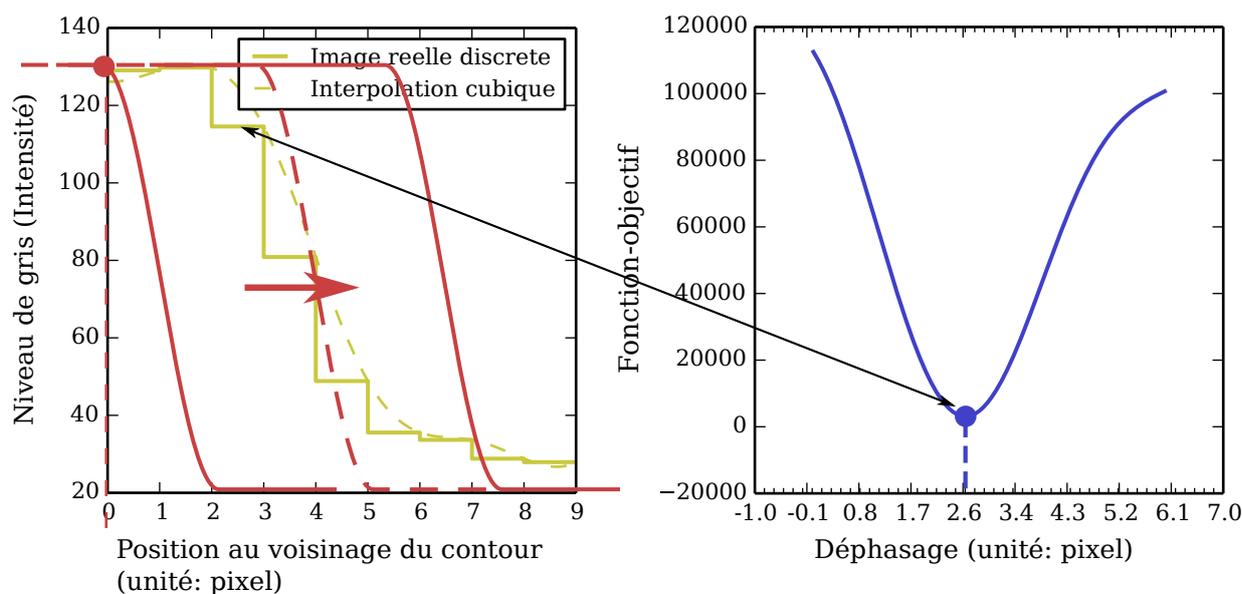


Figure 2.11 – Démonstration de l'optimisation du déphasage en cas de 1D : $A_{max} = 130,0$, $A_{min} = 25,0$ et $\tau = 3,0$. La fonction-objectif à droite atteint son minimum lorsque le déphasage est égale à 2,6, correspondant à la courbe pointillée à gauche.

Nous montrons l'influence de différentes configurations (l'amplitude, l'épaisseur) de cette fonction « level set » en prenant l'exemple unidimensionnel. La figure 2.13 montre trois cas avec différentes amplitudes. Nous pouvons constater que l'influence est faible sur les résultats. La valeur optimale correspond à la position du point 0 de la fonction « level set » (illustré par la figure 2.10(c)). Si nous prenons le point au milieu de la zone de transition pour la référence de contour final, l'écart entre les trois cas sera encore moins important. Par conséquent, l'amplitude choisie n'est pas forcément identique que dans l'image réelle. Nous pourrions appliquer une fonction « level set » constante le long du contour. Dans la pratique, le choix de l'amplitude

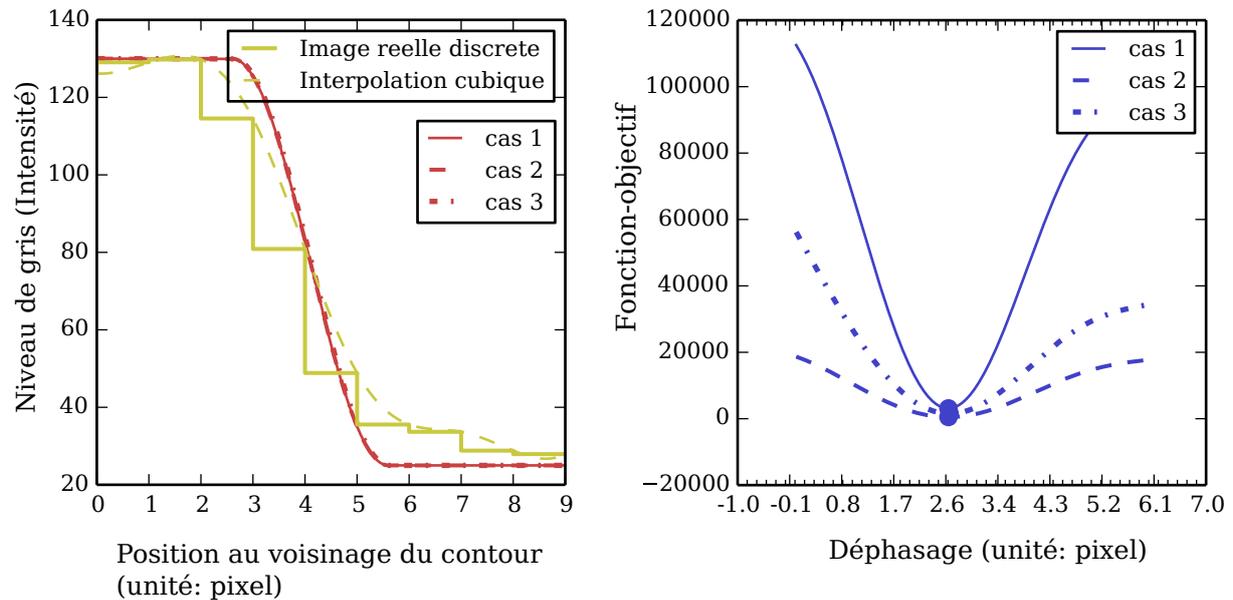


Figure 2.12 – Démonstration des résultats avec trois différents nombres d'échantillonnage : fonction « level set » (gauche) et fonction-objectif (droite). Cas 1 : 30, la valeur optimale = 2,60; Cas 2 : 5, la valeur optimale = 2,60; Cas 3 : 10, la valeur optimale = 2,62.

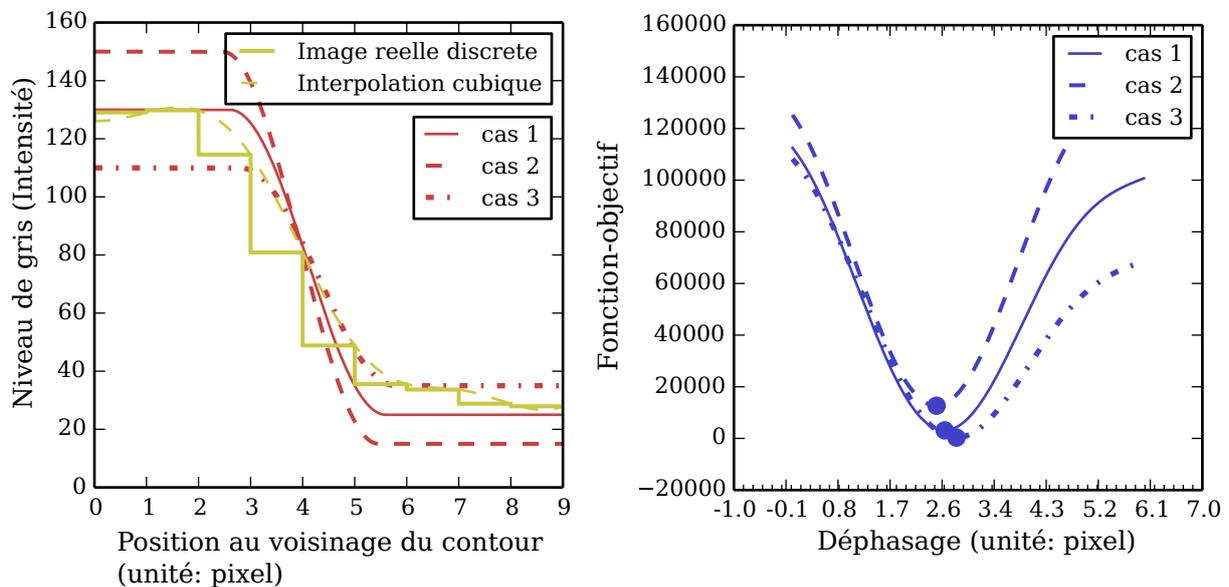


Figure 2.13 – Démonstration des trois configurations de la fonction « level set » en faisant varier l'amplitude de niveau de gris : fonction « level set » (gauche) et fonction-objectif (droite). Cas 1 : $A_{max} = 130,0$, $A_{min} = 25,0$ et $\tau = 3,0$, la valeur optimale = 2,60; Cas 2 : $A_{max} = 150,0$, $A_{min} = 15,0$ et $\tau = 3,0$, la valeur optimale = 2,46; Cas 3 : $A_{max} = 110,0$, $A_{min} = 35,0$ et $\tau = 3,0$, la valeur optimale = 2,80.

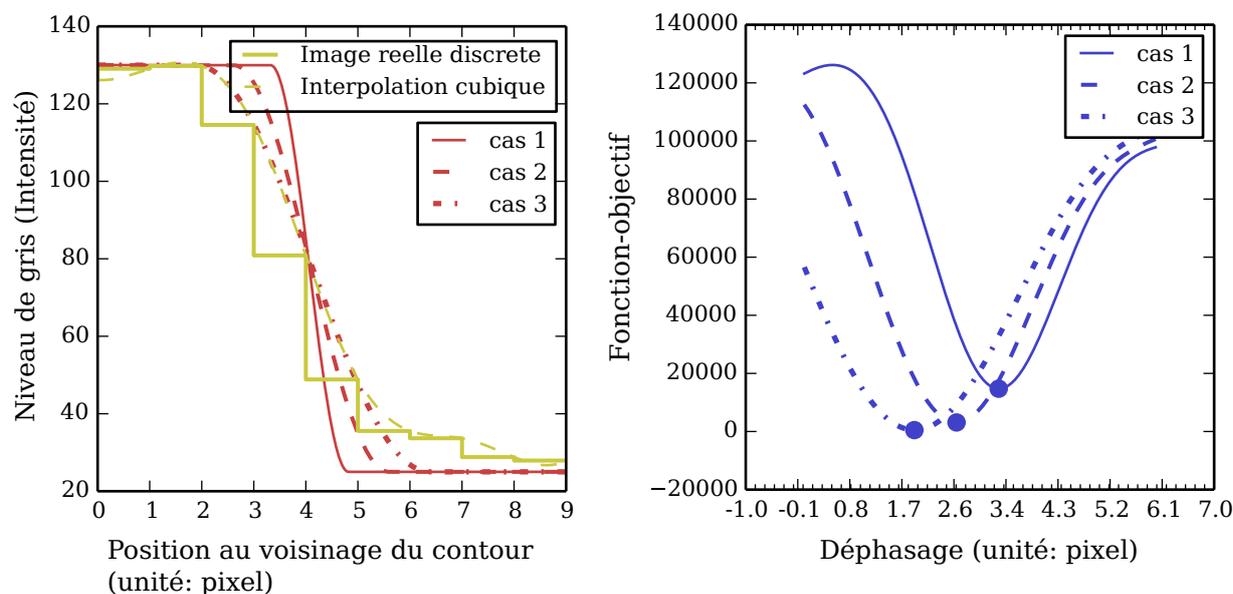


Figure 2.14 – Démonstration des trois configurations de la fonction « level set » en faisant varier l'épaisseur : fonction « level set » (gauche) et fonction-objectif (droite). Cas 1 : $A_{max} = 130,0$, $A_{min} = 25,0$ et $\tau = 1,5$, la valeur optimale = 3,32; Cas 2 : $A_{max} = 130,0$, $A_{min} = 25,0$ et $\tau = 3,0$, la valeur optimale = 2,60; Cas 3 : $A_{max} = 130,0$, $A_{min} = 25,0$ et $\tau = 4,5$, la valeur optimale = 1,88.

peut se faire par des clics sur l'image réelle pour récolter des niveaux de gris de l'organe et du fond. La figure 2.14 montre cette fois-ci trois cas avec de différentes épaisseurs. L'écart entre les trois cas est plus important (d'environ 1,5 pixel). Afin de positionner le contour final proche de la paroi de l'organe, nous sélectionnerons une épaisseur entre 2,0 et 3,0 pixels. Dans la section suivante, sera présenté le détail de la définition d'image virtuelle, en liaison avec la fonction « level set » et le modèle B-spline.

2.6.2 Définition d'image virtuelle

Dans le cas bidimensionnel, l'image virtuelle I_V est créée au voisinage du contour, dont le niveau de gris est défini par la fonction « level set » (Équation 2.13). Le domaine de l'image virtuelle Ω forme en effet une grille courbée des points discrets, générés à proximité du contour B-spline. Ainsi, la position d'un point $\mathbf{x}(u, v)$ est basée sur le système de coordonnées curviligne du modèle B-spline : la direction tangente et normale de B-spline. Soit une courbe B-spline paramétrée $\mathcal{B} : u \in \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^2$, une position $\mathbf{x}(u, v)$ est évaluée de manière analytique :

$$\mathbf{x}(u, v) = \mathcal{B}(u) + v\mathbf{n}(u), \quad (2.15)$$

où \mathbf{n} est la direction normale et $\|\mathbf{n}\| = 1$. Elle est perpendiculaire à la tangente à la B-spline $\mathbf{t}(u)$:

$$\begin{aligned} \mathbf{t}(u) &= \mathcal{B}'(u) = \sum_{i=0}^{n-1} \mathcal{N}'_{i,3}(u) \mathbf{p}_i \\ \mathcal{N}'_{i,p}(u) &= \frac{p}{u_{i+p} - u_i} \mathcal{N}_{i,p-1}(u) - \frac{p}{u_{i+p+1} - u_{i+1}} \mathcal{N}_{i+1,p-1}(u). \end{aligned} \quad (2.16)$$

Le niveau de gris de l'image virtuelle peut ainsi être défini par une formulation analytique :

$$I_V(\mathbf{x}) = I_V(u, v) = \mathcal{L}(v). \quad (2.17)$$

La taille de la grille de l'image virtuelle peut être beaucoup plus petite que la taille du pixel de l'image réelle. Contrairement à l'image virtuelle, celle réelle a une grille basée sur les pixels, il faut donc projeter une position \mathbf{x} non-entier dans la réelle pour évaluer la valeur de niveau de gris $I_R(\mathbf{x})$ en utilisant une interpolation bicubique (voir la figure 2.15 pour l'illustration de définition de l'image virtuelle). Ainsi, le résultat dépend faiblement de la résolution spatiale de l'image réelle.

Pour toutes ces raisons, l'image virtuelle est considérée « virtuelle » et fournit des informations « sous-pixels », par rapport à l'image réelle (*cf.* la fin de la section 4.3.3). De plus, il faut souligner que les évaluations se font seulement dans le domaine Ω au voisinage du contour au lieu du domaine complet de l'image réelle (Figure 2.15(b,c)). Ainsi, le calcul de l'image virtuelle est plus naturel et direct avec un modèle géométrique paramétré mais peut être aussi appliqué à d'autres représentations des géométries.

Le principe de la méthode dans la figure 2.6 est assez générique. Le composant « modèle » pourra être remplacé par d'autres modèles possédant des degrés de liberté à optimiser. Dans la section suivante, nous allons assembler tous ces éléments pour obtenir la formulation de la fonction-objectif.

2.7 Fonction-objectif

2.7.1 Mesure de similarité

En principe, la fonction-objectif mesure la similarité entre l'image réelle et l'image virtuelle en intervenant sur les degrés de liberté du modèle géométrique. Soit $[\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_m]$ la liste des degrés de liberté, c'est-à-dire les points de contrôle de la B-spline. La formulation de la fonction-objectif est définie ainsi :

$$E_{image}([\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_m]) = \int_{\mathbf{x} \in \Omega} [I_R(\mathbf{x}) - I_V(\mathbf{x})]^2 d\Omega, \quad (2.18)$$

où \mathbf{x} correspond à la position comme dans l'équation 2.17 et Ω le domaine de l'image virtuelle. Cette intégration sera ensuite développée en utilisant les fonctions précédemment définies, pour une approximation dans le domaine discret :

$$E_{image}([\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_m]) = \sum_u \sum_v [I_R(\mathcal{B}(u) + v\mathbf{n}(u)) - \mathcal{L}(v)]^2. \quad (2.19)$$

Les coordonnées u et v sont obtenues par un échantillonnage bidimensionnel au voisinage du contour (modèle B-spline).

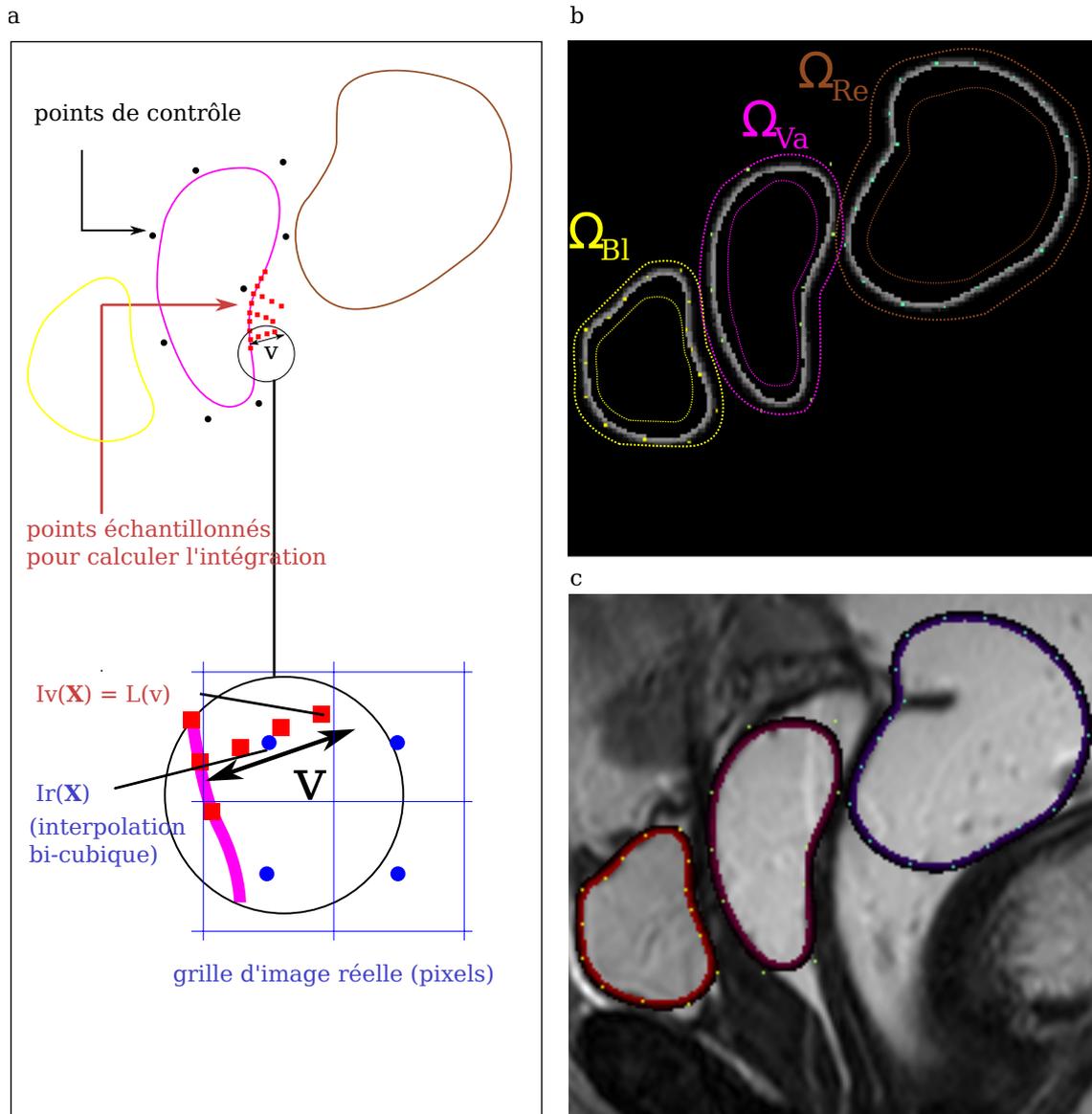


Figure 2.15 – (a) Illustration de génération de l'image virtuelle; (b) Image virtuelle générée sur le voisinage des trois organes (domaine Ω); (c) Image virtuelle superposée à l'image réelle.

Grâce à l'image virtuelle, la méthode permet d'éviter les pré-traitements et n'est basée que sur les données brutes de l'image réelle. Elle demande également moins de calculs par rapport au recalage d'images classique. D'un point de vue mathématique, l'image virtuelle peut être considérée comme un lissage du champ de gradient qui évite l'optimum local pour ce type de problème non-convexe.

2.7.2 Terme de collision

Afin d'éviter l'inter-pénétration des contours des organes en cours du recalage, nous introduisons un terme de collision pour pénaliser le mouvement des points de contrôle (l'op-

timisation sous contrainte). Ce terme est calculé en utilisant des cartes de distance signée $\mathcal{D} : \mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathcal{D}(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}$. Chaque contour maintient sa propre carte de distance décrivant la distance au contour d'une position au voisinage. Ainsi, le terme de collision est défini par une fonction quadratique de distance D , $\mathcal{F} : D \in \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^+$:

$$\mathcal{F}(D) = \begin{cases} F_{max} & si \ D < -\lambda, \\ \frac{F_{max}}{4\lambda^2}(D - \lambda)^2 & si \ -\lambda \leq D \leq \lambda, \\ 0 & si \ D > \lambda. \end{cases} \quad (2.20)$$

où λ est la largeur de zone d'intersection possible associée au contour (différent de l'épaisseur pour l'image virtuelle). Lorsqu'un contour s'approche d'un autre, la valeur de \mathcal{F} va accroître brusquement et donc pénalise le mouvement.

Ce terme n'est pas identique pour tout organe. Puisque le vagin est au milieu des trois organes (Figure 2.5), la vessie et le rectum ne seront jamais en contact. En utilisant les trois cartes de distance, dénotées respectivement \mathcal{D}_{ve} , \mathcal{D}_{va} et \mathcal{D}_{re} , les termes de collision sont définis par les équations suivantes :

$$E_{ve} = \int_{\mathbf{x} \in \Omega_{ve}} \mathcal{F}(\mathcal{D}_{va}(\mathbf{x})) d\Omega_{ve} \quad (2.21)$$

$$E_{va} = \int_{\mathbf{x} \in \Omega_{va}} [\mathcal{F}(\mathcal{D}_{ve}(\mathbf{x})) + \mathcal{F}(\mathcal{D}_{re}(\mathbf{x}))] d\Omega_{va} \quad (2.22)$$

$$E_{re} = \int_{\mathbf{x} \in \Omega_{re}} \mathcal{F}(\mathcal{D}_{va}(\mathbf{x})) d\Omega_{re}. \quad (2.23)$$

Par exemple, pour obtenir la valeur $\mathcal{F}(\mathcal{D}_{va}(\mathbf{x}))$ d'une position \mathbf{x} donnée, il faut juste projeter \mathbf{x} sur la carte du vagin. La carte de distance de chaque organe sera régénérée pour toutes les itérations lorsque l'organe se déforme. Cependant à la même itération, la carte de distance ne sera pas recalculée pour donner les valeurs des points discrets dans le domaine d'intégration.

Finalement, ces deux parties sont additionnées pour former la fonction-objectif globale :

$$E_{global} = E_{image} + \alpha E_{collision}. \quad (2.24)$$

E_{image} est liée à chaque organe et $E_{collision}$ est à remplacer par E_{ve} , E_{va} et E_{re} respectivement. Le coefficient α est déterminé de manière empirique, dont une même valeur sera utilisé pour les images de même nature (résolution spatiale etc.).

2.8 Optimisation numérique

Dans notre processus de recalage, l'optimisation est l'étape qui connecte la fonction-objectif et le modèle (B-spline). Elle met à jour itérativement les degrés de liberté (points de contrôle) du modèle. Pour ce type de problème d'optimisation non-linéaire, l'algorithme est basé sur le gradient. Nous optons pour une solution à la descente du gradient, appropriée pour optimiser à la fois la position et le nombre des points de contrôle, ainsi que pour contrôler la convergence en fonction du raffinement adaptatif. Cependant de manière similaire au composant « modèle » dans la figure 2.6, le composant « optimisation » peut être remplacé par un autre optimiseur, entre autres, la méthode de Newton-Raphson.

Comme précédemment, le modèle est optimisé via une procédure multi-échelle. A l'étape d'initialisation, l'utilisateur sélectionne un point pour le centre de la courbe B-spline. Nous avons également testé cette initialisation. Il est préférable de positionner le point initial proche du centre de l'organe plutôt qu'à côté ou au bout de l'organe. Cela conduit à une meilleure initialisation pour la transformation affine lors des premières itérations.

Le nombre de points de contrôle initiaux n'a pas vraiment d'importance car les points seront ajoutés et supprimés automatiquement au cours de l'optimisation. Nous pensons que cela constitue une des contributions majeures. 10 points de contrôle sont créés par défaut. Enfin, une courbe B-spline de 10 points de contrôle, ressemblant à un cercle, est créée pour chaque organe. Cette initialisation est donc basique et simple avec un clic de souris par organe (Figure 2.16(a)).

Dans un premier temps, un recalage grossier se réalise par une transformation affine appliquée sur les contours initiaux, posés au centre des organes. Cette transformation 2D a six degrés de liberté à optimiser : $[T_{11}, T_{12}, T_{21}, T_{22}, T_x, T_y]$. En supposant que \mathcal{B}^0 soit le contour B-spline initial, le nouveau après la transformation est défini par l'équation ci-dessous :

$$\mathcal{B}^a(u, [T_{11}, T_{12}, T_{21}, T_{22}, T_x, T_y]) = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{bmatrix} (\mathcal{B}^0(u) - \mathbf{c}) + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} + \mathbf{c}, \quad (2.25)$$

où $\mathbf{c} = [c_x, c_y]$ est le centre du contour. Il faut ensuite connaître les dérivées partielles de la fonction-objectif en vue de calculer la direction de recherche pour optimiser les 6 degrés de liberté. Prenons l'équation 2.18, en la dérivant nous obtenons :

$$\frac{\partial E_{image}}{\partial T_{11}} = \int_{\mathbf{x} \in \Omega} -2[I_R(\mathbf{x}) - I_V(\mathbf{x})] \cdot \underbrace{\frac{\partial I_V}{\partial \mathbf{x}}}_A \cdot \underbrace{\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial T_{11}}}_B d\Omega. \quad (2.26)$$

La partie A correspond au gradient de l'image virtuelle, calculé analytiquement :

$$\frac{\partial I_V}{\partial \mathbf{x}}(u, v) = -\frac{d\mathcal{L}(v)}{dv} \mathbf{n}(u), \quad (2.27)$$

\mathbf{x} et \mathcal{L} sont définis dans les équations 2.13, 2.15 et 2.17. La dérivée de \mathcal{L} est calculée par l'équation suivante :

$$\frac{d\mathcal{L}(v)}{dv} = \begin{cases} 0 & si \quad v < 0, \\ -\frac{A_{max} - A_{min}}{2} \times \frac{\pi}{\tau} \sin\left(\frac{\pi v}{\tau}\right) & si \quad 0 \leq v \leq \tau, \\ 0 & si \quad v > \tau. \end{cases} \quad (2.28)$$

La partie B correspond à la dérivation de la position du contour par rapport au paramètre de transformation, calculé également de façon analytique :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial T_{11}}(u, v) &= \frac{\partial \mathcal{B}^a(u) + v \mathbf{n}(u)}{\partial T_{11}} \\ &= \frac{\partial \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} \\ T_{21} & T_{22} \end{bmatrix} (\mathcal{B}^0(u) - \mathbf{c}) + \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} + \mathbf{c}}{\partial T_{11}} + v \frac{\partial \mathbf{n}(u)}{\partial T_{11}} \\ &= \begin{bmatrix} \mathcal{B}^0(u)_x - c_x \\ 0 \end{bmatrix} + v \frac{\partial \mathbf{n}(u)}{\partial T_{11}}. \end{aligned} \quad (2.29)$$

$\mathcal{B}^0(u)_x$ et c_x désignent la coordonnée x de ces deux vecteurs, le seconde terme $v \frac{\partial \mathbf{n}(u)}{\partial T_{11}}$, orthogonal à $\mathbf{n}(u)$, ne sera pas calculé car il n'a pas d'effet après la multiplication des parties A et B . Finalement, de façon similaire au calcul de la fonction-objectif, cette dérivée (Équation 2.26) est approximée dans le domaine discretisé de Ω :

$$\frac{\partial E_{image}}{\partial T_{11}} = \sum_u \sum_v 2(I_R(\mathbf{x}) - I_V(\mathbf{x})) \frac{d\mathcal{L}(v)}{dv} n_x(u) (\mathcal{B}^0(u)_x - c_x). \quad (2.30)$$

Les calculs d'autres dérivées par rapport à la transformation sont les mêmes que pour T_{11} . Le lecteur pourra se référer au récapitulatif de l'algorithme 1.

Data: $[T_{11}, T_{12}, T_{21}, T_{22}, T_x, T_y]$

Result: Trouver les valeurs optimales des données

Initialisation = $[1, 0, 0, 1, 0, 0]$

while condition d'arrêt non satisfaite **do**

 Parcourir les points d'échantillonnage $\mathbf{x}(u, v)$

 Calculer les dérivées A et B (Équation 2.27 et 2.29)

 Calculer $[\Delta T_j]$ à partir des dérivées

 Mettre à jour les paramètres : $T_j = T_j - gradient_step \times \Delta T_j$

 Mettre à jour les positions : $[\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_n]$ après cette transformation affine

 Mettre à jour la condition d'arrêt

end

Algorithm 1: Transformation affine

Dans la figure 2.16(b), on peut observer que les trois cercles sont déformés en ellipses après la transformation, qui sont des formes plus proches des contours d'organes.

A la suite de cette étape, un recalage fin est appliqué en utilisant des déformations basées sur la B-spline. Les positions de points de contrôle seront optimisées pour que les contours puissent mieux coller aux organes, en minimisant la même fonction-objectif :

$$\frac{\partial E_{image}}{\partial \mathbf{p}_i} = \int_{\mathbf{x} \in \Omega} -2[I_R(\mathbf{x}) - I_V(\mathbf{x})] \cdot \underbrace{\frac{\partial I_V}{\partial \mathbf{x}}}_A \cdot \underbrace{\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{p}_i}}_C d\Omega. \quad (2.31)$$

Seule la partie C est différente des calculs précédents, elle peut aussi être obtenue analytiquement grâce à la formulation de B-spline :

$$\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{p}_i}(u, v) = \begin{bmatrix} \mathcal{N}_{i,3}(u) & 0 \\ 0 & \mathcal{N}_{i,3}(u) \end{bmatrix}, \quad (2.32)$$

en omettant le second terme. Grâce à la puissance de cette formulation complètement analytique, la dérivation est simple et directe à calculer. Par ailleurs, la règle de la chaîne de dérivation composée montre l'indépendance du modèle géométrique (correspondant à la partie C) et l'image virtuelle (correspondante à la partie A). Par conséquent, cette approche d'image virtuelle pourra être utilisée pour d'autres représentations de géométries comme nous l'avons mentionné au dessus. Les termes de collisions peuvent être calculés de manière analogue.

En raison de la nature de descente du gradient, un phénomène de minimum local pourrait se manifester. Ce phénomène est détecté par l'évolution de la fonction-objectif, qui sera utilisé pour

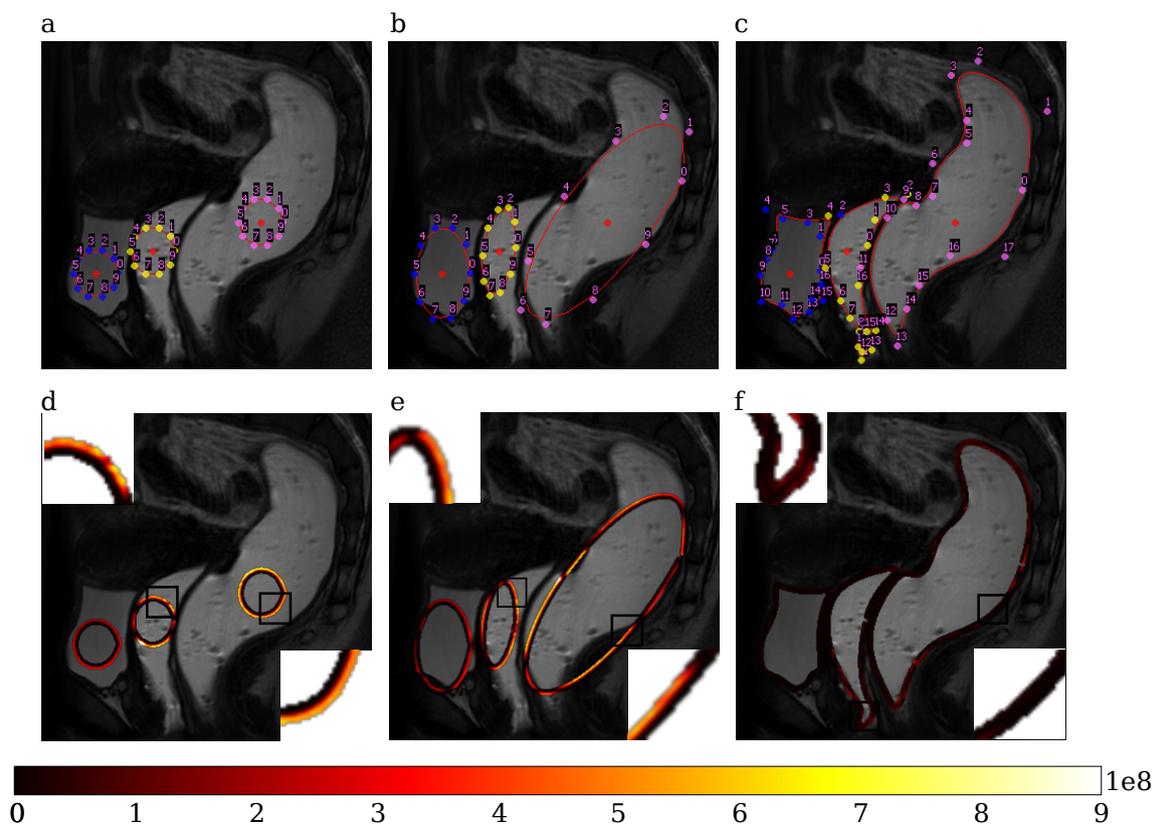


Figure 2.16 – Contours associés à la fonction-objectif : (a) Trois cercles initialisés par l'utilisateur avec 10 points de contrôle chacun. (b) Positions des contours après une transformation affine. (c) Contours finaux avec le nombre optimal des points de contrôle. (d,e,f) Illustration de la fonction-objectif E_{image} le long des contours d'organes : $[I_R(u, v) - I_V(u, v)]^2$, où u varie dans la direction tangente et v dans la direction normale du contour (Section 2.6.2).

notre critère sur l'ajout des points de contrôle. La figure 2.17 montre un test de convergence : la fonction-objectif par rapport aux itérations de descente du gradient. Un test de détection de minimum local est lancé automatiquement toutes les dix itérations. Soit E_{max} le maximum des valeurs de fonction-objectif durant ces dix itérations, E_{min} le minimum et E_0 la valeur initiale (à la première itération), le minimum local est décrit par l'équation suivante :

$$\frac{\|E_{max} - E_{min}\|}{E_0} < \epsilon. \quad (2.33)$$

Si l'équation 2.33 est satisfaite, l'optimisation sera supposée atteindre son minimum local, autrement dit, la variation de la fonction-objectif sera faible. Ensuite la courbe B-spline doit être raffinée à l'endroit où la valeur de la fonction-objectif doit être réduite.

L'étape de raffinement (ou ajustement) est aussi traitée automatiquement par l'insertion et la suppression des points de contrôle, en fonction de l'évaluation de la fonction-objectif le long du contour. Le raffinement permet au processus d'optimisation de dépasser la stabilité locale et de continuer à chercher la meilleure corrélation à une échelle plus fine (Figure 2.17). Ainsi, pour cette phase de recalage fin, nous introduisons également une stratégie multi-échelle. Ce raffinement

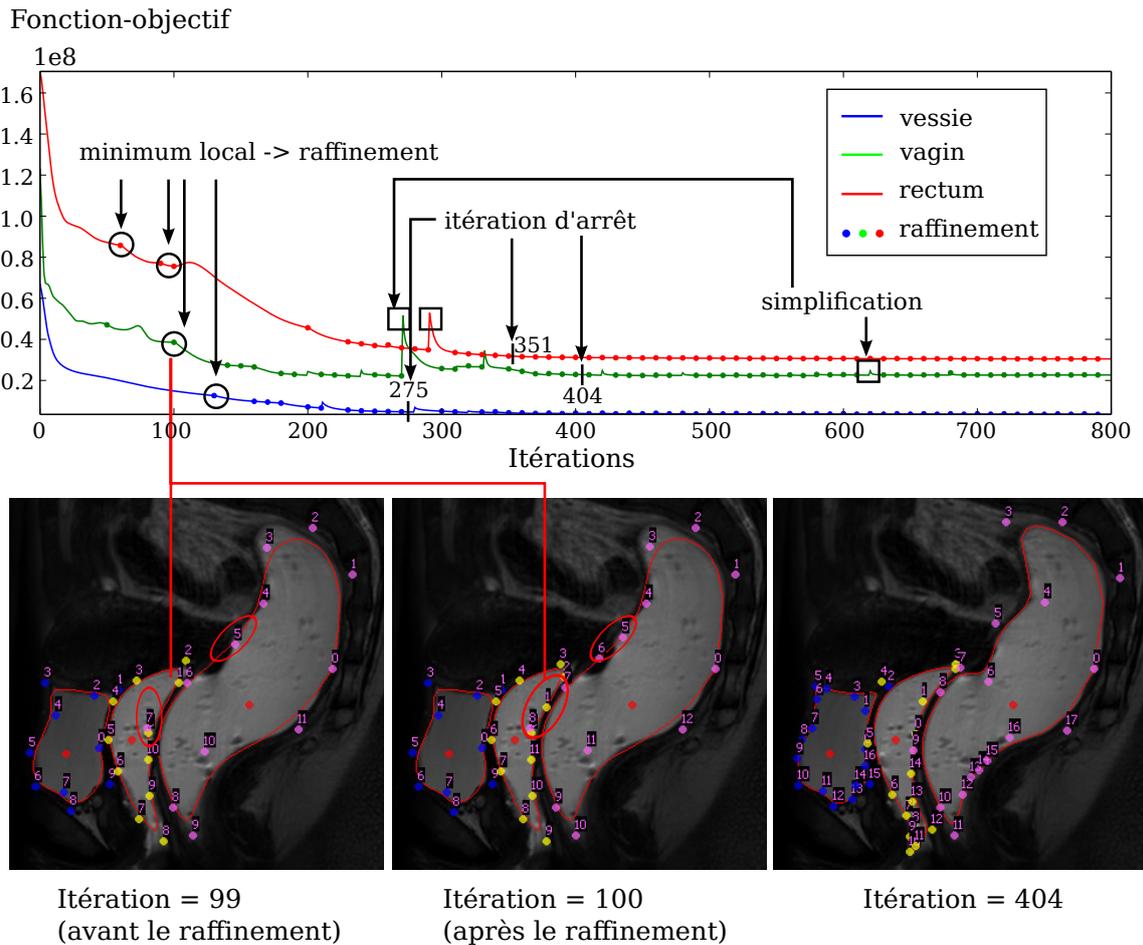


Figure 2.17 – Illustration de la convergence de la descente du gradient.

adaptatif se répète jusqu'à ce qu'il ne puisse plus affecter la fonction-objectif. Pour cela, nous devons concevoir une condition d'arrêt appropriée. Afin de montrer l'effet du raffinement, dans la figure 2.17, nous avons mis l'optimisation à 800 itérations. On peut constater, à partir d'un certain nombre d'itérations que l'insertion et la suppression (notée simplification) des points deviennent périodiques, alors que la fonction-objectif reste invariante.

Concernant le raffinement, notre méthode ajuste de manière adaptative la géométrie en fonction de l'image. L'avantage est que les B-splines détectent proprement les formes, même dans les cas de changement local aberrant de courbure. D'un autre côté, cela évite d'avoir des points de contrôle inutiles pour la description de la courbe. Cette caractéristique rend notre méthode capable de trouver un compromis entre complexité du modèle géométrique et simplicité de l'optimisation.

Géométriquement, l'insertion de points de contrôle ne modifie pas la forme de B-spline, réalisée par l'ajout de nœuds dans le vecteur nodal. Reprenons les équations de la section 2.5, le problème est d'insérer un nouveau nœud $u^* \in [u_k, u_{k+1})$ dans le vecteur existant $U =$

$\{u_0, u_1, \dots, u_m\}$ pour que la condition suivante soit satisfaite pour tout paramètre u :

$$\sum_{i=0}^{n-1} \mathcal{N}_{i,3}(u) \mathbf{p}_i = \sum_{i=0}^n \mathcal{N}_{i,3}^*(u) \mathbf{q}_i. \quad (2.34)$$

$\mathcal{N}_{i,3}^*$ sont les nouvelles fonctions B-spline dépendant du nouveau vecteur nodal, le but étant de calculer les points de contrôle \mathbf{q}_i . Grâce à la propriété de localité de B-spline, ce changement du vecteur nodal n'affecte que 4 fonctions B-splines ($i = k - 3, \dots, k$) pour les B-splines cubiques. D'après la démonstration de [Piegl et Tiller, 1995],

$$\mathbf{q}_i = \beta_i \mathbf{p}_i + (1 - \beta_i) \mathbf{p}_{i-1} \quad (2.35)$$

$$\beta_i = \begin{cases} 1 & si \quad i \leq k - 3, \\ \frac{u^* - u_i}{u_{i+3} - u_i} & si \quad k - 2 \leq i \leq k, \\ 0 & si \quad i \geq k + 1. \end{cases}$$

Ainsi, il y a trois nouveaux points de contrôle à calculer. L'avantage de notre algorithme est de déterminer u^* (donc l'intervalle k est aussi déterminé) de manière automatique, en liaison avec la fonction-objectif. La carte de fonction-objectif le long du contour est montré dans la figure 2.16(d,e,f). En évaluant tous les $[I_R(u, v) - I_V(u, v)]^2$, l'algorithme peut repérer u_{max} correspondant à l'endroit où le maximum apparaît. Supposons que u_{max} soit sur l'intervalle $[u_k, u_{k+1})$, alors $u^* = (u_k + u_{k+1})/2$ sera inséré. À l'inverse, quand deux points de contrôle sont très proches entre l'un et l'autre (vérifiés par un seuil de distance), un des deux sera supprimé pour éliminer l'auto-intersection de la courbe. Dans la figure 2.16(d,e,f), nous illustrons la distribution de la fonction-objectif le long du contour lors des trois phases (initialisation, après transformation affine et à l'état final). La fonction-objectif décroît significativement après l'optimisation. De plus, elle indique également quels sont les morceaux de la courbe les plus loin du vrai contour, par les valeurs élevées de la fonction-objectif.

Pratiquement, contrairement à la condition d'arrêt classique, nous pouvons élever le nombre d'itérations de test de 10 à 40 pour assurer le vrai optimum. Nous testons les 40 itérations en utilisant le critère de l'équation 2.33. Si aucun raffinement ou simplification ne fournisse de changements, l'algorithme est considéré convergé. Par exemple, dans la figure 2.17, la position optimale se trouve à l'itération 404.

2.9 Résultats et discussions

Nous avons validé la méthode sur un ensemble de données d'images issues de 19 patientes, incluant le témoin (sans pathologie), le prolapsus (lié à l'hyper-mobilité) et l'endométriose (liée à l'hypo-mobilité). Pour le traitement 2D, nous avons utilisé la coupe sagittale médiane, y compris IRM statiques et dynamiques, qui est la plus représentative et utile pour l'étude plus approfondie sur la mobilité pelvienne. À la fin du processus d'optimisation, un docteur en médecine corrige manuellement les contours finaux en modifiant les positions de points de contrôle, de sorte que les contours modifiés et les organes dans l'image sont bien recalés selon son opinion. Ces contours sont ensuite utilisés comme référence pour notre validation. Dans la figure 2.18, nous illustrons la détection semi-automatique et la correction manuelle des trois types de patientes.

Ensuite nous avons comparé les deux contours en utilisant quelques métriques quantitatives pour évaluer l'erreur numériquement : le coefficient de Dice, la distance de Hausdorff (voir

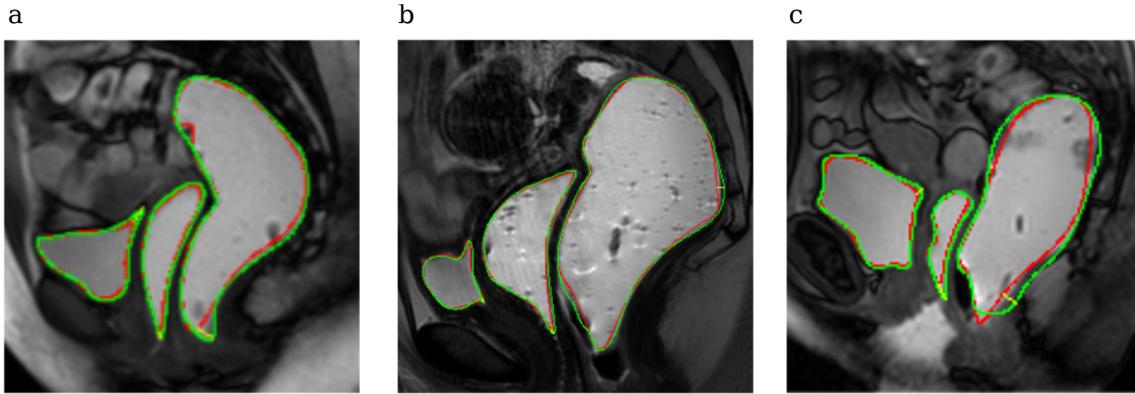


Figure 2.18 – Illustration des résultats : le contour vert montre l’organe segmenté manuellement (la référence), le contour rouge montre les résultats issus de la segmentation semi-automatique et la droite jaune montre la distance de Hausdorff. (a)IRM d’un témoin ($1,17 \text{ mm pixel}^{-1}$); (b) IRM d’une patiente atteinte de l’endométriose ($0,49 \text{ mm pixel}^{-1}$); (c) IRM d’une patiente atteinte du prolapsus ($1,17 \text{ mm pixel}^{-1}$).

[Babalola et al., 2008] pour leurs définitions) et la distance moyenne de courbe (DM). La figure 2.19 illustre le calcul de ces métriques en utilisant un contour correct (vert) et un contour arbitraire (rouge) créé manuellement pour avoir un grand écart entre les deux. Supposons que F est l’ensemble des points échantillonnés sur le contour obtenu semi-automatiquement et G pour le contour manuellement corrigé. La métrique DM représente la distance moyenne en millimètre entre les points de ces deux ensembles (norme L^1). La distance minimum entre i -ème point de l’ensemble F et tous les points de l’ensemble G est dénotée d_i^{FG} . Cette métrique est calculée par l’équation 2.36.

$$\begin{aligned}
 DM^{FG} &= \frac{1}{N_F} \sum_{i=1}^{N_F} d_i^{FG}, \\
 DM^{GF} &= \frac{1}{N_G} \sum_{i=1}^{N_G} d_i^{GF} \\
 DM &= (DM^{FG} + DM^{GF})/2
 \end{aligned} \tag{2.36}$$

Les nombres N_F et N_G sont choisis afin d’obtenir environ un point par pixel. De manière analogue, la distance de Hausdorff est une norme sup L^∞ . Alors que pour le coefficient de Dice, une valeur élevée indique une meilleure qualité de corrélation.

Sur ces données de 19 patientes, nous avons eu une similarité supérieure à 90% pour la vessie et 80 – 90% pour le vagin et le rectum, notamment à cause des extrémités des deux organes difficilement détectées. Dans la figure 2.20, nous illustrons quelques exceptions de détection courantes en raison des effets indésirables présents dans des images. Généralement, la vessie est bien nette lors de l’acquisition grâce au liquide à l’intérieur. Cependant, le gel de contraste peut couler en dehors de la cavité vaginale et rectale sous l’effet de poussée de la patiente, ce qui produit des flous et des incertitudes dans l’image (Figure 2.20(b)). À cause de la complexité de la forme de l’organe, des plis pourraient être visibles sur la coupe 2D du rectum (Figure 2.20(a)) et la matière intrinsèque pourrait générer des taches dans le rectum figurant dans l’image (Fi-

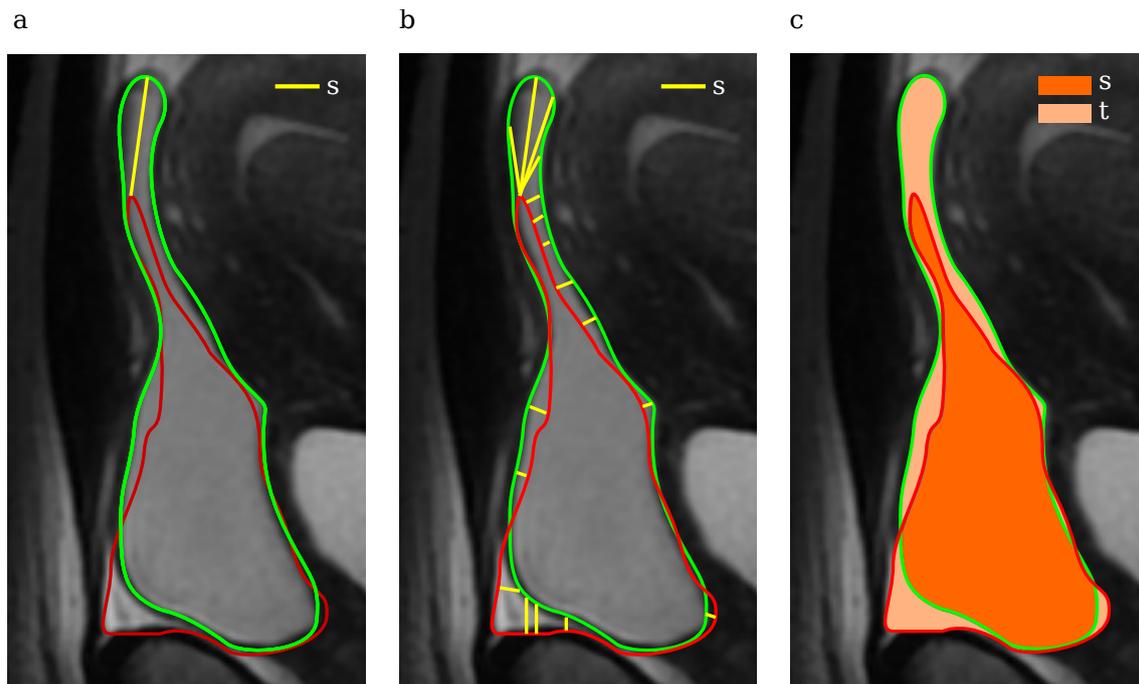


Figure 2.19 – Mesure de l’erreur de détection entre un contour correct (vert) et un contour arbitraire (rouge) : (a) Distance de Hausdorff = longueur de s ; (b) Distance moyenne de courbe = longueur moyenne de tous les s ; (c) Coefficient de Dice = $s/(s + t)$.

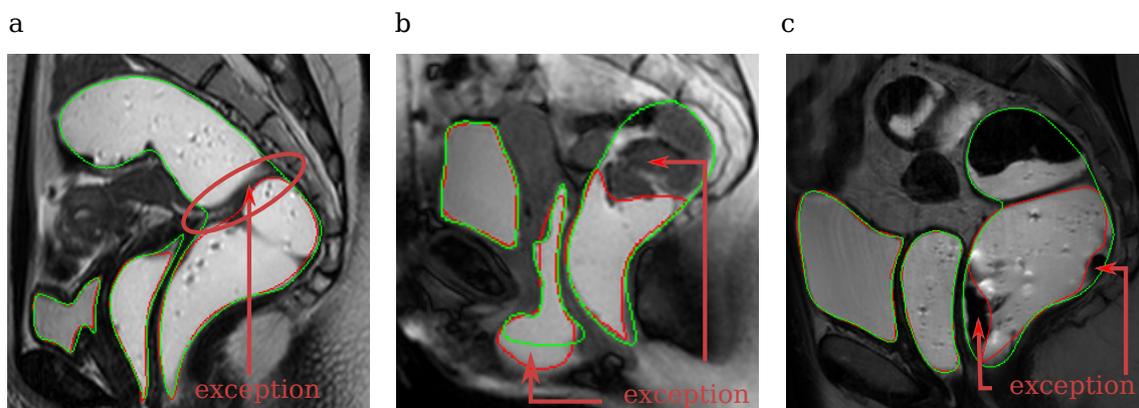


Figure 2.20 – Différentes exceptions de détection à cause des effets indésirables présents dans les images : (a) Comme le rectum se plie à certains endroits, des rides apparaissent sur l’image formant des anneaux noirs. (b) Le gel injecté et la matière fécale produisent des parties floues dans l’image. (c) La matière fécale forme des taches dans le rectum.

gure 2.20(c)). Tout effet indésirable pourrait conduire à la déficience de l’algorithme dans certains cas. Les contours détectés par l’algorithme ne seraient donc pas les vrais contours anatomiques des organes. Le résultat quantitatif des tests est montré dans le tableau 2.2.

Un exemple d’exécution de l’algorithme (comme celle de la figure 2.17) a été lancé sur un ordinateur de bureau avec un processeur quad-core de 3,10 GHz et une mémoire de 16 GB.

Patiente (19)		Endométriose (8)	Prolapsus (8)	Témoin (3)	Moyenne
Vessie	CD(%)	91.4	89.5	95,1	91.2
	DH(mm)	9.46	10.87	5.74	9.46
	DM(mm)	1.35	2.23	0.90	1.65
Vagin	CD(%)	93.0	83.8	94.8	89.4
	DH(mm)	6.14	11.34	3.02	7.84
	DM(mm)	0.89	1.80	0.67	1.24
Rectum	CD(%)	83.4	82.2	78.6	82.2
	DH(mm)	31.12	25.91	33.59	29.32
	DM(mm)	5.04	4.77	5.66	5.02

Table 2.2 – Tableau récapitulatif de mesures d’erreurs entre les segmentations manuelles et automatiques : Les trois sous-tableaux présentent les résultats concernant chaque organe pour différents cas de pathologies. (CD : Coefficient de Dice ; DH : Distance de Hausdorff ; DM : Distance moyenne.)

Le temps de calcul pour une seule image est 53,8 secondes sans évidemment compter le temps consommé pour mettre à jour l’interface graphique (GUI, *Graphical User Interface*) et pour lire et écrire les fichiers et images, qui prennent environ 2,5 minutes. Dans cet exemple, une grille de 4800 points échantillonnés (400×12) a été générée pour chaque organe et en environ 400 itérations au total.

2.10 Conclusions et Perspectives

Le recalage entre le modèle géométrique et les images reste un challenge pour les applications en imagerie médicale et de diagnostics assistés par ordinateur. Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche basée sur les B-spline permettant de recalculer un modèle déformable sur des images pour détecter les contours des organes pelviens en IRM. Le processus d’optimisation est guidé par la minimisation d’une fonction-objectif en utilisant une image virtuelle et un raffinement adaptatif pour garantir la qualité de corrélation.

Cette méthode a été validée pour la segmentation des organes pelviens (vessie, vagin et rectum) d’un jeu de données de 19 patientes saines et atteintes de pathologies. Nous aimerions évaluer la méthode avec plus de données, en particulier, celles de cas pathologiques. Enfin, nous viserons à évaluer l’intérêt de la méthode dans le contexte de routine clinique. Un autre usage possible est de suivre le mouvement des organes en descente pour l’analyse quantitative des déplacements de la localisation des zones pathologiques liées aux structures de suspension inter-organes (Chapitre 3). Finalement, les segmentations effectuées sur les images IRM statiques permettront de reconstruire ensuite le modèle numérique spécifique de la patiente. Néanmoins, le traitement reste uniquement en 2D. Il sera intéressant d’étendre la méthode en cas de 3D pour la reconstruction directe des organes, conforme à la simulation patiente-spécifique.

ANALYSE DE LA CINÉMATIQUE DU SYSTÈME PELVIEN

Ce chapitre est consacré à l'analyse de la cinématique du système pelvien sous l'effet d'une poussée de la patiente. La détection du mouvement des organes est d'abord obtenue par IRM dynamique qui enregistre une séquence temporelle d'images. L'analyse de ce type de mouvement permet aux médecins de mieux diagnostiquer certaines pathologies, tel que le prolapsus génital, et de proposer une technique chirurgicale plus adaptée pour un traitement personnalisé. Dans un premier temps, la méthode de recalage déformable (Chapitre 2) nous permet d'effectuer un suivi automatique de mouvements dans la séquence d'images IRM. Afin de mieux assurer l'objectivité de la mesure de déplacements, nous proposons ensuite une nouvelle méthode, permettant d'ajouter des contraintes sur les degrés de liberté. La validation et la comparaison des deux méthodes sont réalisées. Enfin, les champs de déplacements des organes et de cisaillement inter-organes sont calculés grâce au modèle analytique B-spline représentant les organes. L'analyse objective portant sur le comportement des organes peut finalement être menée.

Sommaire

3.1	Introduction	67
3.2	Notions de mécanique pour l'analyse des mobilités	69
3.2.1	Description d'un milieu continu	69
3.2.2	Déformations d'un milieu continu	70
3.3	Méthode de suivi	72
3.3.1	Choix des points matériels	72
3.3.2	Suivi des modèles au cours du temps	75
3.4	Calcul des champs de déplacements et de cisaillement	78
3.4.1	Déplacements	78
3.4.2	Cisaillement inter-organes	79
3.5	Validation et comparaison des méthodes	80
3.5.1	Validation avec des images prototypiques	80
3.5.2	Comparaison et analyse des deux méthodes	82
3.6	Applications de la méthode	86
3.6.1	Application dans le contexte de l'hypermobilité	86
3.6.2	Application dans le contexte de l'hypomobilité	87
3.6.3	Illustration des champs de cisaillement	87
3.7	Conclusions et Perspectives	90

3.1 Introduction

Le dysfonctionnement des mobilités pelviennes est un indicateur fort de la présence d'une pathologie du système pelvien : l'hypermobilité constitue l'indice de la présence d'un prolapsus génital [Bump et al., 1996], tandis que l'hypomobilité est caractéristique des endométrioses [Dell'oro et al., 2013]. Les diagnostics actuels sont réalisés grâce à des observations sur des images médicales (IRM). Comme nous l'avons mentionné dans la section 1.3, la présence de l'hypermobilité (prolapsus) est simplement identifiée par le dépassement des organes en dessous de la ligne sacro-pubienne. Cependant, cette méthode ne permet pas de rendre compte de l'influence des structures de suspension, qui sont difficiles à observer dans les images IRM. De plus, elle ne repose pas sur des analyses quantitatives et objectives. De manière similaire, dans les cas d'hypomobilité, l'extension des lésions des tissus est encore moins visible et plus difficile à identifier par imagerie médicale et avant une intervention chirurgicale [Bazot et Darai, 2005; Dell'oro et al., 2013].

Le problème des mobilités du système pelvien est complexe. Il combine l'impact des structures de suspension (ligaments et fascias) aux comportements cinématiques des organes pelviens principaux (la vessie, le vagin, le rectum et l'utérus) lorsque la patiente bouge (par exemple, sous l'effort d'une poussée). Ces mobilités sont des signes forts de la présence d'une pathologie pelvienne. C'est pourquoi leur analyse constitue un sujet d'étude important. Pour ce faire, une approche *in vivo*, la technique de recalage d'images permet de réaliser l'analyse. De nombreuses techniques de recalage ont été proposées pour mesurer des propriétés, entre autre, les déplacements pour des applications médicales [Rueckert et al., 1999; Moerman et al., 2009; Libertiaux et al., 2011; Onal et al., 2013].

[Lecomte-Grosbras et al., 2015] a récemment proposé une méthode de mesure des champs de déplacements des organes pelviens. Cette étude a démontré l'intérêt, la nécessité et la faisabilité d'inclure des outils numériques (mesures plein champ sur des images médicales) pour le diagnostic médical. Par ailleurs, un protocole reproductible a été proposé pour l'analyse d'images IRM issues des examens cliniques. Ce protocole d'analyse respecte les modalités des routines cliniques qui ne demande aucun examen spécifique supplémentaire. Ce travail permet aux diagnostics de passer de la subjectivité à l'objectivité et donc d'être plus précis.

Malgré les succès des méthodes de recalage, ce protocole d'analyse a connu quelques limites et défaillances que nous traiterons dans ce chapitre :

- Il est souvent question pour les algorithmes de recalage de suivre des points matériels dans des images. Sur des essais *ex vivo*, des mouchetis sont appliquées sur la surface observée pour permettre d'identifier les points matériels [Lecompte et al., 2006]. Toutefois dans le cas *in vivo*, cette procédure n'est pas réalisable. Bien que la technique d'IRM taguée existe pour des applications de certains organes spécifiques [Osman et al., 2000; Lee et al., 2014], elle n'est pas incluse dans notre protocole d'imagerie actuel. Nous aimerions adapter notre outil numérique à l'usage clinique sans modifier les protocoles d'acquisition actuels.
- Nous nous intéressons particulièrement aux informations localisées aux parois des organes, autrement dit, aux contours des organes. A partir de la mesure du champ de déplacements dans le domaine complet de l'image, des masques portant sur les contours ont été manuellement extraits selon les images de la séquence dynamique. Ainsi, le champ calculé a pu être projeté sur les contours d'organes. Cependant, ce travail est manuel et fastidieux. Il est donc difficile de l'appliquer à la routine clinique pour des cas spécifiques des patientes.

- Les structures de suspension (ligaments et fascias) jouent un rôle important dans les dégradations à l'origine des pathologies. Nous aimerions déterminer leur impact par l'analyse des mobilités pelviennes. Le protocole d'analyse actuel ne fournit pas ce type d'informations car elles sont difficilement observables dans les images.

L'objectif de notre travail d'évaluations quantitatives est de fournir des informations plus objectives, liées aux structures difficilement observables et responsables des pathologies, ce qui permettrait un meilleur diagnostic, une meilleure compréhension des pathologies et une technique chirurgicale plus précise et adaptée.

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté la méthode de la détection des organes pelviens sur les coupes 2D d'images IRM. En utilisant ces modèles construits, nous pouvons appliquer l'algorithme de recalage sur une séquence d'IRM dynamiques pour analyser les mobilités du système pelvien. Le modèle B-spline est initialisé sur la première image de la séquence, ensuite la méthode est utilisée de manière itérative pour le reste de la séquence. Entre l'instant t et $t + 1$, le modèle est déformé par le recalage avec une image virtuelle. Le nombre des points de contrôle de B-spline reste toutefois constant pour calculer le champ des déplacements dans une même configuration au cours du temps.

Grâce à cette méthode de recalage, il est désormais possible de suivre les contours des organes dans une séquence dynamique de façon semi-automatique. Ensuite, les déplacements sont calculés par la formulation analytique de B-spline. De plus, les segments inter-organes permettent de simuler le cisaillement, calculé également par les fonctions analytiques de B-spline.

Toutefois, le souci majeur est de garantir la pertinence et la fiabilité des déplacements calculés au cours du temps. Il n'est pas assuré que les points matériels sont bien suivis : ces points peuvent glisser le long du contour, ils produiront alors des mouvements non réalistes. Comme nous l'avons mentionné au dessus, ce problème de glissement est bien connu dans les techniques de recalage [Berendsen et al., 2014]. Cette source d'artefacts est d'autant plus critique que les organes pelviens ont une homogénéité de niveau de gris. Pour cette raison, nous proposons une nouvelle méthode en redéfinissant le modèle B-spline afin de respecter au mieux les points matériels.

Dans ce chapitre, nous présenterons notre démarche améliorée pour l'analyse des mobilités sur des images IRM dynamiques. Un nouveau modèle des contours est défini par des courbes Bézier composites, dont les extrémités correspondent à des points matériels. Ces points matériels sont identifiés selon un critère de courbure des contours. Des contraintes de mouvements sont aussi ajoutées lors de la déformation des modèles. Nous posons également l'hypothèse que les points saillants de l'organe restent les mêmes points matériels au cours de la déformation.

Afin de respecter les modalités de l'utilisation clinique de l'imagerie, nous n'exigeons aucune modification de la résolution spatiale. De même, on choisit de se baser sur ces données cliniques de routine afin de pouvoir appliquer notre méthode sans modifier les contraintes de temps, de logistique et de budget actuelles. Pour ces raisons, nous disposons d'IRM dynamique en 2D du plan sagittal médian, qui est le plus représentatif pour mettre en évidence les mouvements. Une des limites dues à l'image 2D est qu'une des composantes du déplacement ne peut être observée. Dans le diagnostic, les déplacements dans ce sens manquant sont suffisamment petits pour ne pas nécessiter une modalité de 3D.

Un rappel des notions de mécanique est d'abord présenté pour la définition du déplacement et du cisaillement dans le contexte de mécanique des milieux continus (Section 3.2). Ensuite

nous présenterons le principe de notre méthode (Section 3.3), ainsi que les calculs du déplacement (Section 3.4.1) et du cisaillement (Section 3.4.2). Une validation et une comparaison des deux méthodes seront présentées (Section 3.5). Pour des raisons de clarté, les deux méthodes seront baptisées respectivement "Suivi des contours géométriques (B-spline)" et "Suivi des points matériels (Bézier)" dans le reste du chapitre. Finalement, les applications de la méthode seront illustrées dans la section 3.6.

3.2 Notions de mécanique pour l'analyse des mobilités

Nous introduisons dans cette section les notions de mécanique des milieux continus essentiels à notre étude des mobilités. En effet, les organes que nous observons ont des comportements de tissus mous en grandes déformations. Nous rappelons donc ici la description d'un milieu continu et les principaux aspects mécaniques nécessaires à notre étude.

3.2.1 Description d'un milieu continu

En parlant d'un milieu continu, son repère est essentiel pour décrire, en tenant compte du temps, sa configuration à l'état initial (l'instant t_0) et à l'état après la transformation (l'instant t). Cette transformation décrit comment le milieu continu change de position et de forme au cours du temps sous une sollicitation. Elle se décompose généralement en deux types : rigide (translation, rotation) et non-rigide (déformations). Notons Ω_0 le domaine des points matériels à l'état initial, supposé continu, et Ω_t à l'instant t après la transformation. Puisque nous étudions des tissus mous, solide hyperélastique en grande déformation, modélisé par des coques avec épaisseur, la description de ce type de problème de milieu continu est « Lagrangienne », c'est-à-dire, que le mouvement de tout point matériel est suivi au cours du temps, par rapport à son état initial. Prenons la figure 3.1 comme exemple, un point matériel à l'instant t_0 est repéré par son vecteur de position dans un système de référence fixe $(O, \vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3)$:

$$\vec{X} = \overrightarrow{O\mathbf{p}_0} = X_1\vec{e}_1 + X_2\vec{e}_2 + X_3\vec{e}_3, \quad (3.1)$$

avec (X_1, X_2, X_3) les coordonnées du point matériel \mathbf{p}_0 , dites variables de Lagrange. De même, un point matériel à l'instant t est repéré par :

$$\vec{x} = \overrightarrow{O\mathbf{p}_t} = x_1\vec{e}_1 + x_2\vec{e}_2 + x_3\vec{e}_3, \quad (3.2)$$

avec (x_1, x_2, x_3) les coordonnées du point matériel \mathbf{p}_t , dites variables d'Euler. La transformation est décrite par une fonction bijective continue $\Phi : \mathbf{p}_0 \in \Omega_0 \rightarrow \mathbf{p}_t \in \Omega_t$:

$$\begin{aligned} \vec{x} &= \Phi(\vec{X}, t), \\ x_i &= \Phi_i(X_1, X_2, X_3, t), \quad \text{avec } i = 1, 2, 3. \end{aligned} \quad (3.3)$$

Ainsi, chaque point matériel de Ω_t est suivi par cette fonction pendant la transformation, en liaison avec sa position initiale.

Grâce à la formulation précédente, on peut définir un vecteur de déplacement associé à un point matériel, qui décrit son mouvement au cours de la transformation :

$$\vec{u} = \overrightarrow{\mathbf{p}_0\mathbf{p}_t} = \vec{x} - \vec{X} = \Phi(\vec{X}, t) - \vec{X}. \quad (3.4)$$

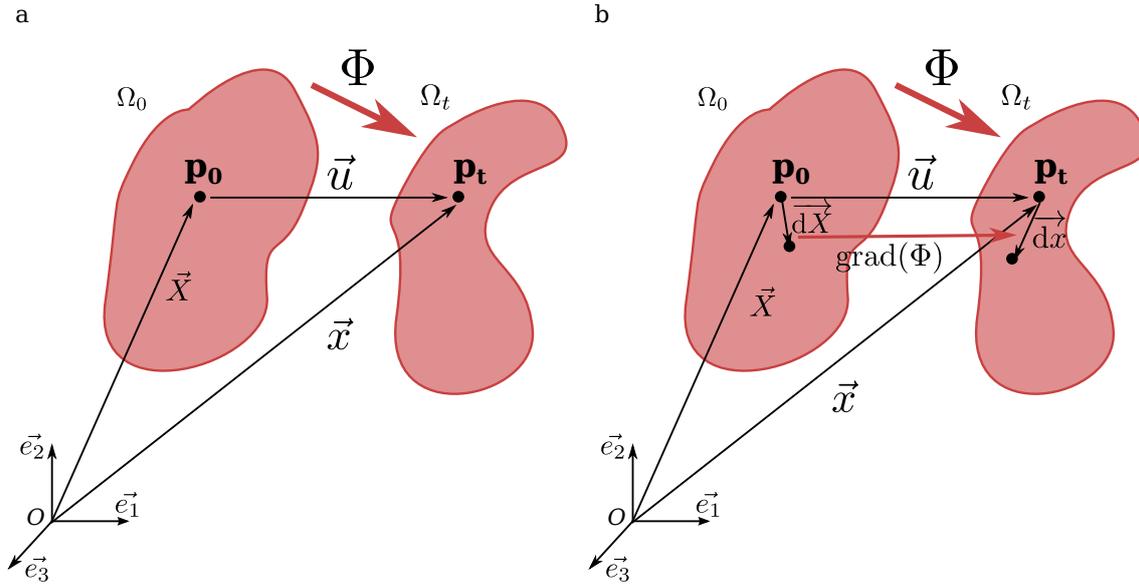


Figure 3.1 – Description d’un milieu continu : description lagrangienne. (a) Configuration initiale et à l’instant t avec positions et déplacements ; (b) Transformation d’un vecteur lié à deux points infiniment proches.

Ainsi, le vecteur de déplacement \vec{u} s’exprime en fonction du point matériel (position) dans la configuration initiale et du temps. En associant à chaque point matériel le vecteur de déplacement \vec{u} , on obtient un champ de déplacement qui décrit complètement le mouvement du solide (le domaine) ou de son sous-ensemble au cours de la transformation. Le déplacement et la position du point matériel ne suffisent pas à caractériser l’état du solide sous transformation, ou plutôt déformation. En effet, on ne peut pas déduire l’état de déformation du solide à partir des déplacements non nuls seuls (par exemple, une translation ou une rotation simple). Dans la section suivante, nous décrirons comment obtenir les déformations, à partir de cette description.

3.2.2 Déformations d’un milieu continu

L’état de déformation du domaine est déduit par la variation des distances et des orientations relatives entre deux points matériels au cours du temps. Considérons encore la translation : dans ce cas, la distance entre deux points matériels quelconques ne varie pas au cours du temps ; l’objet est donc transformé mais ne subit pas de déformation. Il est nécessaire d’utiliser des calculs plus avancés pour décrire l’état de déformation.

On introduit ainsi le tenseur gradient de la transformation F qui permet de relier l’état initial à l’état déformé par : $d\vec{x} = F d\vec{X}$. F est tel que :

$$F = \text{grad}(\Phi(\vec{X})) = \frac{\partial x_i}{\partial X_j} = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_1}{\partial X_1} & \frac{\partial x_1}{\partial X_2} & \frac{\partial x_1}{\partial X_3} \\ \frac{\partial x_2}{\partial X_1} & \frac{\partial x_2}{\partial X_2} & \frac{\partial x_2}{\partial X_3} \\ \frac{\partial x_3}{\partial X_1} & \frac{\partial x_3}{\partial X_2} & \frac{\partial x_3}{\partial X_3} \end{bmatrix}_{(\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3)} . \quad (3.5)$$

On en déduit facilement le gradient du déplacement :

$$\text{grad}(\vec{u}) = \frac{d\vec{x}}{d\vec{X}} - \frac{d\vec{X}}{d\vec{X}} = F - \mathbb{I}, \quad (3.6)$$

où \mathbb{I} est la matrice identité. Enfin, on peut exprimer cette distance infiniment petite par le produit scalaire, en utilisant F :

$$\begin{aligned} \overrightarrow{dx}^T \cdot \overrightarrow{dx} &= (F \overrightarrow{dX})^T \cdot F \overrightarrow{dX} \\ &= \overrightarrow{dX}^T \cdot F^T F \overrightarrow{dX}. \end{aligned} \quad (3.7)$$

La différence des distances et des orientations est alors :

$$\begin{aligned} \overrightarrow{dx}^T \cdot \overrightarrow{dx} - \overrightarrow{dX}^T \cdot \overrightarrow{dX} &= \overrightarrow{dX}^T \cdot F^T F \overrightarrow{dX} - \overrightarrow{dX}^T \overrightarrow{dX} \\ &= \overrightarrow{dX}^T \cdot (F^T F - \mathbb{I}) \overrightarrow{dX} \\ &= 2 \overrightarrow{dX}^T \cdot \frac{1}{2} (F^T F - \mathbb{I}) \overrightarrow{dX}. \end{aligned} \quad (3.8)$$

Le tenseur $\frac{1}{2}(F^T F - \mathbb{I})$ est appelée le tenseur de Green-Lagrange. Il est largement utilisé pour décrire l'état de déformation. L'équation 3.9 montre la relation entre le tenseur de déformation et le gradient de déplacement. Ce tenseur est nul si et seulement si les déplacements sont nuls : en cas de mouvement du corps rigide (la déformation n'existe pas).

$$\begin{aligned} \epsilon &= \frac{1}{2}(F^T F - \mathbb{I}) \\ &= \frac{1}{2}((\text{grad}(\vec{u}) + \mathbb{I})^T (\text{grad}(\vec{u}) + \mathbb{I}) - \mathbb{I}) \\ &= \frac{1}{2}(\text{grad}(\vec{u}) + \text{grad}(\vec{u})^T + \text{grad}(\vec{u})^T \times \text{grad}(\vec{u})). \end{aligned} \quad (3.9)$$

De même, en associant un tenseur des déformations à chaque point matériel du domaine, on obtient un champ de déformation, qui décrit intégralement l'état de déformation de l'objet étudié ou de son sous-ensemble.

Nous nous intéressons maintenant à un type particulier de déformation : le cisaillement. Cette déformation est associée par une variation de l'angle lorsque la force est appliquée tangentiellement à la surface. L'état du cisaillement est représenté par des termes non diagonaux du tenseur de la déformation ϵ . Dans notre cas, l'évaluation du cisaillement entre les organes nous permettra de connaître l'état de déformation des fascias au cours du temps, et d'en déduire leur impact sur l'apparition des pathologies.

Le lecteur pourra consulter [Fung, 1993; Nealen et al., 2006] pour une référence non exhaustive.

3.3 Méthode de suivi

Notre méthode de traitements d'IRM dynamique se compose de deux étapes : le suivi semi-automatique des mouvements par un modèle analytique (B-spline présenté dans le chapitre précédent et Bézier présenté dans la section suivante) au cours du temps (chaque image dans la séquence dynamique correspond à un instant t) et le calcul des déplacements et des cisaillements à partir des modèles recalés. Dans un premier temps, les modèles d'organes dans la configuration initiale (l'instant 0, la première image) sont créés par la méthode de détection présentée dans le chapitre 2. Dans un second temps, ces modèles sont recalés pour correspondre à la configuration à l'instant t , c'est-à-dire, aux organes déformés dans les images de la séquence dynamique. Ce processus de recalage s'effectue de manière récursive : le modèle de l'instant t est recalé pour correspondre à l'image suivante (l'instant $t + 1$). De la même façon que la méthode de recalage utilisée pour détecter les organes en 2D, le processus de suivi est basé sur la minimisation de l'écart entre l'image réelle et virtuelle. Une fois que les modèles des organes correspondant à chaque instant sont reconstruits, les mouvements des organes sont bien suivis au cours du temps. Finalement, un champ de déplacements et un champ de cisaillement peuvent être calculés par la formulation analytique.

Cependant, ce type de traitement pour calculer les déplacements peut se révéler problématique. Comme nous l'avons décrit dans la section 3.2, le déplacement caractérise le mouvement des points matériels dans un repère fixe. Notre calcul de déplacement se base sur les coordonnées curvilignes du modèle B-spline qui varie au cours du temps. Ce repère est donc mobile, autrement dit, nous ne pouvons pas garantir que les vecteurs de déplacement suivent toujours les mêmes points matériels. Par conséquent, il existerait des mouvements (ou glissements) le long du contour qui ne sont pas vrais au sens mécanique. C'est un problème courant dans le recalage d'images. Dans le cas de traitements *ex vivo*, une mouchetis peut être appliquée sur les éprouvettes pour que les images aient des taches arbitraires. Cela rend possible l'identification des points matériels. Dans le cas *in vivo*, il faut trouver un autre moyen pour identifier les points matériels le mieux possible.

Pour cette raison, le modèle de B-spline est découpé en morceaux de courbes de Bézier cubiques. Cela diminuera la liberté des mouvements le long du contour au cours de la déformation. En outre, le point de raccord de deux morceaux de courbes de Bézier marque un point matériel où la courbure est plus forte qu'aux autres endroits. Ainsi nous imposons l'hypothèse anatomique suivante : les points saillants sur la surface d'organe restent des points matériels, basés sur l'observation des images médicales. Ces points matériels, nommés « features » sont d'abord suivis par la méthode d'estimation du flot optique [Lucas et al., 1981].

La figure 3.2 montre le schéma de fonctionnement de notre méthode. Dans les sections suivantes, nous allons présenter dans l'ordre le choix des points matériels (Section 3.3.1), le suivi des mouvements (Section 3.3.2), le calcul de déplacements (Section 3.4.1) et de cisaillements (Section 3.4.2), ainsi que les résultats et les discussions (Section 3.6).

3.3.1 Choix des points matériels

Vue la forte flexibilité d'un contour B-spline d'ordre 3, nous avons eu des difficultés à suivre les organes en utilisant ce modèle. Nous employons un nouveau modèle découpant le contour en sous morceaux dont chacun est une courbe de Bézier d'ordre 3. Les points de raccord sont

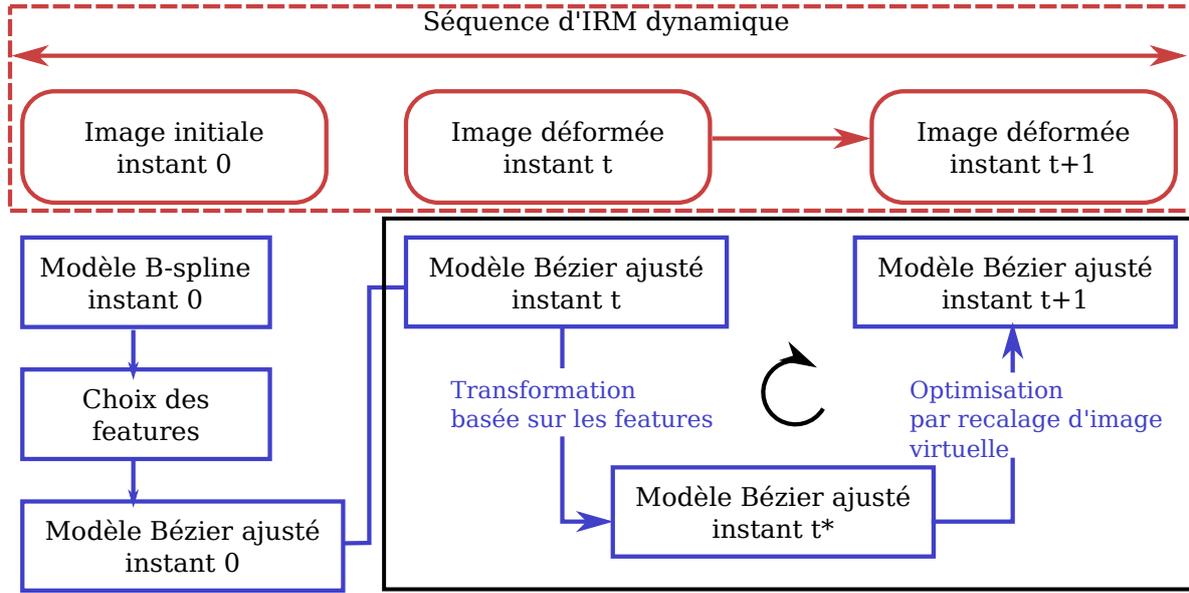


Figure 3.2 – Principe de la méthode de suivi. L’initialisation de contours dans la première image est réalisée par le recalage de modèles de B-spline sur l’IRM par l’intermédiaire d’une image virtuelle générée [Semin et al., 2011; Réthoré et François, 2014; Jiang et al., 2015]. Des points « feature » sont ensuite automatiquement identifiés. Le contour est décomposé en morceaux de courbes de Bézier (modèle ajusté) pour obtenir le modèle initial correspondant à la première image. Dans les images suivantes de la séquence, les points « features » et les contours de Bézier sont recalés en deux étapes (détaillé par la suite) [Jiang et al., 2017].

considérés comme des points matériels sous l’hypothèse que les points où apparaît la plus forte courbure restent toujours un point matériel de l’organe.

Supposons qu’un organe de configuration initiale (instant 0) est représenté par un contour B-spline cubique $\mathcal{B}^0(u) = \sum_{i=0}^{n-1} \mathcal{N}_{i,3}(u)\mathbf{P}_i$. Par définition, la courbure κ dépend de la seconde dérivée par rapport à l’abscisse curviligne, l’équation suivante est la formule ajustée pour calculer la courbure en utilisant l’abscisse classique de B-spline (cf. Cours de la géométrie différentielle [Busé, 2004]) :

$$\kappa(u) = \frac{\|\mathcal{B}^{0'}(u) \times \mathcal{B}^{0''}(u)\|}{\|\mathcal{B}^{0'}(u)\|^3}, \quad (3.10)$$

où on note $\mathcal{B}^{0'}(u) = \frac{d\mathcal{B}^0}{du}(u)$, $\mathcal{B}^{0''}(u) = \frac{d^2\mathcal{B}^0}{du^2}(u)$ et \times est le produit vectoriel. Ainsi la courbure est obtenue de manière analytique pour tous les points sur le contour de B-spline. L’objectif est de trouver les points matériels les plus représentatifs le long du contour, autrement dit, les points qui présentent la plus forte courbure. Le motif des pixels est plus discriminant à ces endroits, ces points peuvent donc être mieux identifiés et suivis par l’algorithme. Pour ce faire, les critères suivants sont imposés :

- nombre maximal et minimal des points matériels à sélectionner (« MaxNbFeatures » et « MinNbFeatures »)
- distance curviligne minimale entre deux points (« MinDetectRadius ») pour que ces points « features » soient répartis plus uniformément

- seuil de courbure (« CurvThreshold ») pour éviter de sélectionner des points sur les segments plats.

Ainsi, l'algorithme 2 permet de localiser les points matériels les plus représentatifs le long du contour à un pixel près (en ajustant le nombre d'échantillonnages m). La figure 3.3 montre les

Data: Liste des abscisses de B-spline des points échantillonnés sur le contour :
 $[u_0, u_1, \dots, u_{m-1}]$ et un vecteur indiquant l'état de traitement de ces points :
 $[e_0, e_1, \dots, e_{m-1}]$, 0 pour « non traité », 1 pour « rejeté » et 2 pour « sélectionné pour feature »

Result: Liste des abscisses de B-spline des « features » sélectionnés : $[f_0, f_1, \dots]$

```

begin
  // Initialiser: tous les  $[u_0, u_1, \dots, u_{m-1}]$  sont marqués « non traités »
  for  $i \leftarrow 0$  to  $m - 1$  do
    |  $e_i \leftarrow 0$ 
  end
  for  $nb \leftarrow 0$  to  $\text{MaxNbFeatures} - 1$  do
    Trouver  $u_k$  tel que  $\kappa(u_k)$  soit maximal et  $e_k = 0$ 
    // sélectionné comme feature
     $e_k \leftarrow 2$ 
    // Rejeter les points échantillonnés autour de  $u_k$ 
    for  $i \leftarrow 1$  to  $\text{MinDetectRadius}$  do
      if  $\frac{e_{(k+i) \bmod m} = 0}{e_{(k+i) \bmod m} \leftarrow 1}$  then
        end
      if  $\frac{e_{k-i} = 0}{e_{k-i} \leftarrow 1}$  then
        end
      // Sans oublier gérer les indices négatifs
    end
    // Vérifier la condition d'arrêt
    if  $\kappa(u_k) < \text{CurvThreshold}$  et  $nb \geq \text{MinNbFeatures}$  then
      | Sortir de la boucle
    end
  end
  Vérifier qu'il y a assez de features en sauvegardant les  $u_i \forall e_i = 2$ 
end

```

Algorithm 2: Choix des points matériels, notés « features ».

points matériels sélectionnés par l'algorithme avec une carte curviligne le long du contour de courbure. Les points finaux sont triés suivant l'orientation de contour B-spline.

A partir des ces points sélectionnés $[\mathbf{pf}_0, \mathbf{pf}_1, \dots, \mathbf{pf}_l]$, où $\mathbf{pf}_i = \mathcal{B}^0(u_{k_i})$, nous créons des morceaux de courbes de Bézier cubiques qui s'attachent à ces points et présentent la même forme que le contour B-spline initial, c'est le modèle ajusté. Parmi les quatre points de contrôle d'une courbe Bézier, les deux extrêmes sont déjà fixés, confondus aux points « features ». Avec ces $l + 1$ points, $l + 1$ morceaux de courbe de Bézier sont formés. Prenons le premier morceau entre \mathbf{pf}_0 et \mathbf{pf}_1 comme exemple, la courbe Bézier \mathcal{S}_0 est définie par l'équation 3.12 avec les

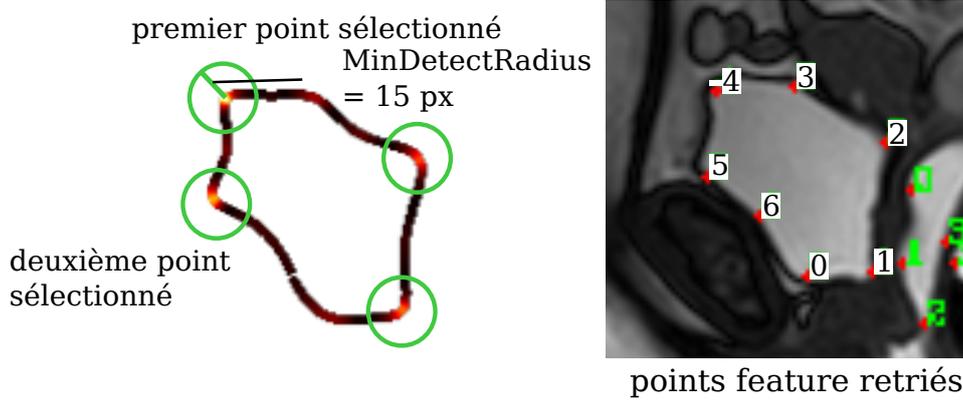


Figure 3.3 – Choix des points matériels le long du contour B-spline.

polynômes de Bernstein $\mathcal{M}_{i,p} : u \in [0, 1] \rightarrow [0, 1]$:

$$\mathcal{M}_{i,p}(u) = \frac{p!}{i!(p-i)!} u^i (1-u)^{p-i}, \quad (3.11)$$

$$\mathcal{S}_0(u) = \sum_{i=0}^3 \mathcal{M}_{i,3}(u) \mathbf{p}_i, \quad (3.12)$$

où $\mathbf{p}_0 = \mathbf{p}_{f_0}$ et $\mathbf{p}_3 = \mathbf{p}_{f_1}$. Ensuite les deux points de contrôle libres \mathbf{p}_1 et \mathbf{p}_2 sont déterminés pour que le morceau de courbe de Bézier colle avec le contour B-spline initial dans l'intervalle $[u_{k_0}, u_{k_1}]$. La projection des morceaux de Bézier sur le contour B-spline se réalise par la méthode des moindres carrés pour minimiser l'écart entre les deux courbes (voir la figure 3.4 pour l'illustration et l'annexe A.2 pour les calculs). Les traitements suivants seront réalisés avec ce modèle ajusté qui permet plus de certitudes sur le calcul de déplacement et de cisaillement, et élimine des faux glissements le long du contour.

3.3.2 Suivi des modèles au cours du temps

Suivi des points matériels

Comme nous l'avons annoncé, pour assurer le calcul de déplacement et de cisaillement, des contraintes « physiques » doivent être ajoutées pour mieux décrire la déformation par rapport à la détection simple des contours. De plus, nous nous intéressons uniquement aux parois des organes pour analyser les mobilités liées aux structures de suspension. Le recalage pour suivi de mouvements doit donc être guidé par les points « features », considérés comme des contraintes.

Chaque morceau de courbe de Bézier a deux points de contrôle « fixes » et deux libres, qui seront optimisés de façon différente. Dans cette partie, les deux points de contrôle extrêmes, considérés comme points matériels, sont d'abord traités. Cela consiste en un problème de suivi des points caractéristiques dans un flux d'images. L'approche de flot optique proposée par [Lucas et al., 1981] est bien adaptée à notre besoin. Elle se base sur la variation locale d'intensité lumineuse (le niveau de gris) dans un flux d'images, sous l'hypothèse que le flot soit constant.

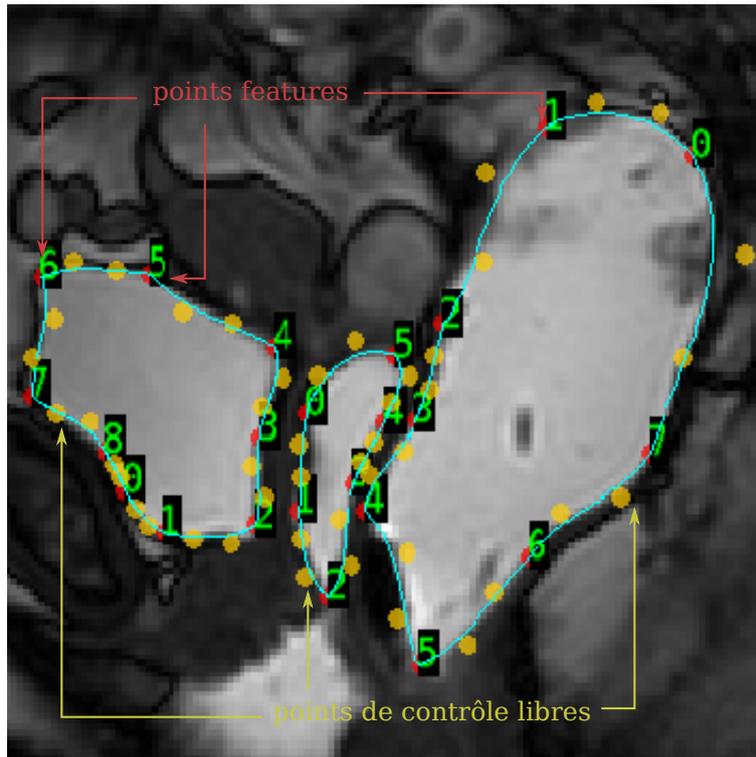


Figure 3.4 – Le modèle des contours ajusté à l’instant 0 (image générée par notre application).

En raison de l’évaluation locale du flot, il est sous-entendu que la déformation entre images ne doit pas être grande, et que dans une région de niveau de gris uniforme les points sont mal suivis [Brox et Malik, 2011]. Cependant dans notre cas, les points à suivre se situent aux bords des organes où il y a aussi une variation forte de forme. Avec la fréquence d’acquisition d’environ une image par seconde, la déformation entre deux images (instant t et $t + 1$) est relativement petite. Tout cela permet d’avoir une bonne performance. Il ne reste qu’à déterminer la bonne taille de fenêtre assez grande pour que le motif soit plus représentatif autour d’un point à suivre, et assez petite pour respecter la propriété de localité. Ce choix de taille dépend généralement de l’image, qui devrait être ajusté de façon empirique (voir la figure 3.5).

Une fois que la transformation des points « features » est obtenue par le flot optique, elle est aussi appliquée sur les deux points de contrôle adjacents pour obtenir le modèle intermédiaire entre deux instants. Soit la première courbe Bézier \mathcal{S}_0 avec les points de contrôle $[\mathbf{p}_0 = \mathbf{pf}_0, \mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3 = \mathbf{pf}_1]$, après cette transformation, on obtient :

$$\mathcal{S}_0^*(u) = \mathcal{M}_{0,3}(u)T_0(\mathbf{p}_0) + \mathcal{M}_{1,3}(u)T_0(\mathbf{p}_1) + \mathcal{M}_{2,3}(u)T_1(\mathbf{p}_2) + \mathcal{M}_{3,3}(u)T_1(\mathbf{p}_3), \quad (3.13)$$

où $T_0(\mathbf{pf}_0) = \mathbf{pf}_0^*$ et $T_1(\mathbf{pf}_1) = \mathbf{pf}_1^*$ déterminés par le flot optique (voir la transformation de t à t^* dans la figure 3.6).

Optimisation par image virtuelle

Comme le montre la figure 3.6, la dernière étape de recalage consiste à ajuster les deux points de contrôle libre associés à chaque morceau de courbe de Bézier. Afin de minimiser le glissement

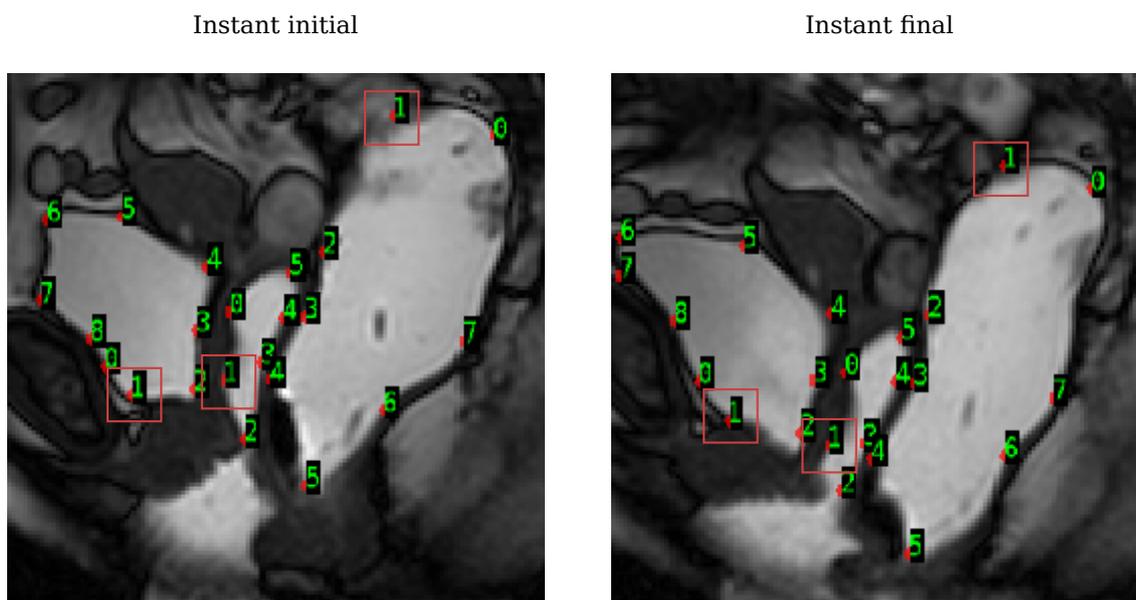


Figure 3.5 – Résultat de suivi des points « features » par flot optique : taille de fenêtre = 30×30 pixel².

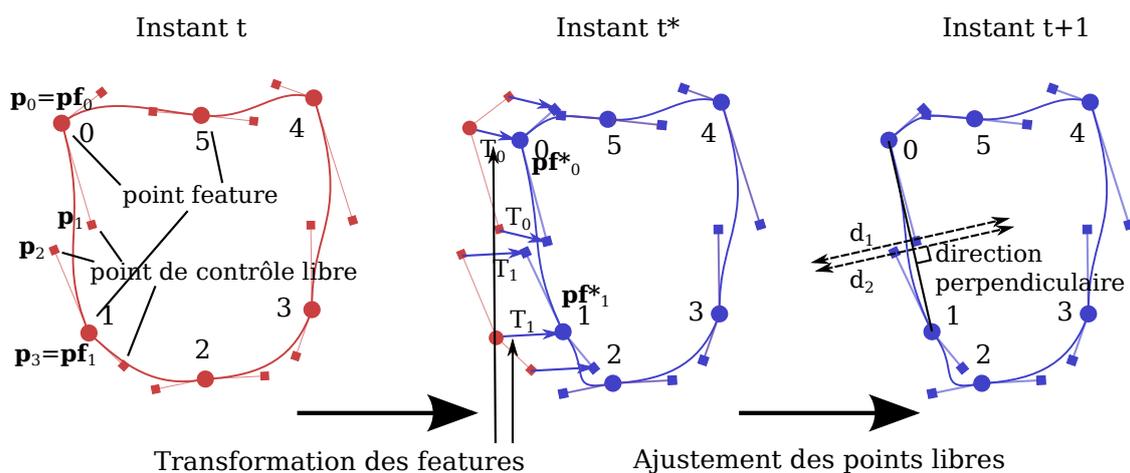


Figure 3.6 – Recalage du modèle de l'instant t à l'instant $t + 1$: d'abord, les points « features » sont recalés en satisfaisant l'équation de flot optique, par exemple, la transformation de point 0 et 1. Ensuite, cette transformation est aussi appliquée sur les points de contrôle libres voisins pour obtenir le modèle intermédiaire à l'instant t^* . Finalement, les deux points de contrôle libre entre 0 et 1 sont ajustés suivant la direction perpendiculaire du segment (avec l'amplitude d_1 et d_2) pour recaler sur l'image et obtenir le modèle à l'instant $t + 1$.

le long du contour et de diminuer le nombre des degrés de liberté, le mouvement des deux points est limité dans la direction perpendiculaire au segment qui relie les deux points extrêmes (points « features »). L'amplitude de mouvement est aussi limitée car il n'y a pas de nouveau point saillant qui apparaît au cours de la déformation (nous avons appliqué une échelle de -7 à $+7$ pixels). Après la transformation des points « features », les morceaux de courbes de Bézier sont proches de l'organe déformé. Cependant, l'ajustement des deux points libre permettrait

toujours d'obtenir un modèle plus finement ajusté sur le contour d'organe. De même que pour les B-spline, l'optimisation des positions des deux points se réalise par la minimisation de l'écart entre l'image réelle et virtuelle.

Nous prenons maintenant le premier morceau de courbe de Bézier \mathcal{S}_0 et $[\mathbf{p}_0 = \mathbf{p}\mathbf{f}_0, \mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3 = \mathbf{p}\mathbf{f}_1]$ pour l'exemple, l'optimisation des autres morceaux se réalise séparément et de la même façon. Soit $\vec{\mathbf{N}}$ la direction perpendiculaire au segment $(\overrightarrow{\mathbf{p}_0\mathbf{p}_3} \cdot \vec{\mathbf{N}} = 0)$; d_1 et d_2 les décalages des points \mathbf{p}_1 et \mathbf{p}_2 par rapport à leur position actuel. La courbe de Bézier \mathcal{S}_0 est redéfinie en fonction de d_1 et d_2 :

$$\mathcal{S}_0(d_1, d_2; u) = \mathcal{M}_{0,3}(u)\mathbf{p}_0 + \mathcal{M}_{1,3}(\mathbf{p}_1 + d_1\vec{\mathbf{N}}) + \mathcal{M}_{2,3}(u)(\mathbf{p}_2 + d_2\vec{\mathbf{N}}) + \mathcal{M}_{3,3}(u)\mathbf{p}_3. \quad (3.14)$$

De façon analogue à l'équation 2.19, la fonction-objectif à minimiser peut être formulée en fonction de d_1 et d_2 :

$$E_{image}(d_1, d_2) = \sum_u \sum_v [I_R(\mathcal{S}_0(d_1, d_2; u) + v\mathbf{n}(u)) - \mathcal{L}(v)]^2. \quad (3.15)$$

Rappelons que $\mathbf{n}(u)$ est la direction normale de la courbe de Bézier et que \mathcal{L} est la fonction « level set » (Équation 2.13). Après la minimisation de E_{image} pour chaque morceau de Bézier ($\mathcal{S}_0, \mathcal{S}_1, \dots, \mathcal{S}_{\text{nombre de morceaux}-1}$), le modèle final correspondant à la configuration d'instant $t+1$ sera obtenu (Figure 3.6). A partir du modèle, de forme analytique, nous allons calculer le champ de déplacement et de cisaillement sur la paroi d'organe et la zone inter-organe.

3.4 Calcul des champs de déplacements et de cisaillement

Une fois que le mouvement des organes a été suivi, les champs de déplacement et de cisaillement inter-organe peuvent être extraits grâce à la forme analytique du modèle géométrique. Pour ce faire, un certain nombre de points ont été échantillonnés dans la zone d'intérêt (les parois des organes et les zones entre ces organes) de la configuration initiale. Les champs sont définis de manière continue, néanmoins en pratique, l'analyse des mobilités est réalisée sur ces positions discrètes, définies à l'instant initial. Ensuite, les déplacements et les cisaillements seront calculés par rapport à ces positions de points initiales (description Lagrangienne). Sachant que les positions sont associées aux coordonnées paramétriques de la courbe de Bézier, le calcul reste dans ce repère, lié aux courbes de Bézier. Nous avons déjà présenté dans les sections précédentes les contraintes imposées afin que ce repérage soit réaliste au sens mécanique.

3.4.1 Déplacements

Le champ de déplacement est évalué séparément par organe et par morceau de Bézier. Soit \mathcal{S}_0^0 le premier morceau de Bézier dans la configuration initiale à t_0 . Pour chaque morceau de Bézier, par exemple \mathcal{S}_0 sans perte de généralité, N points $\{\mathbf{x}_i^0\}$ sont échantillonnés sur le contour en utilisant la paramétrisation de Bézier : $\mathbf{x}_i^0 = \mathcal{S}_0^0(u_i), i = 0, \dots, N-1$ et $u_i = i/N$. En utilisant le modèle \mathcal{S}_0^t recalé correspondant à l'instant t , ajusté sur l'image t dans la séquence d'IRM dynamique, nous obtenons ainsi pour chaque point un vecteur de déplacement $\overrightarrow{\mathbf{d}\mathbf{p}_i^t}$:

$$\overrightarrow{\mathbf{d}\mathbf{p}_i^t} = \mathbf{x}_i^t - \mathbf{x}_i^0 = \mathcal{S}_0^t(u_i) - \mathcal{S}_0^0(u_i). \quad (3.16)$$

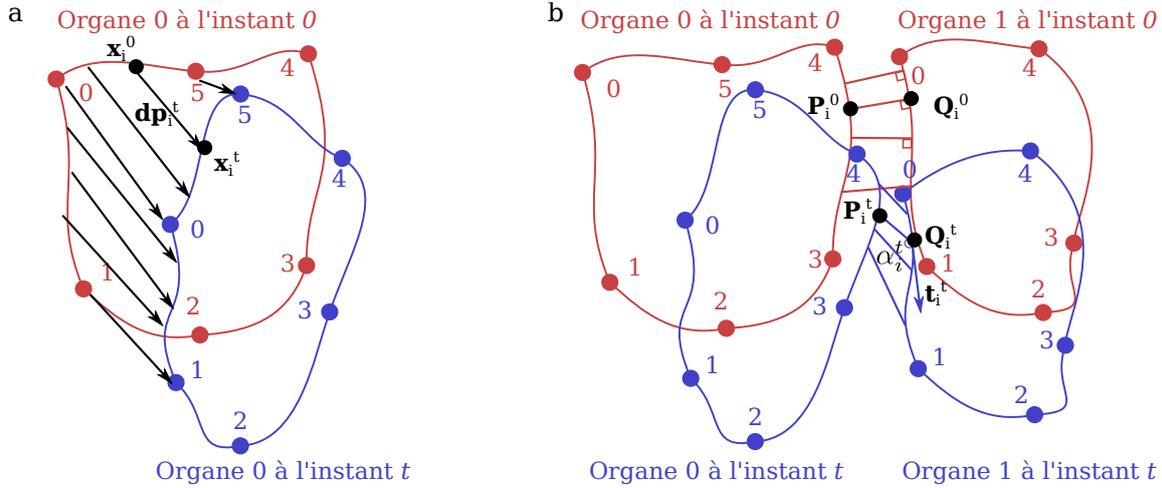


Figure 3.7 – Illustration de calcul de déplacement et de cisaillement.

Après le calcul pour tous ces points discrets générés, l'ensemble des vecteurs $\overrightarrow{dp_i^t}$ décrit un champ de déplacement à l'instant t , selon la description lagrangienne du mouvement (Figure 3.7(a)). Ce calcul sera ensuite effectué pour chaque instant t dans la séquence.

3.4.2 Cisaillement inter-organes

Concernant le cisaillement, le vagin est choisi pour référence, vue sa position centrale. Ainsi, le cisaillement est évalué par rapport au vagin. L'inversion de référence peut modifier les quantités mesurées. Dans la configuration initiale, des segments inter-organes perpendiculaires à la paroi de vagin sont générés pour évaluer ensuite la variation des angles (quantification de cisaillement). D'abord la zone d'intérêt est choisie manuellement sur la vessie pour le calcul du cisaillement entre la vessie et le vagin (de même, sur le rectum pour celui entre le vagin et le rectum). Dans la zone associée à la vessie, M points $\{\mathbf{P}_i^0\}$ sont échantillonnés. Étant donné qu'à l'instant t_0 les cisaillements sont nuls, ces points sont projetés orthogonalement au vagin pour obtenir M points $\{\mathbf{Q}_i^0\}$ sur le contour du vagin. Ainsi dans la configuration initiale, M segments sont créés par l'appariement des points $\mathbf{P}_i^0 \mathbf{Q}_i^0$. En présence de déformation, les segments initialement perpendiculaires à la paroi de vagin vont dévier, ce qui donnera le signe de l'apparition du cisaillement. Les positions de \mathbf{P}_i^t et \mathbf{Q}_i^t peuvent être obtenues par leur déplacement. Notons \vec{t}_i^t le vecteur tangent du vagin sur le point \mathbf{Q}_i^t à l'instant t . Le cisaillement sera décrit par la variation d'angles de ces segments. Sans perte de généralité, pour une position \mathbf{Q}_i le cisaillement est calculé par l'équation suivante :

$$\alpha_i^t = \arccos\left(\frac{\overrightarrow{Q_i^t P_i^t} \cdot \vec{t}_i^t}{\|\overrightarrow{Q_i^t P_i^t}\| \cdot \|\vec{t}_i^t\|}\right), \quad (3.17)$$

$$\text{cisaillement}_i^t = \tan\left(\frac{\pi}{2} - \alpha_i^t\right). \quad (3.18)$$

Finalement, après le calcul pour toutes les positions de la zone d'intérêt, l'ensemble des valeurs de cisaillement décrit un champ de cisaillement à l'instant t (Figure 3.7(b)). De même, ce calcul sera

ensuite fait pour chaque instant t dans la séquence. Nous pourrions obtenir une représentation spatio-temporelle du cisaillement entre la vessie et le vagin, le vagin et le rectum pour l'analyse de l'impact de l'affaiblissement des structures de suspension.

3.5 Validation et comparaison des méthodes

Deux méthodes ont été proposées et implémentées pour le suivi temporel de mouvements des organes : "Suivi des contours géométrique par B-spline" et "Suivi des points matériels par modèle Bézier ajusté". Dans cette section, une validation et une comparaison des deux méthodes sont mises en place pour l'analyse de la plausibilité et de la fiabilité des résultats du calcul.

3.5.1 Validation avec des images prototypiques

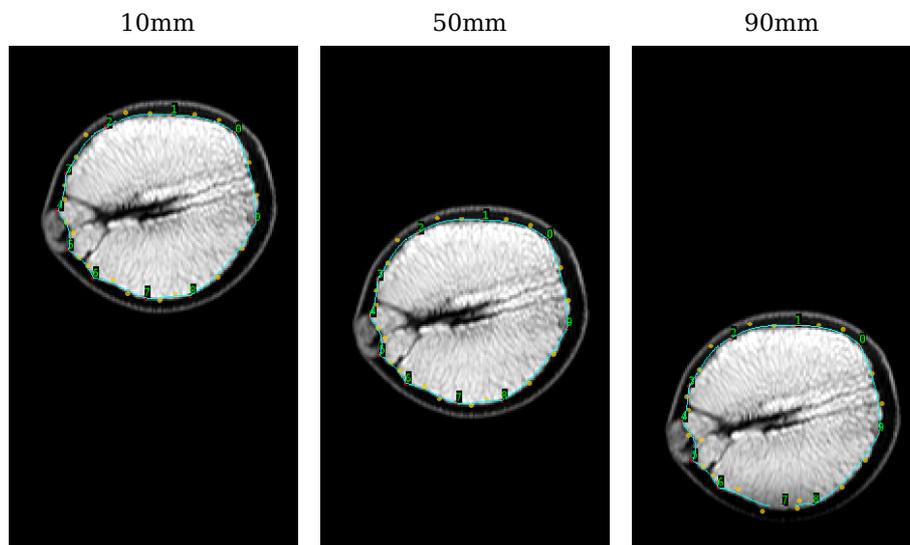


Figure 3.8 – Validation de l'algorithme de suivi : contour de l'orange détecté pour un déplacement imposé de 10, 50 et 90 mm.

Dans un premier temps, nous avons validé notre méthode "Suivi des points matériels par modèle Bézier ajusté" en utilisant des IRM dynamiques prototypiques. Ces IRM consistent à réaliser des images dynamiques d'une orange à laquelle est appliquée une transformation de corps rigide : un déplacement imposé de 0 à 90 mm. La résolution spatiale des images est de $0,73 \text{ mm pixel}^{-1}$ et la taille est de 149×261 pixels. Le suivi automatique du contour de l'orange pour un déplacement imposé de 10, 50 et 90 mm est présenté dans la figure 3.8. Dans ce cas particulier de grands déplacements entre les images, chaque itération de l'algorithme de flot optique a été initialisée par rapport au barycentre de l'image pour assurer la qualité du suivi des points.

Le champ des déplacements calculés est illustré par la figure 3.9. Théoriquement les déplacements présentés dans les images devraient être constants le long du contour et égaux à 10, 50 et 90 mm, cependant les images sont discrètes et ne sont pas claires partout dans la pratique. Dans la figure, nous pouvons constater que l'amplitude des déplacements calculés est très proche de celle imposée avec un écart maximal d'environ 2 mm. D'ailleurs une validation statistique des

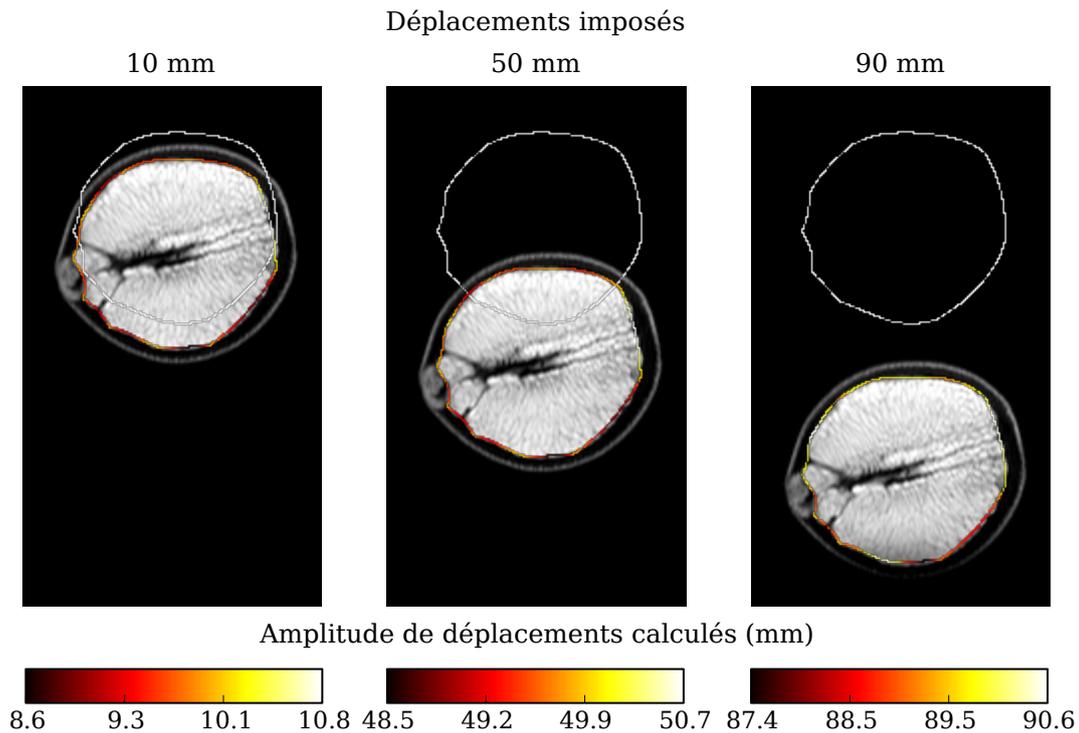


Figure 3.9 – Validation du calcul de déplacements : contour initial illustré en blanc et contour suivi illustré en couleur en fonction de l’amplitude des déplacements calculés le long du contour (pour un déplacement imposé de 10, 50 et 90 mm).

résultats a été réalisée, illustrée par la figure 3.10. L’évaluation du déplacement moyen des positions le long du contour démontre la pertinence du calcul, par rapport au déplacement imposé. Pour un déplacement de 90 mm, on observe l’écart-type de moins de 1 mm.

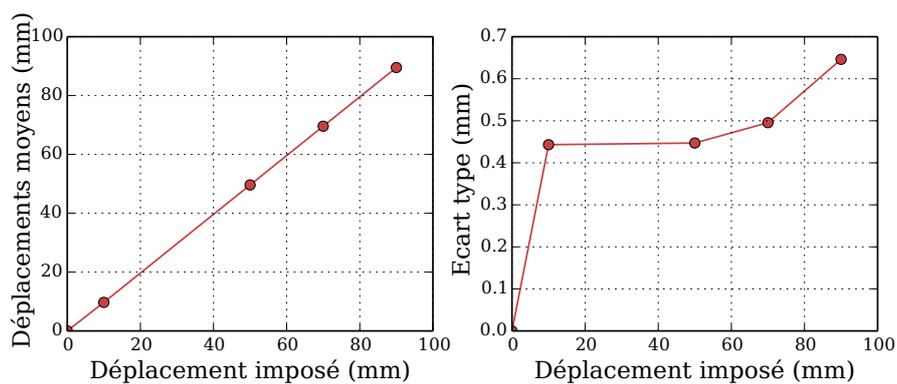


Figure 3.10 – Validation statistique du calcul de déplacements : le déplacement moyen (à gauche) et l’écart type (à droite) des positions le long du contour, en fonction du déplacement imposé.

3.5.2 Comparaison et analyse des deux méthodes

Comme nous l'avons indiqué précédemment, la première méthode "Suivi des contours géométriques" consiste à utiliser le modèle B-spline en déplaçant les points de contrôle librement selon les images dynamiques, alors que la deuxième méthode "Suivi des points matériels (Bézier)" ajoute des contraintes aux déplacements du contour. Dans cette section, nous allons valider l'approche avec des points matériels en appliquant les deux méthodes à des mêmes jeux de données (séquence d'images) pour une comparaison quantitative.

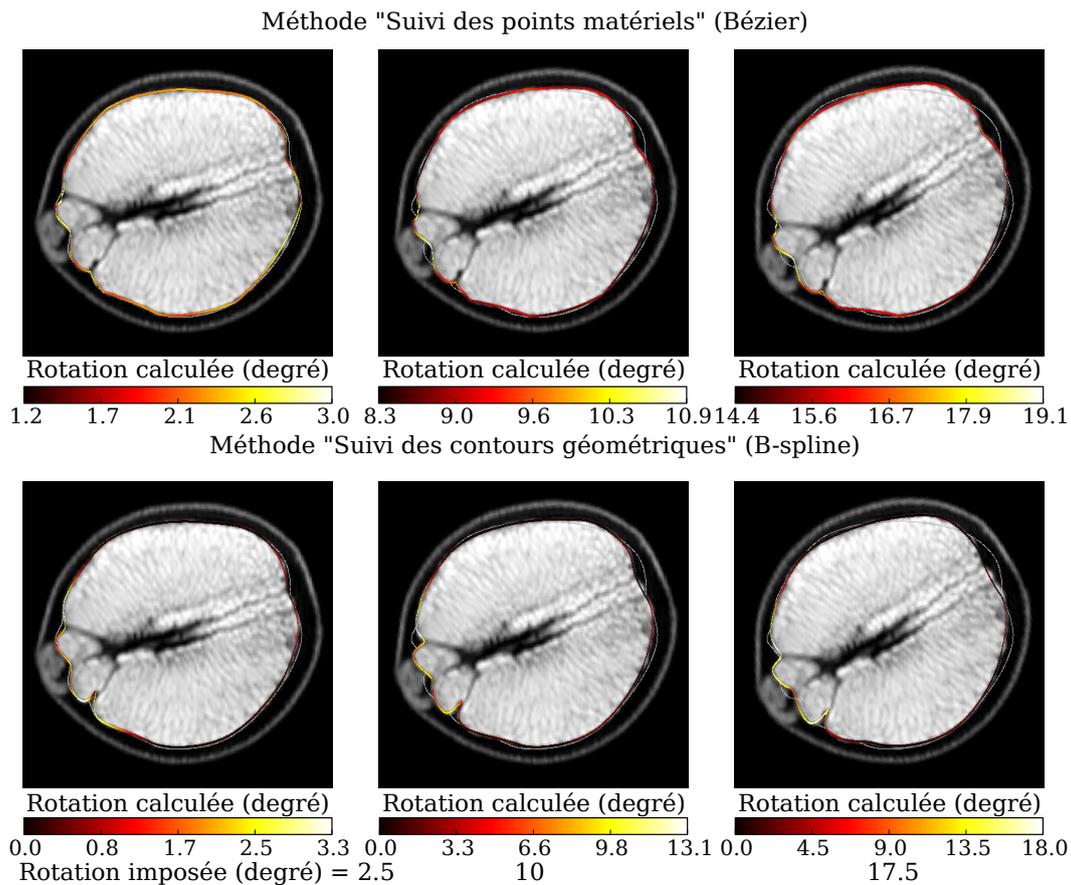


Figure 3.11 – Comparaison de l'angle de rotation calculé par les deux méthodes (en haut et en bas) : contour initial illustré en blanc, et contour suivi illustré en couleur en fonction de l'angle de rotation calculé le long du contour (pour une rotation imposée de 2, 5, 10, 0 et 17, 5 degrés).

Images prototypiques

Les images prototypiques de l'orange sont réutilisées. Néanmoins cette fois-ci l'image est tournée numériquement de 0 à 20° afin de créer une rotation car généralement les techniques de recalage sont très sensibles à la rotation qui provoque des problèmes de glissements. Les angles de rotation calculés sont illustrés dans la figure 3.11. Normalement les valeurs devraient être constantes le long du contour, et égales à celles imposées. On peut observer que la première méthode "Suivi des contours géométriques (B-spline)" détecte à peine la rotation. En particulier

la rotation calculée est presque nulle sur l'ensemble de la partie plate du contour. Au contraire, la deuxième méthode calcule mieux la rotation ayant un peu de glissements légers sur la partie plate. En conséquence, les valeurs calculées par cette dernière méthode sont beaucoup plus proches de celles imposées.

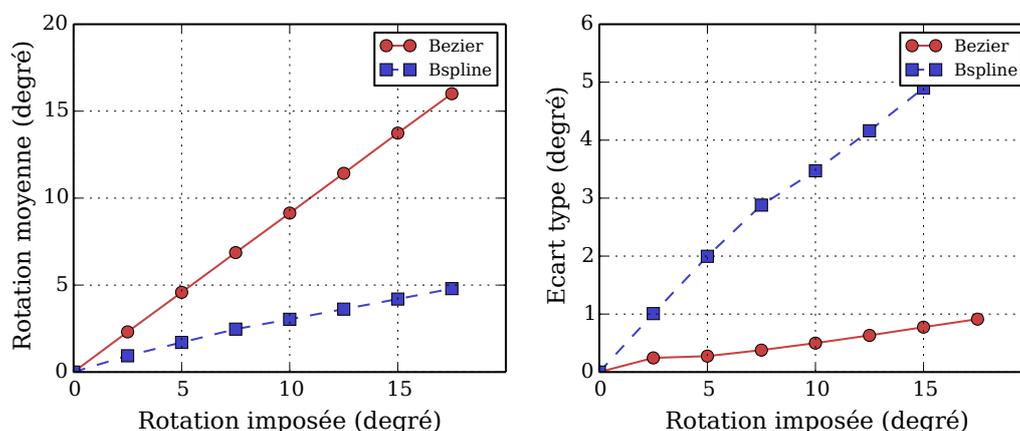


Figure 3.12 – Validation statistique du calcul de l'angle de rotation : l'angle de rotation moyen (à gauche) et l'écart type (à droite) des positions le long du contour, en fonction de la rotation imposée (résultats de la méthode B-spline affichés en carreaux et ceux de la méthode Bézier affichés en ronds).

Afin de mettre en évidence la différence, la figure 3.12 montre une comparaison statistique. Pour la méthode Bézier, l'angle de rotation moyen reste encore proportionnel au degré imposé et les écarts types sont inférieurs à 1 degré ; au contraire, les valeurs calculées par l'autre méthode s'écartent beaucoup du résultat théorique.

IRM pelviennes de mobilité normale

Nous avons validé sur l'exemple précédent que la méthode « Bézier » fonctionne mieux pour des mouvements rigides de déplacement et rotation. Nous allons aussi le valider sur des déformations pour des cas réels de mobilité pelvienne. L'objectif est d'évaluer l'effet de glissement ainsi que l'incertitude du calcul des déplacements et du cisaillement. Le test est réalisé avec une séquence d'IRM dynamique d'un témoin sain, contenant 35 images. La résolution spatiale des images est de $1.17 \text{ mm pixel}^{-1}$ et la taille est de 256×256 pixels.

La comparaison visuelle des deux méthodes est illustrée dans la figure 3.13. Les champs des déplacements et du cisaillement au milieu de la poussée abdominale, correspondant à la 20ème image dans la séquence de 35 images, sont utilisés pour mettre en évidence la différence. Concernant le résultat de la méthode B-spline, certains déplacements s'étendent extrêmement vers le bas du vagin (voir les flèches rouges qui pointent vers le bas dans la figure 3.13(b)). D'un point de vue physio-anatomique, des structures, *p. ex.* les fascias existent entre la vessie et le vagin (espace vésico-vaginal). La vessie, le vagin et les fascias se sont « attachés » l'un à l'autre. De tels matériaux ne sont pas censés s'étirer considérablement lors de la déformation, surtout dans le contexte de mobilité normale. Les parois d'organes ne doivent pas se déplacer librement. C'est pourquoi la discontinuité anormale des déplacements sur la paroi vaginale antérieure ne semble pas physiquement plausible (Figure 3.13(b)). Il en va de même pour la paroi vaginale postérieure.

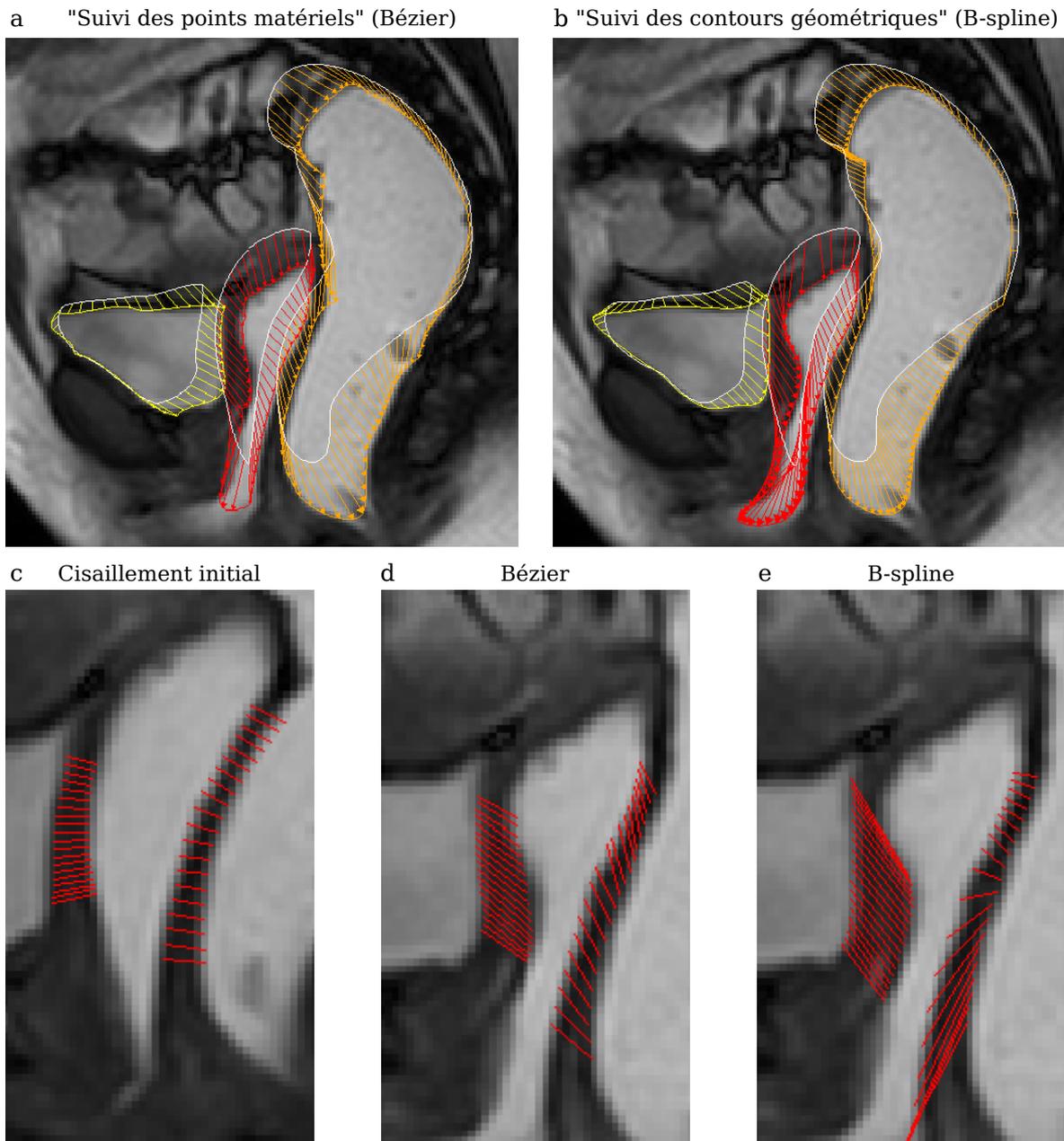


Figure 3.13 – Comparaison visuelle des deux méthodes dans un cas réel de mobilité normale. En haut, sont illustrés les déplacements au milieu de la poussée abdominale, calculés par la méthode "Suivi des points matériels" (a) et la méthode "Suivi des contours géométriques" (b). Les contours initiaux sont illustrés en blanc. En bas, sont illustrés les segments initiaux indiquant l'absence du cisaillement (c) et la déviation des segments au milieu de la poussée indiquant des cisaillements, calculée par les deux méthodes (d,e).

Sur la figure 3.13(d,e), on peut constater une différence dans les champs du cisaillement donnés par chaque méthode. En particulier, les champs du cisaillement à la paroi vaginale postérieure, (Figure 3.13(e)) est irréguliers et non physiques.

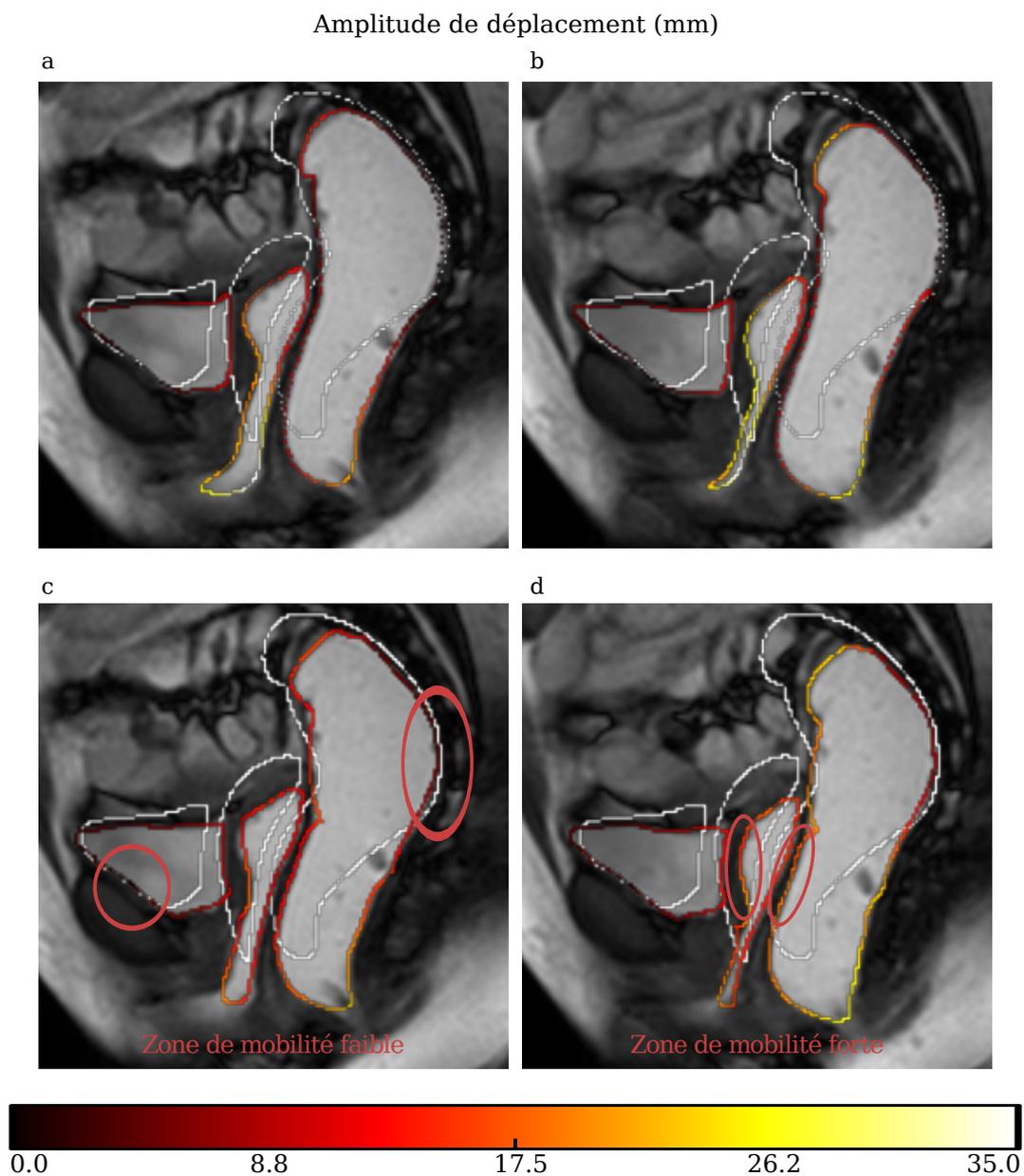


Figure 3.14 – Comparaison quantitative des deux méthodes dans un cas réel de mobilité normale : illustration en couleur de l'amplitude de déplacements au milieu et à la fin de la poussée, calculés par la méthode "Suivi des contours géométriques (B-spline)" (a,b) et la méthode "Suivi des points matériels (Bézier)" (c,d).

La comparaison quantitative est présentée dans la figure 3.14. Les zones autour du pubis et de l'accolement sacro-rectal sont identifiées comme des zones de mobilités faibles [Lecomte-Grosbras et al., 2015]. D'un point de vue anatomique, la vessie et le rectum sont fixés à ces os au cours de la déformation. Les deux méthodes donnent des résultats cohérents. Cependant avec la méthode B-spline, un point fixe a été pré-défini pour chaque organe, substituant les extrémités de B-spline, pour bien positionner les contours initiaux. Par conséquent, il est normal

pour la méthode B-spline de retrouver ces zones de mobilités faibles. Dans l'espace vésico-vaginal et recto-vaginal (parois vaginales antérieures et postérieures) et inférieur du rectum, de fortes mobilités peuvent être observées [Lecomte-Grosbras et al., 2015], où atteint environ 22 mm l'amplitude des déplacements calculés par la méthode Bézier. Grâce à l'ensemble de ces comparaisons entre la méthode "Suivi des contours géométriques (B-spline)" et "Suivi des points matériels (Bézier)", notre choix s'est porté sur la méthode « Bézier » parce que le suivi des points matériels est essentiel et que cette méthode donne des résultats plus physiques. Dans la section suivante, nous allons appliquer cette méthode à des cas cliniques dans des contextes d'hypermobilité et d'hypomobilité.

3.6 Applications de la méthode

3.6.1 Application dans le contexte de l'hypermobilité

La méthode de recalage de Bézier, a été utilisée sur la séquence d'IRM dynamiques d'une patiente atteinte de prolapsus génital. À cause des grands déplacements présentés dans le contexte de l'hypermobilité, l'algorithme a rencontré certaines limites, surtout lorsque l'utérus était trop grand et descendait beaucoup. Nous aimerions également mentionner d'autres limites dues à des effets inattendus dans l'image : le gel intravaginal et intrarectal, introduit pour augmenter la visibilité des organes dans l'IRM, peut couler à travers la cavité pendant que la patiente pousse ; aussi des matières internes des organes peuvent rendre l'image floue. Tous ces effets peuvent conduire les contours suivis à s'écarter des vrais contours anatomiques.

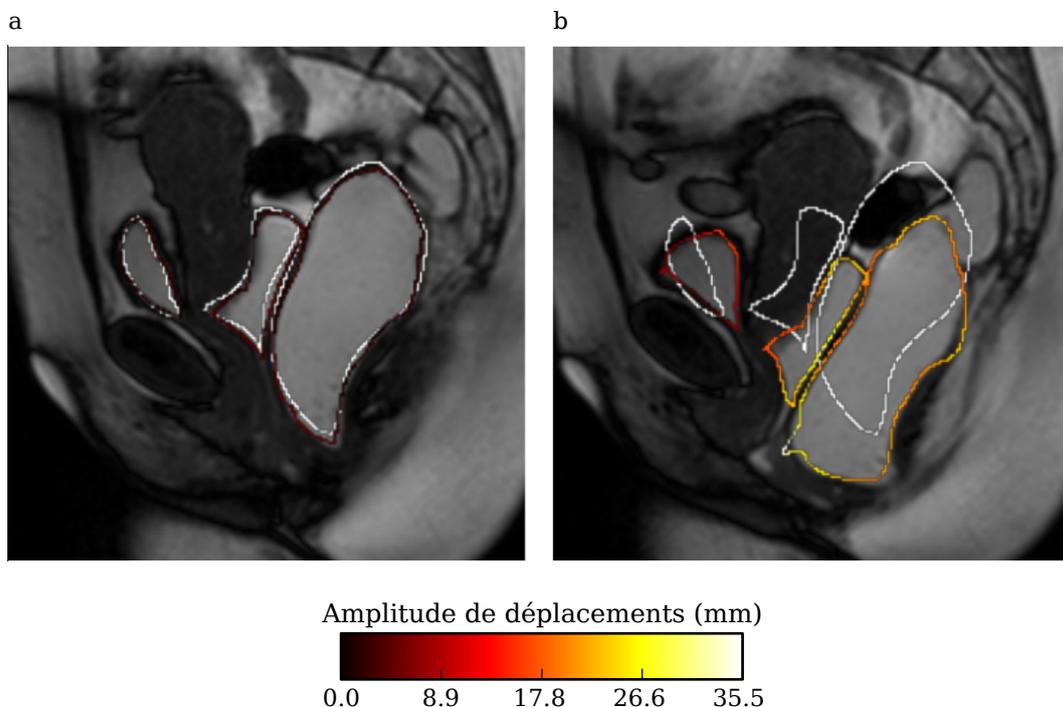


Figure 3.15 – Évaluation quantitative des déplacements pour un cas d'hypermobilité : au début de la poussée abdominale (a) et au milieu de la poussée (b). Les contours initiaux sont illustrés en blanc.

Nous avons utilisé pour l'analyse une séquence restreinte du début au milieu de la déformation (de la poussée abdominale) qui contient 14 images, dont la résolution spatiale est de $1,15 \text{ mm pixel}^{-1}$ et la taille de 240×240 pixels. On peut constater que, dans les zones à grandes mobilités (paroi vaginale postérieure) l'amplitude des déplacements (Figure 3.15(b)) est plus élevée que dans le cas de mobilité normale (Figure 3.14(c)). L'amplitude des déplacements est proche de 25 mm par rapport à 15 mm pour la situation physiologique normale.

3.6.2 Application dans le contexte de l'hypomobilité

Le même processus a été appliqué sur l'ensemble des images d'une patiente atteinte d'endométriose pelvienne. La séquence d'IRM contient 32 images, dont la résolution spatiale est de $1,17 \text{ mm pixel}^{-1}$ et la taille de 256×256 pixels. En raison de la présence de discontinuités dans l'image, formées par des plis du rectum, seule la partie inférieure du rectum a été prise en compte pour l'analyse.

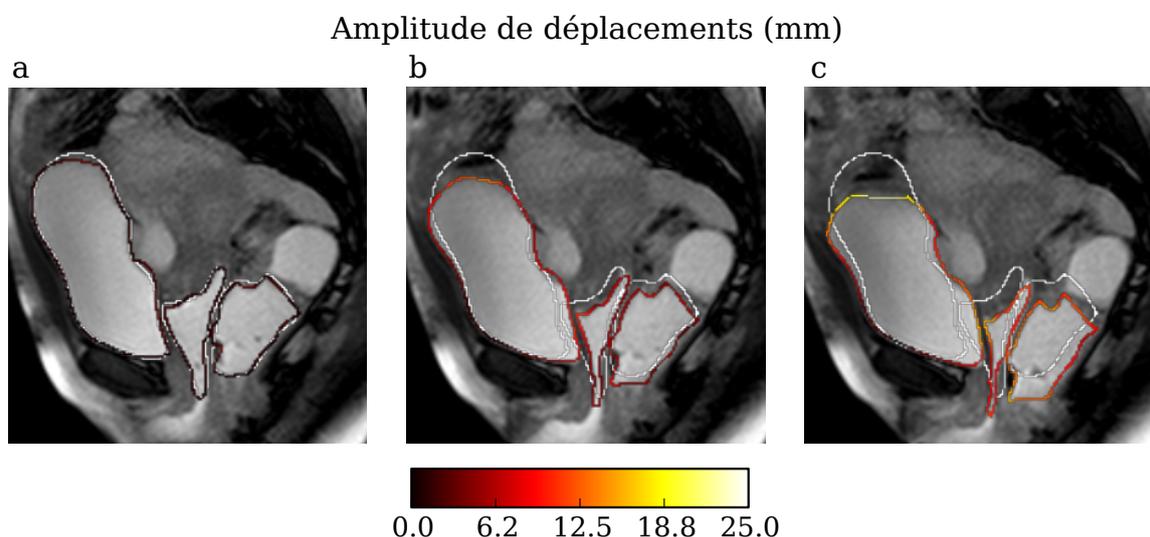


Figure 3.16 – Évaluation quantitative des déplacements pour un cas d'hypomobilité : au début de la poussée abdominale (a), au milieu de la poussée (b) et à la fin de la poussée (c). Les contours initiaux sont illustrés en blanc.

Dans la zone de haute mobilité, l'amplitude des déplacements n'atteint qu'environ 10 mm, même à la fin de la poussée (Figure 3.16), ce qui correspond au contexte de l'hypomobilité : les lésions d'endométriose créent des adhérences entre les organes qui limitent leur mobilité. Ces exemples ont été réalisés sur un ordinateur de bureau quadricoeur à 3,10 GHz avec 16 Go de mémoire vive. Le temps de calcul était d'environ 45 secondes par image.

3.6.3 Illustration des champs de cisaillement

L'évaluation de la déformation de cisaillement inter-organes a un intérêt médical : elle permet de mieux identifier les structures responsables des pathologies et les zones de défaillance, ce qui peut permettre un meilleur diagnostic et une proposition adaptée de thérapie pour une médecine personnalisée.

Pour le cas des mobilités normales, la figure 3.17 montre l'estimation du champ des cisaillements aux interfaces entre les organes : paroi antérieure (espace vésico-vaginal) et postérieure (espace recto-vaginal) du vagin. La quantification du cisaillement est représentée dans une cartographie spatio-temporelle. Afin de présenter plus clairement l'évolution du cisaillement à des positions différentes au cours du temps, la valeur du cisaillement est exprimée en degrés au lieu de la tangente ($\frac{\pi}{2} - \alpha_i^t$ dans l'équation 3.18). Au cours de la déformation, les coordonnées curvilignes (de 0 à 20°) permettent d'identifier les positions sur la paroi vaginale (du haut vers le bas).

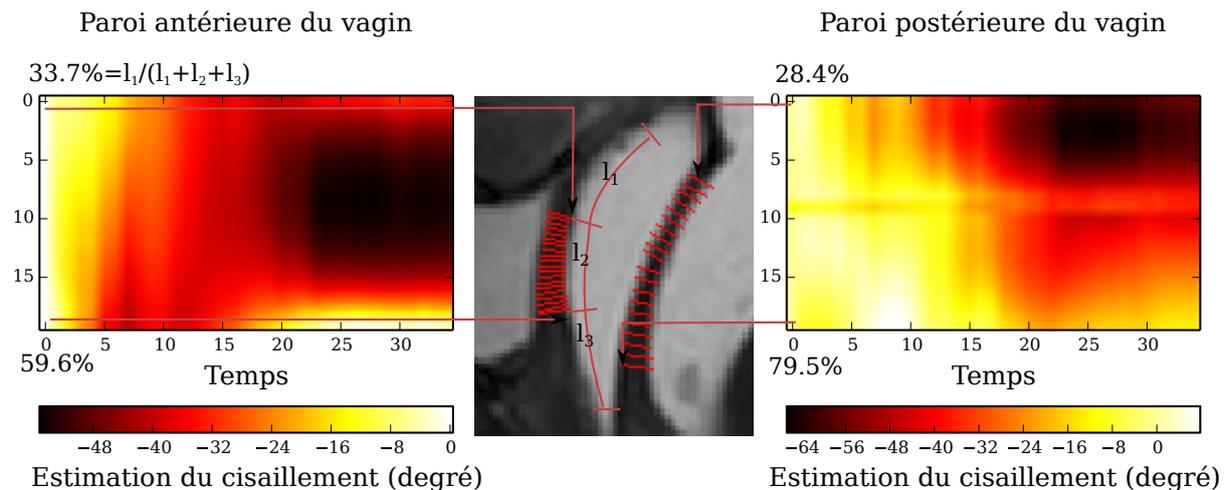


Figure 3.17 – Représentation spatio-temporelle du cisaillement dans l'interface entre les organes (espace vésico-vaginal et recto-vaginal) du début à la fin de poussée, dans le contexte de mobilité normale.

Les positions sont définies par l'utilisateur en choisissant une zone d'intérêt. Nous utilisons le pourcentage de la longueur par rapport à la semi-circonférence du vagin dans la coupe d'image pour indiquer où cette zone est située sur la paroi vaginale. Sur la figure de gauche (paroi vaginale antérieure), des valeurs négatives signifient que le vagin descend plus rapidement que la vessie. De manière analogue, sur la figure de droite (paroi vaginale postérieure), des valeurs négatives signifient que le rectum descend plus vite que le vagin.

On peut observer que le cisaillement sur la partie antérieure du vagin apparaît moins important que sur la partie postérieure. Pour la partie postérieure, comme nous pouvons le déduire de façon approximative dans l'IRM dynamique, le rectum descend largement sous la pression de poussée. De plus, le cisaillement semble plus important dans la partie supérieure de la paroi vaginale qu'inférieure.

Dans les figures 3.18 et 3.19, l'estimation du champ de cisaillements est représentée respectivement pour des cas de l'hypomobilité et de l'hypermobilité. On peut observer dans la figure 3.18 que dans le cas de l'endométriose, le cisaillement entre les organes reste inférieur au cours du temps, par rapport au cas physiologique (mobilité normale). La figure 3.19 montre un cas de « cystocèle » de grade 3 (on parle de « cystocèle » lorsque la vessie pousse vers le vagin). Les résultats ont besoin de plus d'analyses dans le contexte clinique, cependant nous tenons à mentionner la présence des artefacts typiques pour la partie antérieure du vagin (ou bien l'espace vésico-vaginal). La discontinuité et l'irrégularité des cisaillements calculés sont dues

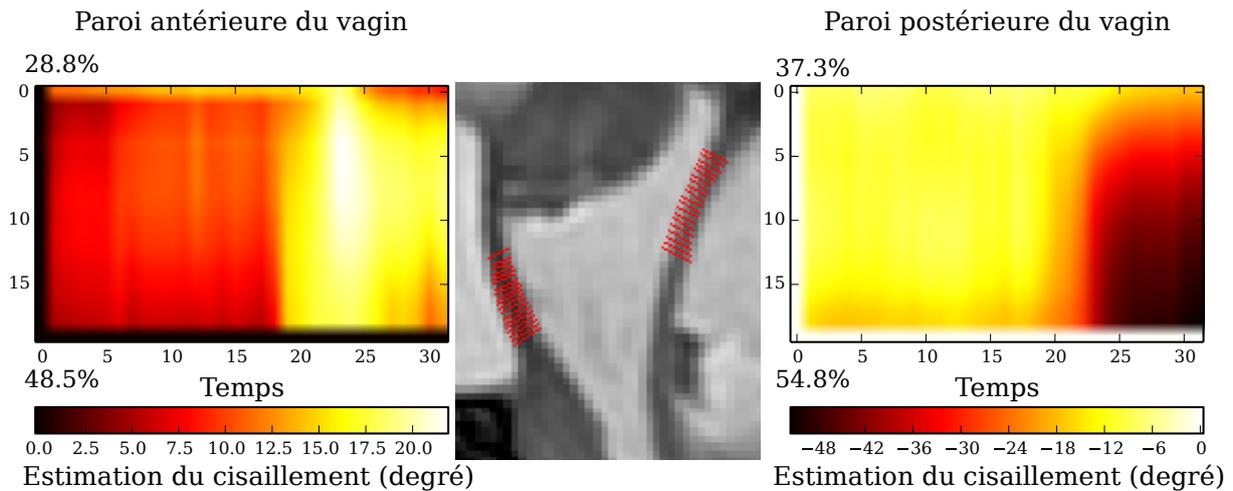


Figure 3.18 – Représentation spatio-temporelle du cisaillement dans l’interface entre les organes (espace vésico-vaginal et recto-vaginal) du début à la fin de poussée, pour un cas de l’hypomobilité.

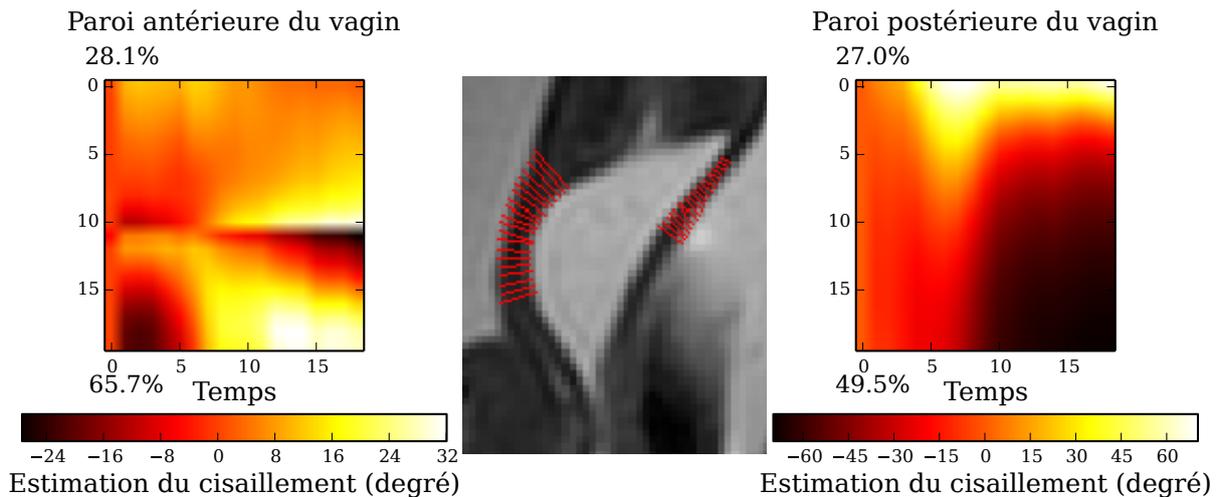


Figure 3.19 – Représentation spatio-temporelle du cisaillement dans l’interface entre les organes (espace vésico-vaginal et recto-vaginal) du début à la fin de poussée, pour un cas de l’hypermobilité.

à des limites de l’algorithme de flot optique que nous avons appliqué. Dans la figure 3.20, il peut être observé que les points matériels (« features ») 2, 3 et 4 situés sur la partie postérieure de la vessie glissent suivant la direction verticale, en créant des cisaillements inexistant. Ce type de défaillance de détection crée des artefacts qui produisent des cisaillements non physiques. Cette méthode montre l’évolution spatio-temporelle du cisaillement en liaison à des structures difficilement observables sur des images IRM, qui ne peuvent pas être visualisées et quantifiées autrement.

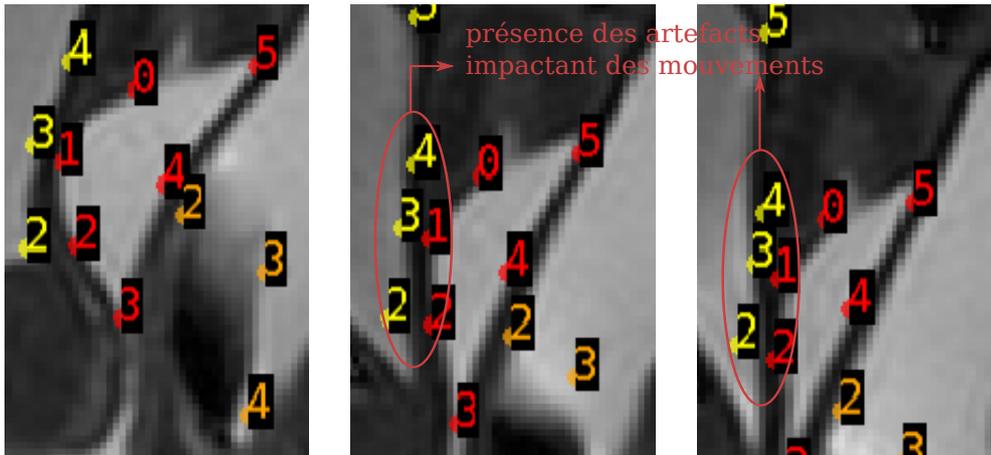


Figure 3.20 – Présence des artefacts typiques dans un cas d’hypermobilité, dus à des limites de l’algorithme de flot optique : sur la paroi postérieure de la vessie, glissent les points matériels 2, 3 et 4 suivant la direction verticale, en créant du cisaillement inexistant.

3.7 Conclusions et Perspectives

Dans ce chapitre, nous avons présenté l’utilisation du recalage de modèles déformables pour l’analyse de la cinématique des organes, à partir d’images médicales (IRM dynamique). Le mouvement des organes a été suivi de façon semi-automatique grâce au modèle géométrique analytique et à la corrélation d’image virtuelle. Enfin, à partir de la formulation analytique, nous avons pu calculer les champs de déplacement et de cisaillement. De plus, nous avons amélioré le modèle B-spline en le remplaçant par des morceaux de Bézier qui s’attachent aux points matériels sélectionnés. Cette modification permet de calculer les déplacements avec plus de certitudes, et surtout d’éviter de faux glissements le long du contour. Cependant nous avons imposé l’hypothèse que les points saillants de l’organe restent les mêmes points matériels au cours de la déformation. De plus, avec les images dynamiques 2D, nous ne pouvons pas tenir compte des mouvements hors-plan. Donc les mouvements sont plus proche d’une projection en 2D, qui reste une approximation assez raisonnable pour l’analyse de cinématique.

Afin de connaître des informations hors-plan de manière fiable, la première perspective est d’utiliser un modèle 3D recalé sur la séquence d’IRM dynamique pour compléter des mouvements aux endroits où aucunes données sont disponibles. L’idée est d’effectuer un suivi tridimensionnel des organes du système pelvien via un modèle 3D de simulation des éléments finis. Les points 2D suivis seront mis comme une contrainte permettant de piloter le modèle 3D. Avec la collaboration de l’équipe « AVR » du laboratoire « ICube » ¹ et de l’INRIA, nous avons mis en place des travaux préliminaires. Combinées avec la connaissance des géométries 3D et des points frontalières suivis, des simulations ont été réalisées dans le logiciel « SOFA » ² pour un cas réel de mobilité pelvienne (Figure 3.21).

L’analyse de la cinématique permet d’avoir un diagnostic quantitatif et objectif pour repérer les anomalies des mobilités pelviennes. Cela aidera à mieux préciser les structures responsables

1. <http://icube-avr.unistra.fr/>

2. <https://www.sofa-framework.org/>

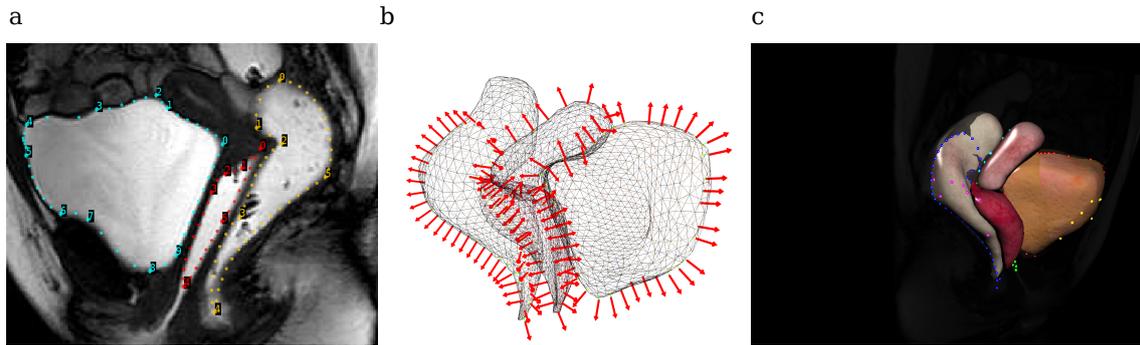


Figure 3.21 – Recalage 3D sur une séquence dynamique via un modèle de simulation : (a) points 2D sur les contours d'organe obtenus par l'algorithme de suivi dans une séquence d'IRM dynamique (b) points 2D utilisés comme contraintes géométriques imposées au modèle 3D (c) simulation 3D guidée par l'IRM dynamique dans le logiciel « SOFA ».

du prolapsus génital et les zones d'affaiblissement, ce qui peut permettre de proposer la technique chirurgicale la plus adaptée. De même dans l'endométriose cela pourrait permettre d'objectiver l'extension des lésions pour une meilleure planification de la prise en charge et une meilleure information des patientes.

Une autre perspective de ce travail est d'évaluer et de valider le calcul des cisaillements en utilisant plus de données de « terrain de vérité » ou des simulations numériques. De plus, les propriétés mécaniques comme le déplacement et le cisaillement pourraient également fournir des informations pour définir les conditions de chargement pour la simulation des modèles patiente-spécifiques, mais aussi à valider le modèle biomécanique dans le cadre des études ultérieures, pour la compréhension du mécanisme des pathologies.

RECONSTRUCTION ET MODÉLISATION DES ORGANES PELVIENS EN 3-DIMENSIONS

Ce chapitre est dédié à l'extension de notre méthode de recalage pour le traitement tridimensionnels et la reconstruction des organes pelviens à partir des images IRM 3D. Nous présentons dans un premier temps la motivation d'utiliser notre méthode de recalage pour la problématique de reconstruction en 3D. Ensuite, nous décrivons la stratégie proposée, qui consiste à déformer une géométrie générique bien définie pour l'aligner avec les images, en soulignant de nouveaux aspects par rapport aux traitements en 2D. Nous détaillons la paramétrisation des géométries, le passage des paramètres à la représentation des géométries, ainsi que son recalage vers l'image. Enfin, nous montrons l'intérêt de la méthode pour les applications médicales en mettant en place des tests de validation et notre preuve du concept.

Sommaire

4.1	Introduction	95
4.2	Principe de la méthode	96
4.2.1	Définition d'une géométrie surfacique	97
4.2.2	Paramétrisation des géométries	98
4.2.3	Fonction-objectif et optimisation	99
4.3	Validation du concept de la méthode	99
4.3.1	Modélisation et paramétrisation de la géométrie	99
4.3.2	Génération de l'image synthétique	100
4.3.3	Optimisation des paramètres	101
4.4	Application à la reconstruction à partir d'images médicales	106
4.4.1	Pré-traitement des images	106
4.4.2	Recalage global	107
4.4.3	Recalage local	109
4.4.4	Discussions	111
4.5	Résultats sur la reconstruction du système pelvien complet	112
4.6	Applications logicielles	116
4.7	Conclusions et Perspectives	119

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous cherchons à compléter la chaîne de traitements : des traitements des images, en passant par la modélisation bio-mécanique, jusqu'à la simulation médicale pour un outil d'aide à la compréhension. Située au début de cette chaîne, l'étape manquante, toutefois incontournable, est la modélisation des géométries des organes. Concrètement dit, elle consiste à créer, à partir d'images médicales, les modèles géométriques représentant les surfaces des organes, de qualité conforme au besoin de la simulation.

Comme nous l'avons mentionné dans le chapitre 1, la reconstruction géométrique à partir d'images patiente-spécifiques est un problème largement connu pour les applications médicales. La procédure est généralement effectuée en deux étapes : la segmentation et la modélisation des surfaces. Cependant, le volume segmenté est basé sur des voxels qui ne fournit pas directement les géométries de haute qualité en terme de simulation et le temps consacré à corriger ces surfaces (lissage, rectification etc.) est parfois sous-estimé. Rappelons que ce dernier processus de retouche et de lissage est aujourd'hui manuel, fastidieux et répétitif : un opérateur expérimenté, sur un logiciel dédié, a besoin de plusieurs jours de travail pour construire le modèle adéquat du système pelvien. D'ailleurs, la correction des surface ne peuvent pas prendre comme référence l'image de patiente, où il manque d'informations pour mesurer les erreurs générées par la modification des surfaces. Abordant de front ce problème, nous introduirons une nouvelle application du recalage des modèles à des images pour éviter la correction manuelle des géométries dégénérées. L'objectif de ce travail est de reconstruire semi-automatiquement à partir d'images médicales (IRM) des modèles géométriques, surtout lisses et réguliers qui pourront être utilisés pour des simulations, pourront être appliqués à des cas spécifiques des patientes.

L'approche vise à déformer un modèle générique bien défini pour l'adapter à l'organe présenté dans les images. Ainsi, le modèle final sera fonctionnel et simulable. Dans le chapitre 2, cette idée a été validée sur un jeu de données 2D pour la détection de multiples organes pelviens à partir d'IRM. Dans ce chapitre, nous nous focaliserons sur l'extension de la méthode des cas bidimensionnels (2D) aux tridimensionnels (3D) pour la reconstruction géométrique. En principe, le recalage en 3D est analogue à celui en 2D : recalage le modèle prédéfini vers l'image en optimisant ses degrés de liberté, à l'aide de la fonction-objectif. Cependant, par rapport à l'approche de 2D, de nouvelles particularités sont à souligner d'abord, et à discuter à la fin de ce chapitre :

- Les images 3D obtenues dans la réalité ne sont généralement pas formées de voxels isotropes : dans nos cas, le rapport de taille peut atteindre 1 : 8.
- Les contours d'organes ne sont pas tous nets sur certaines coupes, qui entraîne des défiances lorsque la méthode cherche à identifier l'organe.
- Une géométrie 3D est plus compliquée à modéliser : elle contient plus de paramètres (*i. e.* points de contrôle). Ensuite une surface de B-spline paramétrée est définie par une grille de points de contrôle qui sont disposés selon lignes et colonnes. L'insertion ou la suppression d'un point implique toute la ligne ou la colonne qui le contient. Cela empêche le raffinement à des endroits précis s'il le nécessite. Finalement, les frontières de raccordement doivent être gérées pour avoir au moins une continuité \mathcal{G}^1 aux raccords.
- Du point de vue d'application, le modèle final devrait pouvoir être importé directement dans des logiciels de conception et simulation, tels que CATIA et ABAQUS.

Quant à l'image virtuelle, le principe est le même qu'en 2D. Son domaine consiste en une coque fine au voisinage de la surface et son niveau de gris est défini par la même fonction « level set ». Nous allons d'abord présenter les quatre éléments clés dans la section suivante : définition des géométries, paramétrisation des géométries, fonctions liées aux images, ainsi que le processus d'optimisation. Nous mettons en place ensuite une validation de l'approche avec des cas de test qui utilisent une image synthétique, générée d'une géométrie simple. Finalement, la méthode est appliquée aux images médicales pour la reconstruction 3D spécifiques des patients. Nous espérons que cela montre l'intérêt de la méthode pour les applications médicales impliquant la modélisation géométrique.

4.2 Principe de la méthode

Dans cette partie, le principe de la méthode sera présenté, en particulier des étapes où de nouveaux aspects sont introduits pour la modélisation en 3D : la définition et paramétrisation des géométries, les pré-traitements des images, et le processus d'optimisation. En regroupant tous ces éléments, nous montrons la chaîne des traitements dans la figure 4.1.

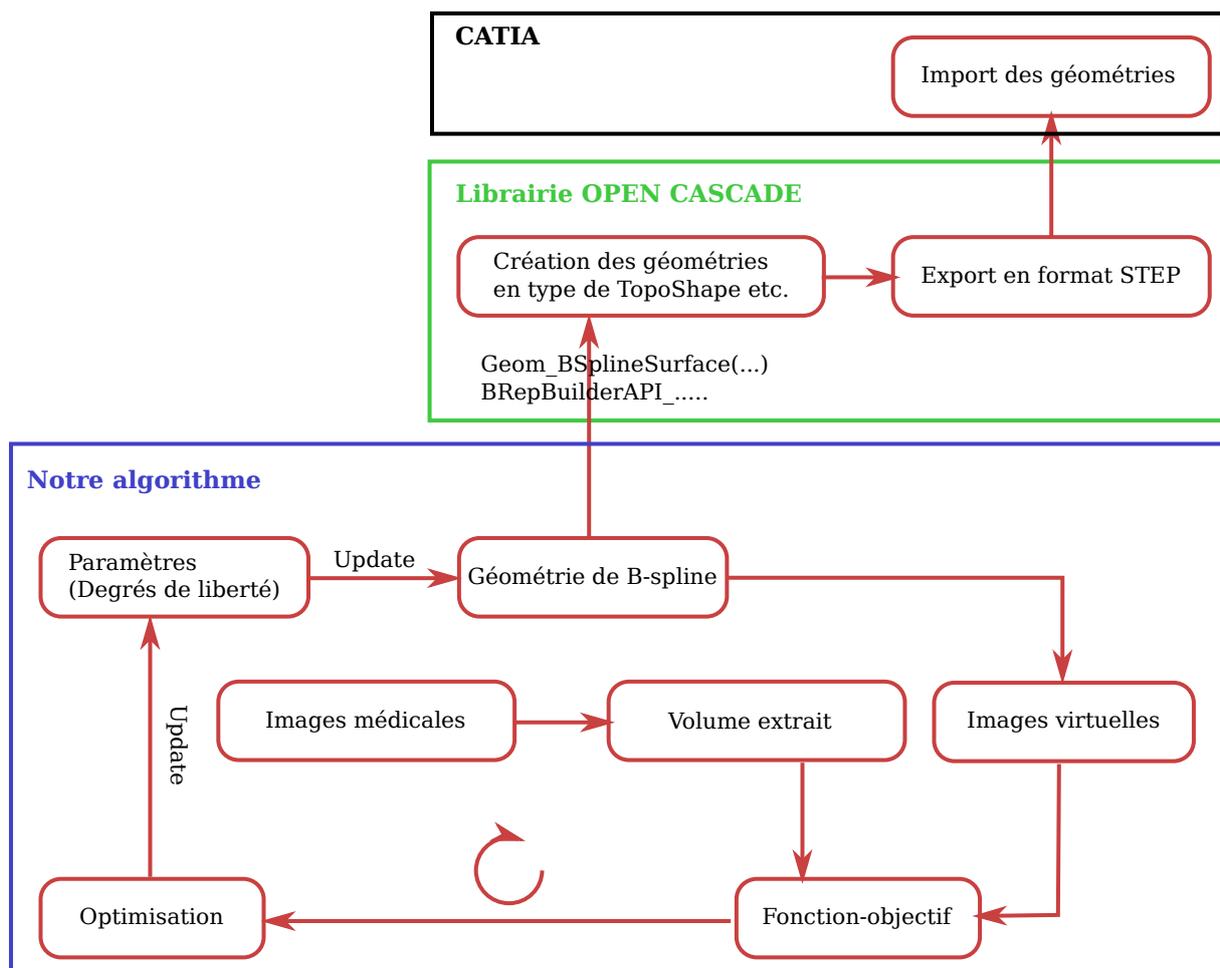


Figure 4.1 – Principe de la méthode de reconstruction géométrique.

4.2.1 Définition d'une géométrie surfacique

Comme le choix de représentation des géométries fait pour la reconstruction 2D, une géométrie 3D est définie par des surfaces B-spline de produit tensoriel. Le concept de la surface B-spline est à introduire dans un premier temps. Soit $\{\mathbf{p}_{i,j} | (i,j) \in \{0, \dots, n\} \times \{0, \dots, m\}\}$ l'ensemble des points de contrôle, constituant une grille bidirectionnelle de taille $(n+1) \times (m+1)$, un point de la surface $\mathcal{S}(u, v)$ associé aux paramètres (u, v) se définit de la façon suivante. Un ensemble des courbes de B-spline peut être d'abord obtenu, dont chacune correspond à l'indice de ligne $i : \{\mathcal{S}_i : v \in [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^3 | i \in \{0, \dots, n\}\}$ (Équation 4.1).

$$\mathcal{S}_i(v) = \sum_{j=0}^m \mathcal{N}_{j,q}(v) \mathbf{p}_{i,j}, \quad (4.1)$$

où $\{\mathbf{p}_{i,j} | j \in \{0, \dots, m\}\}$ sont les $m+1$ points de contrôle associés et $\mathcal{N}_{j,q}$ sont les fonctions B-spline (Équation 2.7). En fixant d'abord le paramètre v , un ensemble de $n+1$ points $\{\mathcal{S}_i(v) | i \in \{0, \dots, n\}\}$ peut être calculé. Une autre courbe B-spline correspondante à la direction des colonnes $\mathcal{S}_v : u \in [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^3$ est ensuite générée en utilisant ces points $\{\mathcal{S}_i(v)\}$ pour le v donné :

$$\mathcal{S}_v(u) = \sum_{i=0}^n \mathcal{N}_{i,p}(u) \mathcal{S}_i(v), \quad (4.2)$$

où $\mathcal{N}_{i,p}$ sont aussi les fonctions B-spline. Enfin, le point $\mathcal{S}(u, v)$ de la surface appartient à cette dernière courbe et est associé au paramètre $u : \mathcal{S}(u, v) = \mathcal{S}_v(u)$. De cette façon, la surface est définie par deux types de courbes B-spline, qui sont les trajectoires « génératrices ». Elles correspondent aux deux directions de la grille des points de contrôle. En reprenant les formules, la définition de la surface peut s'écrire en un produit tensoriel comme suit :

$$\mathcal{S}(u, v) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m \mathcal{N}_{i,p}(u) \mathcal{N}_{j,q}(v) \mathbf{p}_{i,j}, \quad \forall (u, v) \in [0, 1]^2 \quad (4.3)$$

où $\mathcal{N}_{i,p}$ et $\mathcal{N}_{j,q}$ sont les fonctions B-spline définies sur des vecteurs de noeuds donnés, et p, q le degré des fonctions B-spline.

Une grille de points de contrôle définit une surface bornée dans l'espace 3D mais paramétrée de façon 2D. Comme une courbe B-spline, une surface B-spline possède des propriétés géométriques intéressantes, qui permettent de représenter une grande variété de formes complexes en déplaçant ses points de contrôle, dont le nombre est toutefois relativement petit. De plus, sa formulation analytique permet de calculer facilement des quantités géométriques liées à la surface, telles que les tangentes, les normales, les courbures etc. Ces quantités sont constituées en utilisant les dérivées de la surface, dont le calcul est détaillé :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{S}(u, v)}{\partial u} &= \sum_{j=0}^m \mathcal{N}_{j,q}(v) \left(\frac{\partial}{\partial u} \sum_{i=0}^n \mathcal{N}_{i,p}(u) \mathbf{p}_{i,j} \right) \\ &= \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m \mathcal{N}'_{i,p}(u) \mathcal{N}_{j,q}(v) \mathbf{p}_{i,j}. \end{aligned} \quad (4.4)$$

Comme pour la première dérivée par rapport à u , toutes les dérivées sont obtenues à partir des fonctions de B-spline. En fait, nous obtenons :

$$\frac{\partial^{k+l}}{\partial^k u \partial^l v} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m \mathcal{N}_{i,p}^k(u) \mathcal{N}_{j,q}^l(v) \mathbf{p}_{i,j}. \quad (4.5)$$

Il est trivial que grâce à ces fonctions dérivables de degré supérieur, la surface possède une continuité \mathcal{C}^2 , pertinente pour l'utilisation ultérieure.

Pour modéliser des formes encore plus complexes, comme le font des logiciels CAO, une géométrie peut être constituée de plusieurs surfaces bornées, ou « patches » si on emprunte le nom anglais, dont chacune est définie par une grille de contrôle. Les patches sont indépendantes, toutefois la continuité à leurs raccords est à traiter avec soins. Nous détaillerons la définition des géométries en utilisant une « patch » fermée, qui est suffisante pour modéliser les organes principaux.

4.2.2 Paramétrisation des géométries

Dans cette section, il faut d'abord dissocier les deux concepts : la définition et la paramétrisation des géométries. La première a été présentée dans la section précédente, permet de retrouver les propriétés géométriques d'une surface donnée, les positions des points de la surface, les tangentes, les normales etc. La définition de la géométrie est basée sur un modèle mathématique, soit discret, soit implicite, soit paramétré (voir le début du chapitre 2). Le deuxième concept consiste à utiliser des degrés de liberté **DDL** pour déterminer la forme que la surface peut prendre, ainsi la variabilité de la forme est limitée par l'espace auquel appartiennent ses degrés de liberté.

D'un point de vue mathématique, une surface est définie par un ensemble des points 3D sous certaines règles d'appartenance : $\mathcal{S} \subset \mathbb{R}^3$, sa paramétrisation est une telle fonction : $\mathcal{P} : A \rightarrow \{\mathcal{S}\}$ où A est l'espace de la paramétrisation. Les paramétrisations utilisées dans notre application sont les suivantes.

- Par une matrice de transformation $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{3 \times 3} : \mathcal{P}(\mathbf{T}) = \mathcal{S}^*$, avec

$$\mathcal{S}^*(u, v) = \mathbf{T}\mathcal{S}^0(u, v), \quad (4.6)$$

où \mathcal{S}^0 est la surface initiale. Donc toutes les formes possibles sont celle de la surface initiale transformée par ces 9 degrés de liberté.

- Par ses points de contrôle : $\mathcal{P}(\{\mathbf{p}_{i,j}\}) = \mathcal{S}^*$, avec des fonctions de B-spline (voir l'équation 4.3). Sous cette paramétrisation, il est clair que la surface a beaucoup plus de variabilité avec plus de degrés de liberté.

Sans perte de généralité, nous voudrions donner au lecteur quelques références sur d'autres paramétrisations courantes. Certains travaux ont pour objectif de chercher un type d'espace des formes (ou « *shape-space* » en anglais), et puis définir la géométrie avec combinaison des formes de base. Il existe des méthodes linaires, probabilistes etc. [Blake et Isard, 1998]. Alors que d'autres approches cherchent à définir des paramètres plus concrets ou plus liés au phénomène étudié pour déformer la forme de base : par exemple la méthode de « *skinning* » simule la déformation par le mouvement des articulations d'un corps [Jacobson et al., 2014]. La clé est de trouver une paramétrisation pertinente et la recherche sur la paramétrisation est souvent confrontée à un compromis entre la variabilité des géométries et la robustesse de la méthode. Dans la section suivante, une stratégie de multi-échelle (globale et locale) a été mise en place pour mieux optimiser la forme des géométries.

4.2.3 Fonction-objectif et optimisation

Si la méthode passe du traitement 2D au 3D, la définition de fonction-objectif reste similaire. En utilisant la définition de l'image virtuelle I_V et \mathcal{L} (les équations 2.13 et 2.17), nous dénotons maintenant d la distance d'un point échantillonné à la surface \mathcal{S} . Un ensemble de points peuvent être échantillonnés en faisant varier les paramètres de B-spline (u, v) et d :

$$\mathbf{x}(u, v, d) = \mathcal{S}(u, v) + d\mathbf{n}(u, v), \quad (4.7)$$

où \mathbf{n} est la normale de la surface. Le niveau de gris de l'image virtuelle à la position de \mathbf{x} est défini par $\mathcal{L}(d)$. De manière analogue qu'en 2D, la fonction-objectif est définie par la somme d'écart entre l'image réelle et virtuelle :

$$\begin{aligned} E_{image}(\mathbf{DDL}) &= \sum_u \sum_v \sum_d [I_R(\mathbf{x}(u, v, d)) - I_V(\mathbf{x}(u, v, d))]^2 \\ &= \sum_u \sum_v \sum_d [I_R(\mathbf{x}(u, v, d)) - \mathcal{L}(d)]^2, \end{aligned} \quad (4.8)$$

où I_R est la valeur dans l'image réelle.

Évidemment, dans cette équation, \mathbf{DDL} sont les degrés de liberté à optimiser, qui dépendent de la paramétrisation des géométries. Les deux façons de paramétrer ont été mentionnées dans la section précédente. Nous employons la même approche qu'en 2D : les dérivées des degrés de liberté sont nécessaires pour l'optimisation. Et elle s'effectue à deux niveaux : une optimisation globale fait varier les valeurs d'une matrice de transformation affine \mathbf{T} et une optimisation locale fait varier les points de contrôle $\{\mathbf{p}_{i,j}\}$. Le détail sera présenté dans les sections suivantes, accompagné de plusieurs cas de test.

4.3 Validation du concept de la méthode

En vue de passer du traitement 2D au 3D, nous allons d'abord illustrer l'effet de la méthode de recalage sur une image synthétique 3D, de forme géométrique simple mais cohérente avec notre modèle B-spline. L'objectif est de valider le concept de la méthode, c'est-à-dire, l'extension de la méthode présentée au chapitre 2 pour le traitement 3D, en limitant les effets liés à l'initialisation et à la complexité de l'image. Pour cette validation, la géométrie générique est définie par une surface en produit tensoriel de B-spline, les paramètres à optimiser sont ceux d'une transformation affine et une image synthétique de test est pré-générée à partir du modèle générique. Dans cette section, nous allons présenter ces différents cas de test.

4.3.1 Modélisation et paramétrisation de la géométrie

La géométrie est définie par une surface B-spline répartissant ses points de contrôle uniformément sur un cube pour créer une surface de révolution. Le choix de la surface de révolution est conforme au modèle initial des organes, qui permet une initialisation simple et une topologie correcte. Comme le montre la figure 4.2, quatre points de contrôle, dans le sens vertical (axe Z), forme une ligne « génératrice », qui sont ensuite tournés autour de l'axe Z pour créer une surface. Des points de contrôle sont confondus au sommet et sur la ligne « génératrice » pour

que la surface soit fermée. Les positions des points de contrôle (9×4 en total) sont calculées comme suit :

$$\mathbf{p}_{i,j} = [x(\theta), y(\theta), z(j)], \quad (4.9)$$

où $\theta = i * \pi/4, i \in [0, 8]$ est l'angle de revolution. Pour les points $\{\mathbf{p}_{i,j} | j < 3\}$, l'équation suivante est utilisée :

$$\begin{aligned} x(\theta) &= \begin{cases} -0.5 & si & \cos(\theta) < 0, \\ 0.0 & si & \cos(\theta) = 0, \\ 0.5 & si & \cos(\theta) > 0 \end{cases} \\ y(\theta) &= \begin{cases} -0.5 & si & \sin(\theta) < 0, \\ 0.0 & si & \sin(\theta) = 0, \\ 0.5 & si & \sin(\theta) > 0 \end{cases} \\ z(j) &= -0.5 + 0.5 * j. \end{aligned} \quad (4.10)$$

Pour les points de sommet $\{\mathbf{p}_{i,3} | \forall i \in [0, 8]\}$, $\mathbf{p}_{i,3} = [0.0, 0.0, 0.5]$. En calculant le produit tensoriel, une surface de forme « cloche » est obtenue :

$$\mathcal{S}(u, v) = \sum_{i=0}^8 \sum_{j=0}^3 \mathcal{N}_{i,3}(u) \mathcal{N}_{j,3}(v) \mathbf{p}_{i,j}, \forall (u, v) \in [0, 1]^2. \quad (4.11)$$

La figure 4.2 (droite) montre la surface B-spline définie sur cette grille de points de contrôle.

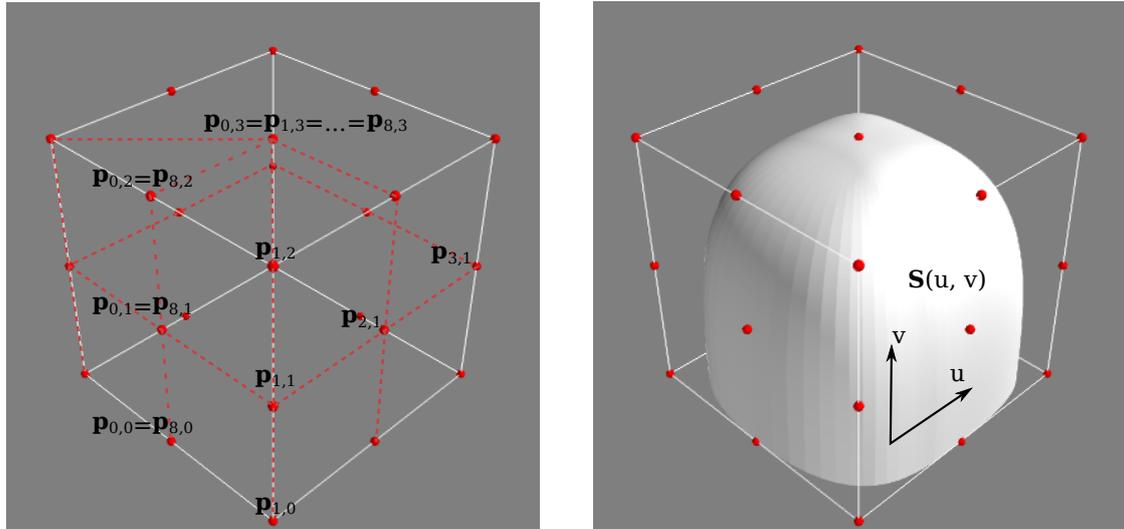


Figure 4.2 – Création de la géométrie synthétique.

4.3.2 Génération de l'image synthétique

En vue de réaliser le test synthétique, une image 3D est générée à partir de la géométrie synthétique. L'image est définie au voisinage de la surface avec une épaisseur de 6 mm, dont le niveau de gris varie de 1 à 0 (Figure 4.3). Ainsi nous pourrions éliminer dans un premier temps les problèmes liés à l'initialisation, à l'artefact de l'image et à la complexité de formes afin de valider la partie essentielle de la méthode.

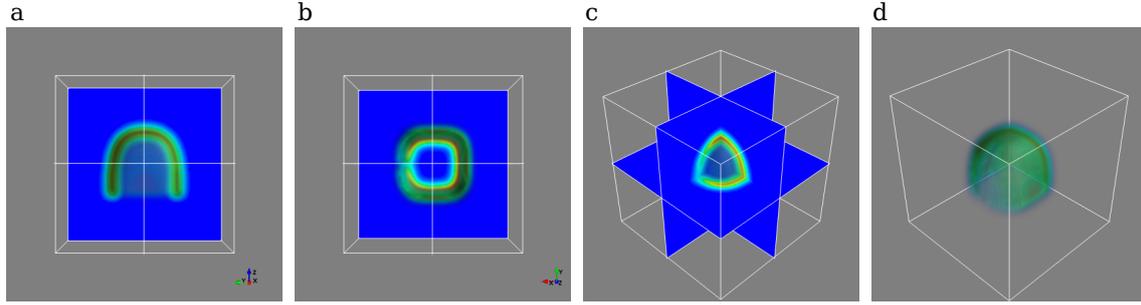


Figure 4.3 – Génération de l'image synthétique : résolution d'image $100 \times 100 \times 100$ pixels et taille de pixel 1 mm pixel^{-1} .

4.3.3 Optimisation des paramètres

Les tests consistent à évaluer l'optimisation des paramètres de façon séparée : d'abord un changement d'échelles est appliqué, ensuite des translations sont appliquées, enfin une transformation affine contenant la rotation sera testée. Revenons à la paramétrisation et l'optimisation mentionnés dans les sections 4.2.2 et 4.2.3. La matrice de transformation affine est utilisée et ses paramètres sont à optimiser. Chaque point de la surface est transformé en utilisant les coordonnées homogènes :

$$\begin{bmatrix} p'_x \\ p'_y \\ p'_z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{00} & R_{01} & R_{02} & T_x \\ R_{10} & R_{11} & R_{12} & T_y \\ R_{20} & R_{21} & R_{22} & T_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ 1 \end{bmatrix} - \mathbf{c} + \mathbf{c}, \quad (4.12)$$

où $\mathbf{c} = [c_x, c_y, c_z, 1]$ est le centre fixe par rapport auquel la surface se tourne ou s'agrandit. Dans ce test, il est mis au centre de l'image. Un algorithme du gradient de descente est utilisé pour optimiser ces paramètres de la matrice \mathbf{T} . Pour cette raison, le calcul des dérivées de la fonction-objectif est nécessaire. En utilisant la matrice de transformation

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} R_{00} & R_{01} & R_{02} & T_x \\ R_{10} & R_{11} & R_{12} & T_y \\ R_{20} & R_{21} & R_{22} & T_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

par exemple, la dérivée de E_{image} en R_{00} est obtenue de la façon suivante :

$$\frac{\partial E_{image}}{\partial R_{00}} = \sum_u \sum_v \sum_d -2[I_R(\mathbf{x}) - I_V(\mathbf{x})] \cdot \frac{\partial I_V}{\partial \mathbf{x}} \cdot \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial R_{00}}, \quad (4.13)$$

$$\frac{\partial I_V}{\partial \mathbf{x}}(u, v, d) = -\frac{d\mathcal{L}(d)}{dd} \mathbf{n}(u, v), \quad (4.14)$$

le calcul de $\frac{d\mathcal{L}(d)}{dd}$ est développé dans l'équation 2.28,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial R_{00}}(u, v, d) &= \frac{\partial \mathcal{S}(u, v) + d\mathbf{n}(u, v)}{\partial R_{00}} \\ &= \frac{\partial \mathbf{T}(\mathcal{S}^0(u, v) - \mathbf{c}) + \mathbf{c}}{\partial R_{00}} + d \frac{\partial \mathbf{n}(u, v)}{\partial R_{00}} \\ &= \begin{bmatrix} \mathcal{S}^0(u, v)_x - c_x \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + d \frac{\partial \mathbf{n}(u, v)}{\partial R_{00}}, \end{aligned} \quad (4.15)$$

où \mathcal{S}^0 est la surface initiale entrant dans l'optimisation et $\mathcal{S}^0(u, v)_x$ est le composant x du point $\mathcal{S}^0(u, v) = [\mathcal{S}^0(u, v)_x, \mathcal{S}^0(u, v)_y, \mathcal{S}^0(u, v)_z]$. Le calcul est ici similaire à celui développé dans les équations 2.29 et 2.30. Le résultat obtenu est :

$$\frac{\partial E_{image}}{\partial R_{00}} = \sum_u \sum_v \sum_d 2(I_R(\mathbf{x}) - \mathcal{L}(d)) \frac{d\mathcal{L}(d)}{dd} n_x(u, v) (\mathcal{S}^0(u, v)_x - c_x), \quad (4.16)$$

où $n_x(u, v)$ est le composant x de la normale $\mathbf{n}(u, v)$. Le calcul des dérivées en les autres degrés de liberté de la matrice \mathbf{T} est similaire à celui obtenu pour R_{00} . Pour retrouver le changement d'échelle en x , y et z , il y a 3 dérivées à calculer (R_{00} , R_{11} et R_{22}). Et pour d'autres transformations où il y a plus de variabilité, des dérivées par rapport à plusieurs valeurs peuvent être utilisées.

En fonction de la nature du gradient descente, une condition d'arrêt est imposée. La variation de valeur des paramètres est contrôlée : A chaque itération, les valeurs obtenues pendant les n dernières itérations sont prises en compte. Soit R_{max} et R_{min} le maximum et minimum du paramètre R lors des n itérations, nous vérifions si la condition $\|R_{max} - R_{min}\| < \epsilon$ est satisfaite pour tous les paramètres (dans l'algorithme implémenté, $n = 10$ et $\epsilon = 0,01$).

Dans les trois tests suivants, nous déformons d'abord le modèle synthétique en faisant varier certains paramètres correspondants de la matrice. Ensuite, l'algorithme d'optimisation retrouvera sa position initiale, où se présente l'image synthétique.

Changement d'échelle Le premier test de validation consiste à appliquer uniquement un changement d'échelle au modèle synthétique. Les valeurs diagonales de la matrice sont pris en compte. La matrice suivante est d'abord appliquée pour obtenir le modèle initial :

$$\begin{bmatrix} R_{00} = 2,0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_{11} = 2,0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_{22} = 1,5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.17)$$

A la fin de l'optimisation, les valeurs théoriques doivent être

$$R_{00} = 1,0/2,0 = 0,5; R_{11} = 1,0/2,0 = 0,5; R_{22} = 1,0/1,5 = 0,67;$$

et les valeurs expérimentales obtenues sont

$$[0,52; 0,52; 0,70].$$

Les figures 4.4 et 4.5 montrent les résultats de ce test.

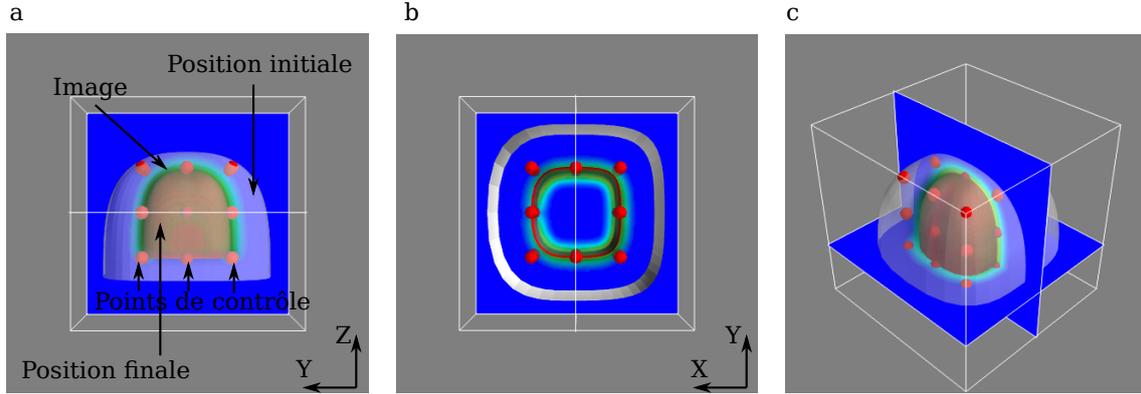


Figure 4.4 – Illustration visuelle de l'optimisation pour le changement d'échelles : (a) Vue le long de +X (b) Vue le long de +Z (c) Vue perspective.

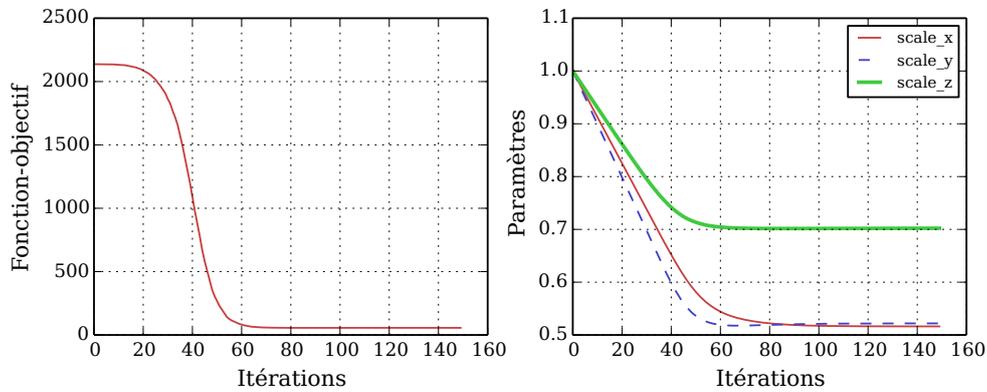


Figure 4.5 – Illustration de la convergence de l'optimisation pour le changement d'échelles : la valeur de fonction-objectif et des paramètres en fonction du nombre d'itérations d'optimisation (valeur initiale 2137, 2 et finale 56, 3).

Translation Le deuxième test de validation consiste à appliquer uniquement une translation du corps rigide au modèle synthétique. Les valeurs $[T_x, T_y, T_z]$ de la matrice sont pris en compte. La matrice suivante est d'abord appliquée pour obtenir le modèle initial :

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T_x = -10,0 \\ 0 & 1 & 0 & T_y = -15,0 \\ 0 & 0 & 1 & T_z = 10,0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.18)$$

A la fin de l'optimisation, les valeurs théoriques doivent être

$$T_x = 10,0; T_y = 15,0; T_z = -10,0;$$

et les valeurs expérimentales obtenues sont

$$[9,36; 15,01; -8,79].$$

Les figures 4.6 et 4.7 montrent les résultats de ce test qui seront discutés un peu plus loin, à la fin de cette section.

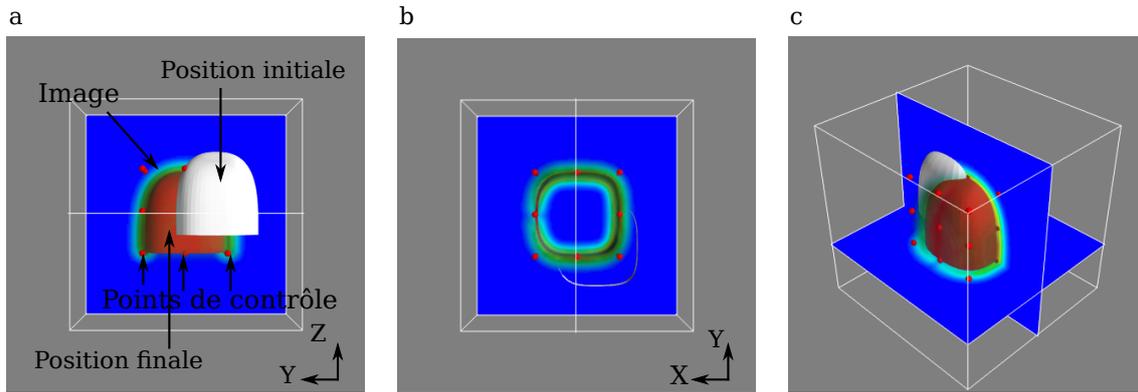


Figure 4.6 – Illustration visuelle de l’optimisation des translations : (a) Vue le long de +X (b) Vue le long de +Z (c) Vue perspective.

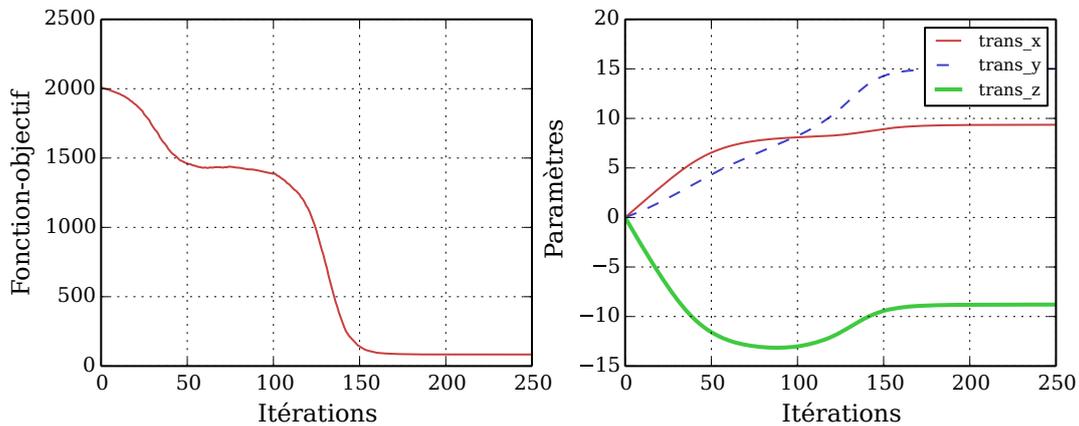


Figure 4.7 – Illustration de la convergence de l’optimisation des translations : la valeur de fonction-objectif et des paramètres en fonction du nombre d’itérations d’optimisation (valeur initiale 2008,8 et finale 83,3).

Combiné avec la Rotation Le dernier test de validation consiste à appliquer un changement d’échelles combiné avec une rotation au modèle initial. Dans l’optimisation, les 9 paramètres de la matrice de transformation affine sont pris en compte. Les translations ne sont pas utilisées pour cette optimisation pour deux raisons : i) la normalisation des paramètres est indispensable pour optimiser aussi bien les translations que les autres paramètres, ce qui n’est pas évident surtout lorsque le modèle de départ n’est pas proche de l’image ; ii) quelque soit la nature de l’image, synthétique ou IRM, il est facile de positionner le modèle initial au barycentre de l’image. Ce qui ne nécessite pas vraiment ces trois degrés de liberté de plus. Concrètement pour tester la rotation avec les 9 paramètres en même temps, le modèle est d’abord tourné autour de l’axe X de 20 degrés, et agrandi suivant les trois directions. Comme l’optimisation est généralement sensible à la rotation, si l’angle était très élevé, des minimums locaux s’apparaîtraient.

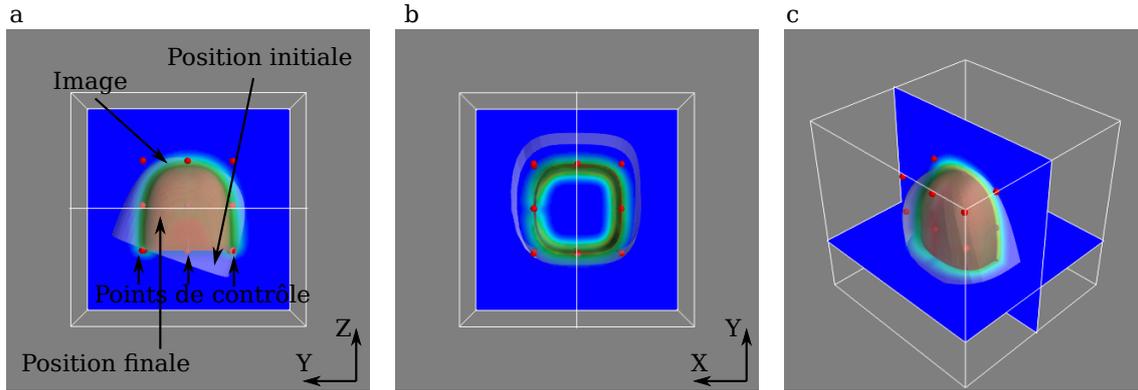


Figure 4.8 – Illustration visuelle de l'optimisation des paramètres combinées avec la rotation : (a) Vue le long de +X (b) Vue le long de +Z (c) Vue perspective.

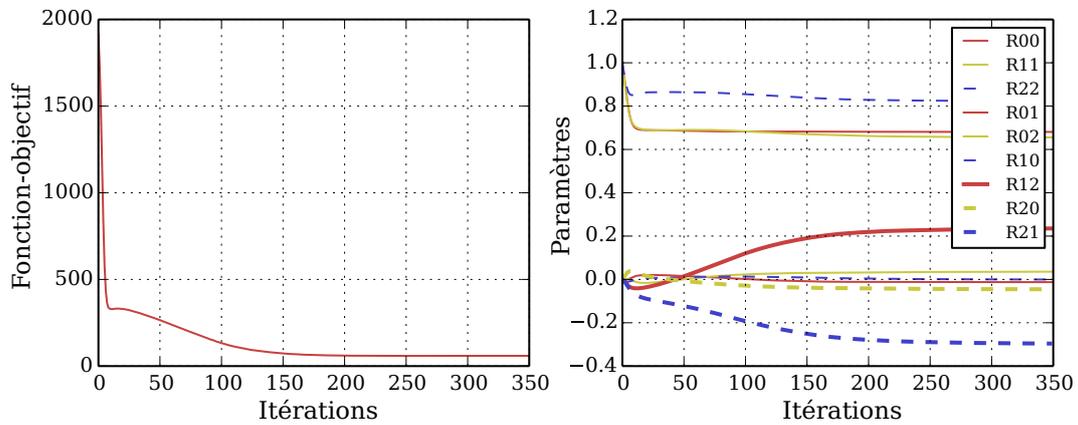


Figure 4.9 – Illustration de la convergence de l'optimisation des paramètres combinées avec la rotation : la valeur de fonction-objectif et des paramètres en fonction du nombre d'itérations d'optimisation (valeur initiale 1915,4 et finale 59,2).

La matrice suivante est d'abord appliquée pour obtenir le modèle initial :

$$\begin{bmatrix} R_{00} = 1,5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_{11} = 1,5 * \cos(20^\circ) & R_{12} = -1,2 * \sin(20^\circ) & 0 \\ 0 & R_{21} = 1,5 * \sin(20^\circ) & R_{22} = 1,2 * \cos(20^\circ) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.19)$$

A la fin de l'optimisation, les valeurs théoriques doivent être

$$\begin{bmatrix} 0,667 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0,627 & 0,227 & 0 \\ 0 & -0,284 & 0,784 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

et les valeurs expérimentales obtenues sont

$$\begin{bmatrix} 0,681 & -0,013 & 0,036 & 0 \\ 0 & 0,656 & 0,235 & 0 \\ -0,046 & -0,296 & 0,823 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Les figures 4.8 et 4.9 montrent les résultats de ce test.

Dans ces tests, l'image synthétique n'est pas exactement identique que notre fonction « level set ». Ceci explique le léger écart entre les valeurs théoriques et expérimentales. Dans la section 2.6.1, il a déjà été montré que l'influence de l'amplitude et épaisseur de « level set » a un impact sur les valeurs optimales.

En revanche, avec notre méthode, nous pouvons montrer que l'influence de la résolution de l'image n'est pas prépondérante. Dans cet exemple, la résolution d'image est multipliée par 2, la même optimisation est relancée avec une image de résolution $200 \times 200 \times 200$ pixel et de taille $0,5 \text{ mm pixel}^{-1}$. Les valeurs expérimentales obtenues sont listées ci-dessous :

$$\begin{bmatrix} 0,684 & -0,013 & 0,038 & 0 \\ 0 & 0,660 & 0,237 & 0 \\ -0,047 & -0,298 & 0,829 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

On observe que la résolution de l'image a peu d'influence sur le résultat de l'optimisation. En effet l'optimisation est basée sur l'image virtuelle qui est liée à la géométrie. Elle peut être infiniment fine et la valeur de l'image réelle est une interpolation. L'algorithme a une qualité de « sous-pixel ».

4.4 Application à la reconstruction à partir d'images médicales

A l'issue de la validation de l'algorithme sur des images synthétiques, nous allons aborder la reconstruction des organes à partir des images médicales dans cette section. Pour ce type de traitements, la performance de l'algorithme dépend forcément de l'initialisation et la nature des images, un pré-traitement et une initialisation plus délicats sont nécessaires. Concernant le pré-traitement, des opérateurs de seuillage et de morphologie sont appliqués pour extraire le volume d'organe à partir des images brutes. Et concernant l'initialisation, il est essentiel de mieux positionner le modèle de départ de l'organe \mathcal{M}_s , qui est lui-même aussi un modèle synthétique pour l'instant. L'idée est d'orienter d'abord le modèle de départ suivant les axes principaux du volume contenant l'organe. Ensuite, une transformation globale (changement d'échelles) est appliquée et optimisée pour encore mieux aligner le modèle avec le volume pour obtenir un modèle initial \mathcal{M}_i bien défini.

4.4.1 Pré-traitement des images

La première étape de pré-traitement consiste à un seuillage classique appliqué aux images. Pratiquement, le choix du seuil est défini manuellement pour chaque organe (*p. ex.* un clic dans la coupe médiane). Ensuite un opérateur d'érosion est utilisé pour mieux isoler le contenu désiré. Une fois qu'un volume isolé est obtenu, un opérateur de dilatation est réutilisé pour minimiser

l'écart entre le volume et l'image brute. Enfin, l'orientation principale de l'organe peut être connue grâce aux moments d'images (3D). Le moment en 3D est défini comme suit :

$$M_{ijk} = \sum_x \sum_y \sum_z x^i y^j z^k I(T(x, y, z)), \quad (4.20)$$

où I est l'image et T transformation des coordonnées entre l'espace physique et image.

A partir des moments d'ordre 0 à 3, les invariants peuvent être calculés en fonction des valeurs de i , j et k :

$$\mu'_{110} = \frac{M_{110}}{M_{000}} - \frac{M_{100}}{M_{000}} \cdot \frac{M_{010}}{M_{000}}. \quad (4.21)$$

Enfin, une matrice de covariance 3×3 peut donner les axes principaux selon ses vecteurs propres :

$$\begin{bmatrix} \mu'_{200} & \mu'_{110} & \mu'_{101} \\ \mu'_{110} & \mu'_{020} & \mu'_{011} \\ \mu'_{101} & \mu'_{011} & \mu'_{002} \end{bmatrix}. \quad (4.22)$$

La figure 4.10 montre une illustration de cette étape d'initialisation en prenant le modèle du vagin pour l'exemple.

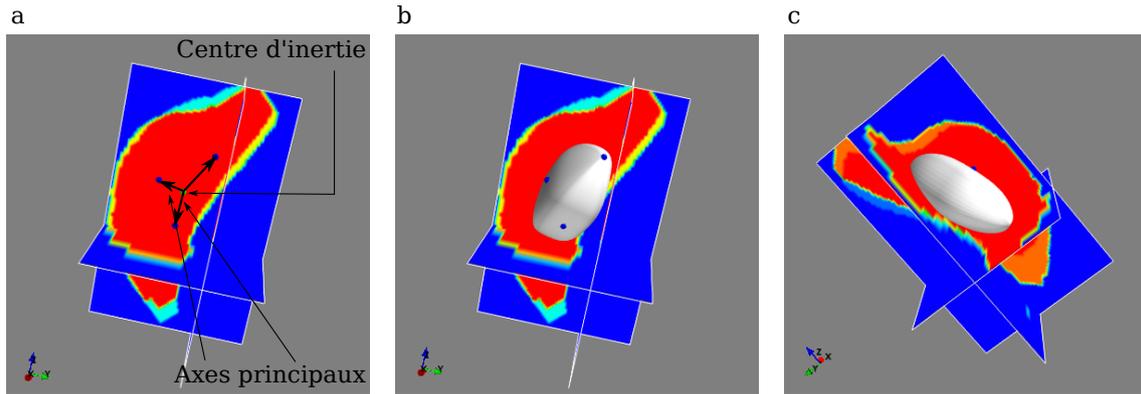


Figure 4.10 – Illustration des axes principaux d'image et l'orientation initiale du modèle de départ d'organe.

4.4.2 Recalage global

Afin de modéliser les organes, la géométrie d'organe est définie par une surface B-spline fermée. Cette définition de géométrie est similaire de celle utilisée pour la forme synthétique dans la section précédente. Seule la disposition spatiale des points de contrôle est modifiée pour que la surface soit fermée et rétrécie aux sommets de haut et de bas. La figure 4.11 illustre la grille de points de contrôle $\{\mathbf{p}_{i,j}\}$ de taille 9×7 pour définir \mathcal{M}_s .

L'étape du recalage global vise toujours à mieux initialiser le modèle de départ avant de recaler localement des points de contrôle. Une fois que l'orientation du modèle a été effectuée (section précédente), un changement d'échelles est appliqué pour aligner le modèle et le volume aussi proche que possible. Ce changement d'échelles est optimisé en faisant varier les paramètres d'une matrice de transformation. Cette dernière est appliquée au modèle de départ \mathcal{M}_s pour

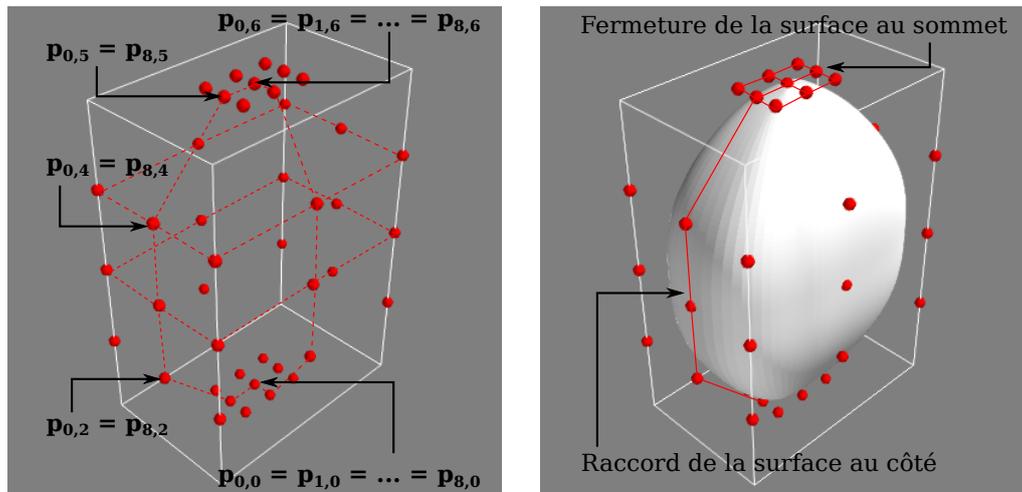


Figure 4.11 – Modèle synthétique de l'organe.

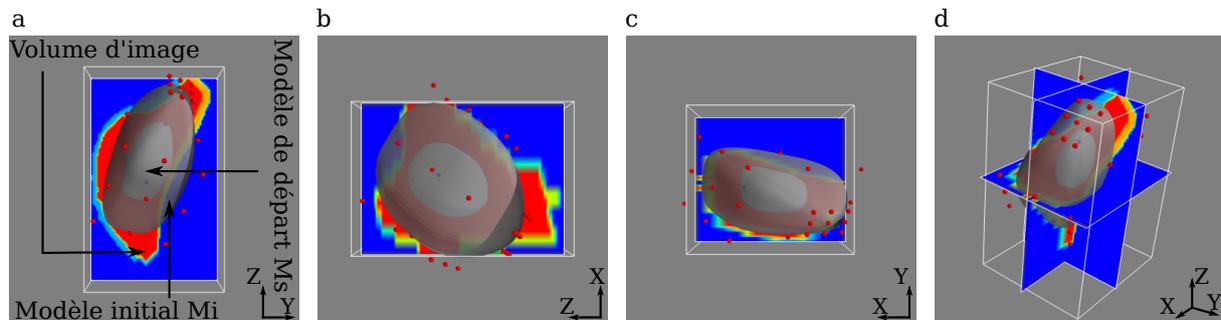
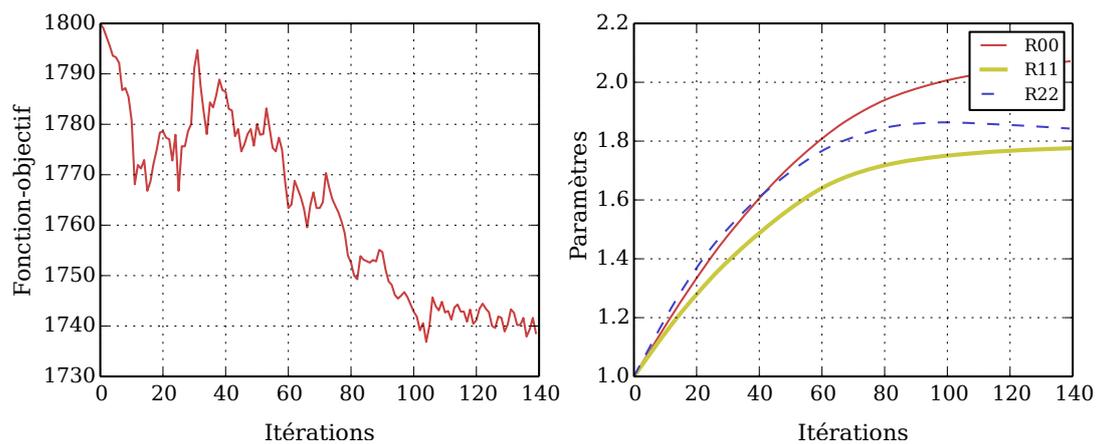
Figure 4.12 – Illustration visuelle de l'optimisation des paramètres du recalage global sur l'image du vagin : (a) Vue le long de $-X$ (b) Vue le long de $+Y$ (c) Vue le long de $+Z$ (d) Vue perspective.

Figure 4.13 – Illustration de la convergence du recalage global sur l'image du vagin : la valeur de fonction-objectif et des paramètres en fonction du nombre d'itérations d'optimisation.

obtenir le modèle initial \mathcal{M}_i . Les figure 4.12 et 4.13 montrent un exemple du recalage global. L'algorithme du gradient descente est arrêté une fois que la variation des paramètres devient stable (inférieure à 0,01), qui donne le modèle initial assez proche du volume. Le choix du seuil (0,01) ne joue pas un rôle essentiel car la forme du modèle n'est qu'une ellipsoïde qui ne peut pas s'aligner parfaitement avec le volume du vagin. Un recalage global approximatif suffit pour obtenir un modèle initial désiré.

4.4.3 Recalage local

Il s'agit de déformer le modèle initial localement en modifiant les positions des points de contrôle. Cette étape continue à minimiser la fonction-objectif, qui permet de finaliser la reconstruction des modèles d'organe. Le calcul des dérivées est nécessaire pour l'optimisation, mais ce calcul est trivial et direct. Reprenons l'équation 4.13, nous devons recalculer le terme $\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial R_{00}}$ en le remplaçant par $\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{p}_{i,j}}$ puisque les degrés de liberté sont les positions (coordonnées) des points de contrôle (Équation 4.23).

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial \mathbf{p}_{i,j}}(u, v, d) &= \frac{\partial \mathcal{S}(u, v) + d\mathbf{n}(u, v)}{\partial \mathbf{p}_{i,j}} \\ &= \begin{bmatrix} \mathcal{N}_{i,3}(u)\mathcal{N}_{j,3}(v) & 0 & 0 \\ 0 & \mathcal{N}_{i,3}(u)\mathcal{N}_{j,3}(v) & 0 \\ 0 & 0 & \mathcal{N}_{i,3}(u)\mathcal{N}_{j,3}(v) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + d \frac{\partial \mathbf{n}(u, v)}{\partial \mathbf{p}_{i,j}}, \end{aligned} \quad (4.23)$$

où $\mathcal{N}_{i,3}$ et $\mathcal{N}_{j,3}$ sont les fonctions de B-spline dont les valeurs sont déjà connues avant l'optimisation, donc ce calcul est effectué une fois avant l'optimisation. Le dernier terme est omis comme pour le traitement 2D.

Bien que les points de contrôle bougent indépendamment, des contraintes sont imposées pour assurer la continuité géométrique. Dans la figure 4.11, il peut être constaté que des points de contrôle confondus forment les deux sommets et le raccord latéral. Ces points ne doivent pas se séparer au cours de l'optimisation. D'ailleurs leurs points voisins doivent rester colinéaires (pour le raccord latéral) et coplanaires (pour les sommets). Pour détailler la création de la surface à partir d'une grille de points de contrôle (Figure 4.11), leur disposition spatiale est illustrée par des schémas 2D dans la figure 4.14. Les lignes E_3 et E_4 sont attachées pour fermer la surface dans une direction ($\forall j \in [0, m], \mathbf{p}_{n,j} = \mathbf{p}_{0,j}$). Afin de garantir la continuité \mathcal{C}^1 , des contraintes supplémentaires sont imposées aux points des lignes E'_3 et $E'_4 : \forall j \in [0, m], \mathbf{p}_{1,j} - \mathbf{p}_{0,j} = \mathbf{p}_{0,j} - \mathbf{p}_{n-1,j}$. Pour cette raison, les points latéraux sont exclus des degrés de liberté et recalculés en tant que le milieu de leurs voisins. Ensuite, tous les points des lignes E_1 et E_2 sont respectivement confondus pour former les deux sommets : $\forall i, k \in [0, n], \mathbf{p}_{i,m} = \mathbf{p}_{k,m}, \mathbf{p}_{i,0} = \mathbf{p}_{k,0}$. Il est moins trivial de garantir la continuité aux sommets qu'au raccord latéral. À chaque itération, un déplacement identique (la moyenne de leurs déplacements) est appliqué aux points au voisinage des sommets, appartenant aux lignes E'_1 et E'_2 pour que les tangentes de la surface reste coplanaires. Les figures 4.15 et 4.16 donnent un exemple du recalage local. La convergence de l'algorithme est contrôlée par le mouvement maximal de tous les points de contrôle.

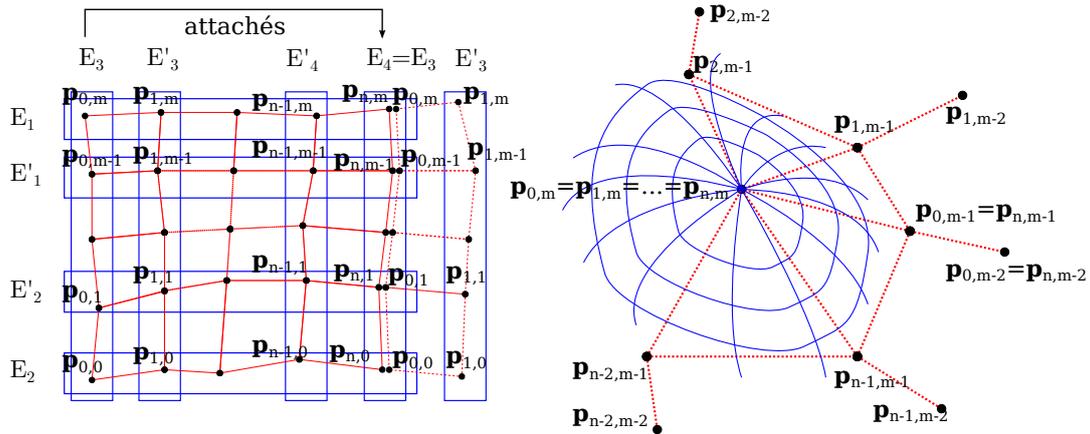


Figure 4.14 – Disposition générale des points de contrôle pour la fermeture de surface et sa continuité : le raccord latéral (gauche) et la fermeture au sommet (droite) et la grille des points de contrôle illustrée en rouge.

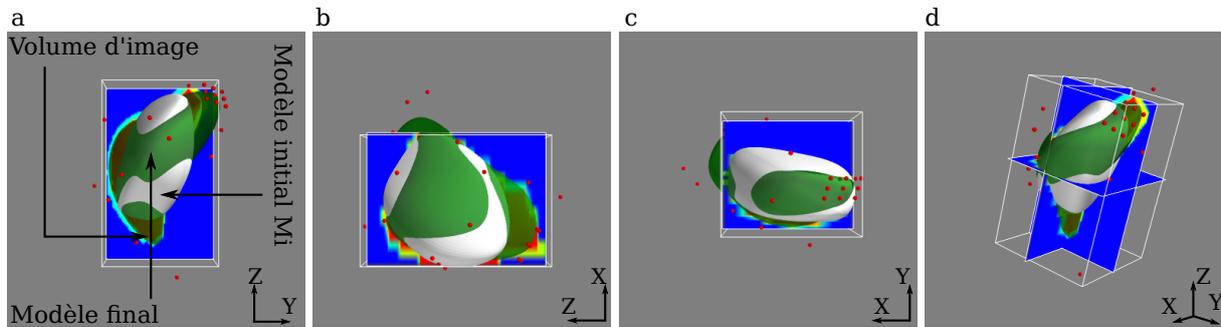


Figure 4.15 – Illustration visuelle de l'optimisation des points de contrôle du recalage local sur l'image du vagin : le modèle initial en blanc et le modèle final en vert. (a) Vue le long de $-X$ (b) Vue le long de $+Y$ (c) Vue le long de $+Z$ (d) Vue perspective.

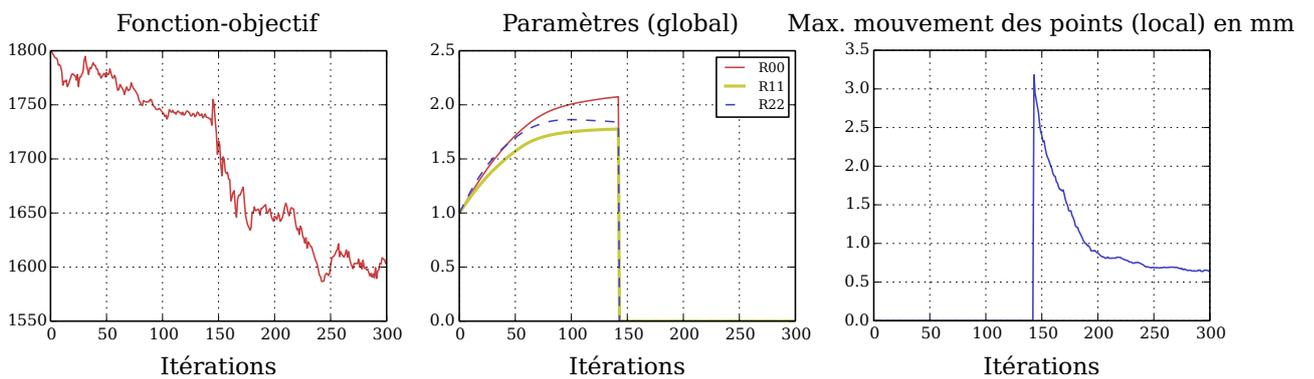


Figure 4.16 – Illustration de la convergence du recalage local : la valeur de fonction-objectif et le mouvement maximum des points de contrôle (mm) en fonction du nombre d'itérations d'optimisation : les 140 premières itérations correspondent à l'optimisation globale et de 140 à 300, optimisation locale.

4.4.4 Discussions

Nous présentons les critiques et les améliorations à porter comme suit :

- Le premier point est le fait que le nombre des points de contrôle est fixe, donc le modèle moins flexible. En traitement 2D, le nombre est ajusté de manière adaptative au cours de l'optimisation. Il était possible de détecter des détails fins de géométrie en évitant une densité des points de contrôle inutile (cette dernière pourrait créer des courbures irrégulières). Malheureusement cette technique ne peut pas être appliquée en 3D dû à la nature d'une surface B-spline de produit tensoriel. En effet, un ajout ou une suppression de points modifie tous les points disposés dans la même ligne (ou colonne) de la grille. Nous ne pouvons pas répartir les points de contrôle à l'endroit précis car leur densité est constante. Et si le nombre des points est trop élevé, la convergence ne peut pas être garantie et l'apparition des continuités irrégulières pourrait gêner la simulation. Ceci nous a obligé à trouver un compromis entre la précision en terme de « géométrie » et la fonctionnalité du modèle (conforme pour la simulation). Pratiquement, nous avons défini le nombre de points et la condition d'arrêt de façon empirique et les avons vérifiés en utilisant 4 jeux de données qui seront montrées plus loin, dans la section 4.5.

Une autre approche à envisager pour répondre à cet inconvénient, est d'utiliser les surfaces T-spline pour modéliser les géométries. Ce concept a été introduit par [Sederberg et al., 2003, 2004], et permet de remédier aux limites de la modélisation par B-spline ou NURBS. Dans cette nouvelle modélisation, la grille de contrôle est moins structurée et plus flexible : le nombre des points entre lignes (ou colonnes) peut être différent. Une ligne et une colonne peuvent avoir une intersection de forme « T ». Des méthodes de conversion en T-spline ont également été développées [Li et al., 2006]. Cela pourrait être une amélioration envisageable de la géométrie.

Cependant, il est trop tôt pour connaître l'impact du manque de précision géométrique sur la simulation. Avant d'explorer une amélioration de l'algorithme géométrique, il faudrait avoir une idée plus précise, par une étude approfondie, des besoins réellement nécessaires de la simulation.

- Le deuxième point est de gérer la topologie et la continuité aux raccords. Vu la complexité de gestion de plusieurs « patches », la géométrie est composée d'une seule surface B-spline et trois lignes génératrices (raccord latéral et deux sommets). Ce qui rend le modèle simple mais en limite l'exploitation. Gérer une géométrie plus complexe est un point d'amélioration technique.
- Le troisième point concerne l'erreur introduite par l'extraction du volume à partir de l'image initiale. Nous avons envisagé de réaliser le recalage local directement sur l'image médicale brute pour éliminer cette erreur. Après avoir effectué plusieurs tests, nous avons trouvé que cette démarche n'est pas robuste car il manque souvent des contours nets dans les images réelles. Ce qui entraîne une divergence de l'algorithme malgré le fait que le test a abouti pour certaines données (Figure 4.17 et 4.18).

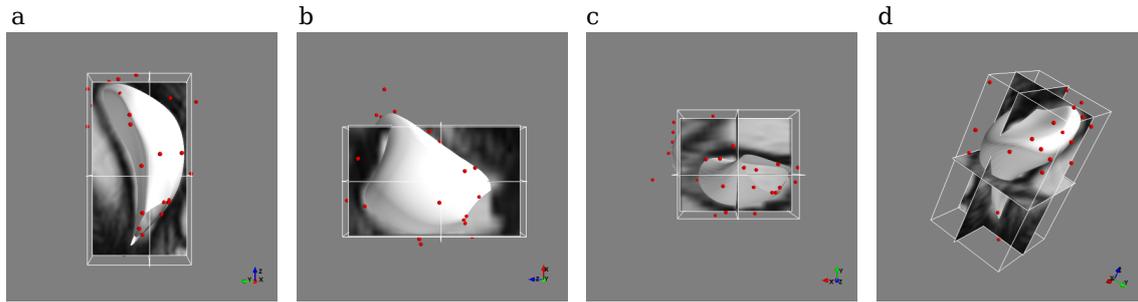


Figure 4.17 – Illustration visuelle du recalage sur l'image médicale initiale du vagin : (a) Vue le long de +X (b) Vue le long de +Y (c) Vue le long de +Z (d) Vue perspective.

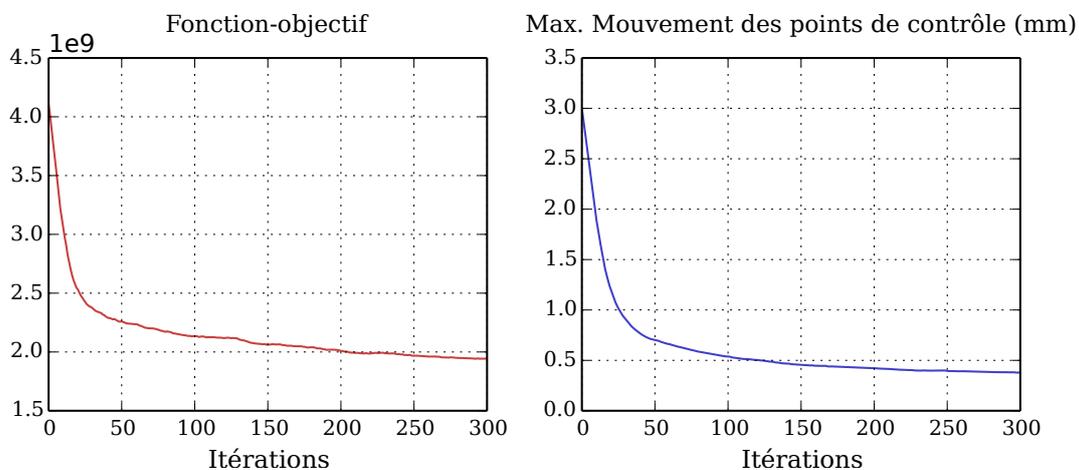


Figure 4.18 – Illustration de la convergence du recalage sur l'image médicale initiale du vagin : la valeur de fonction-objectif et le mouvement maximum des points de contrôle (mm) en fonction du nombre d'itérations d'optimisation.

4.5 Résultats sur la reconstruction du système pelvien complet

Nous avons mentionné des limites de la méthode dans la section précédente. Dans cette partie, nous allons évaluer notre méthode de génération de surface. Les trois organes (vessie, vagin et rectum) sont reconstruits à partir des données de 4 patientes. Les points suivants seront abordés :

- Stabilité et reproductibilité de l'algorithme
- Utilisation des modèles obtenus dans d'autres outils de conception et de simulation
- Évaluation des erreurs (imprécision des géométries).

Avec les seuils empiriques, l'algorithme trouve le modèle final à l'issue de l'optimisation. Ils sont compatibles et permettent d'être importés dans d'autres outils pour une analyse approfondie. La figure 4.19 illustre les modèles reconstruits de 4 patientes, qui peuvent être convertis en maillage régulier directement dans un outil de maillage. La qualité de la géométrie est assurée à l'issue de l'algorithme. On peut constater, dans la figure 4.19 que le haut du vagin est concave. Cette forme est due à l'absence de la prise en compte de l'utérus. Ensuite, nous nous intéressons à la

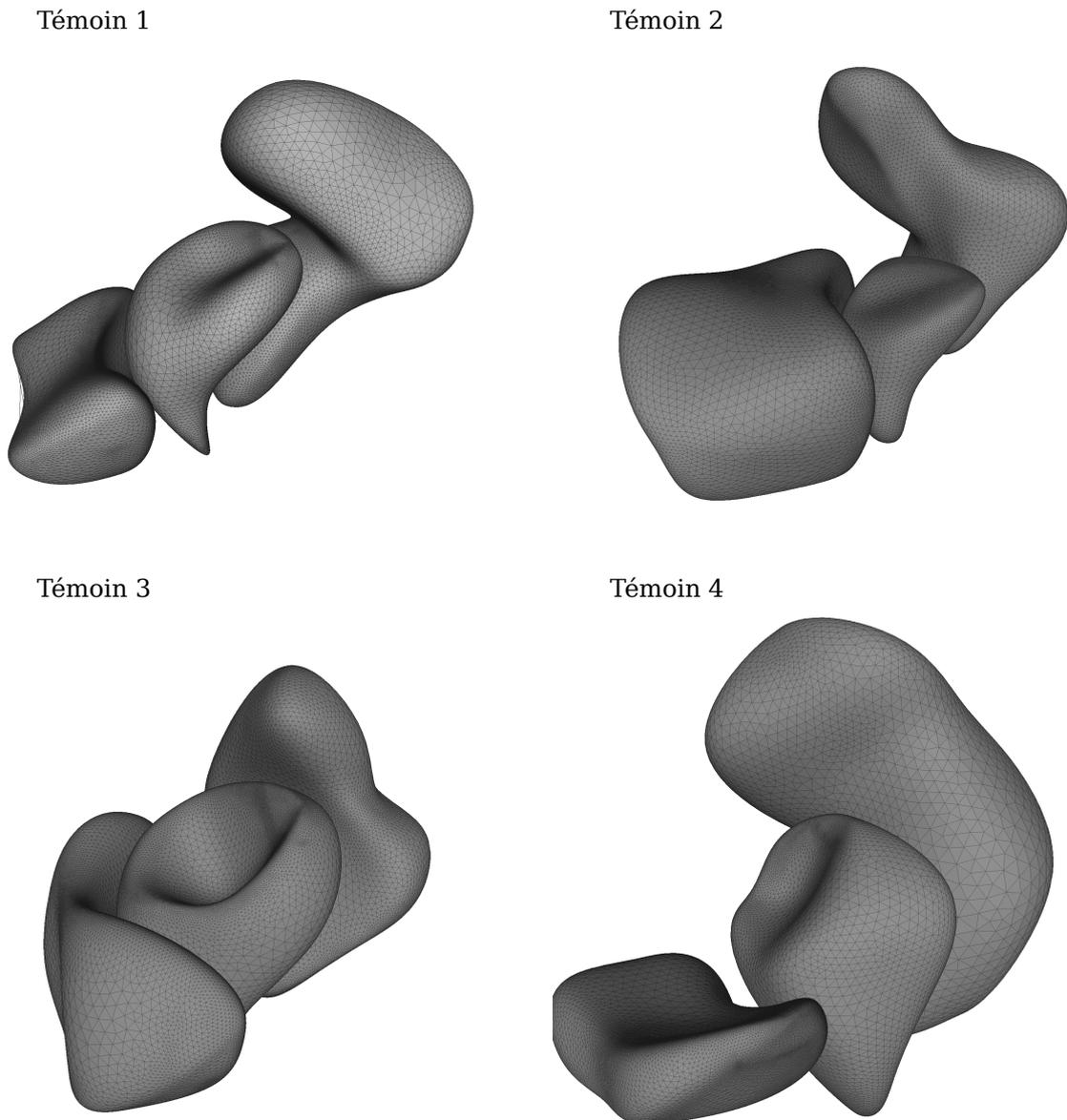


Figure 4.19 – Reconstruction des organes pelviens (vessie, vagin et rectum). Le modèle final est sauvegardé sous forme standard STEP, ensuite importé et maillé par un générateur de maillage (« NETGEN »¹). La forme concave du haut du vagin est due à l'absence de la prise en compte de l'utérus.

précision de l'algorithme en quantifiant sa déviation de l'image IRM. Cela se traduit par une comparaison quantitative : le modèle reconstruit est confronté à la géométrie modélisée sous forme d'un nuage des points obtenu par segmentation manuelle d'IRM.

La comparaison se fait alors entre le modèle reconstruit automatiquement et celui qu'un médecin a fait. Pour ce faire, plusieurs médecins ont participé pour fournir les nuages de points cor-

1. <http://www.asc.tuwien.ac.at/~schoeberl/wiki/index.php/Netgen>

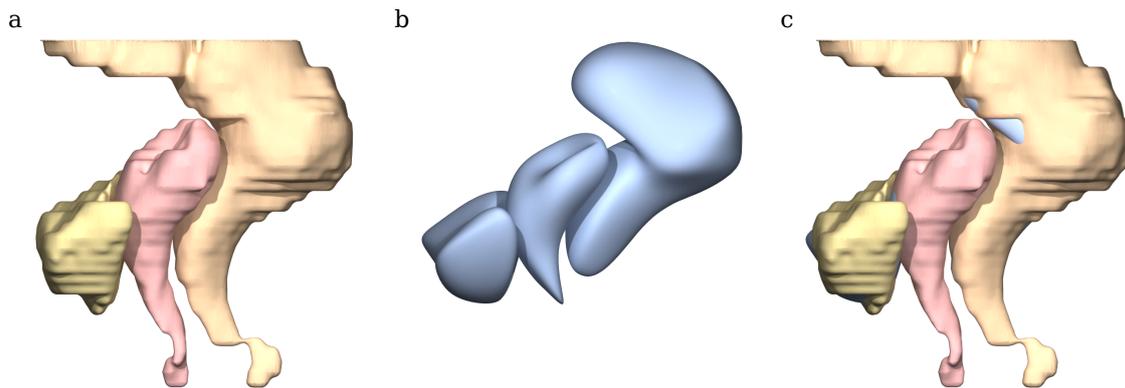


Figure 4.20 – Comparaison visuelle du modèle reconstruit automatiquement et segmenté manuellement : (a) nuage des points segmentés (b) modèle reconstruit automatiquement (c) superposition des deux géométries.

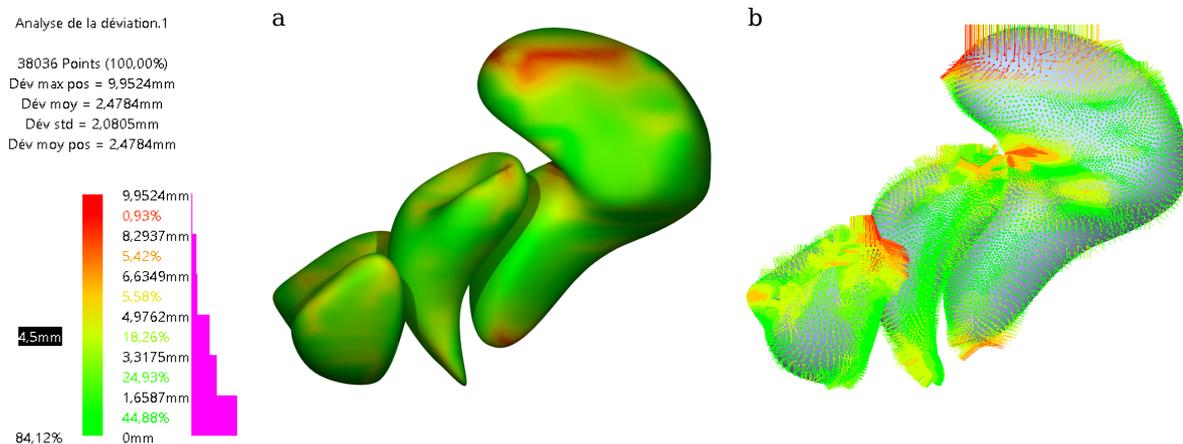


Figure 4.21 – Comparaison quantitative du modèle reconstruit automatiquement et segmenté manuellement (mesure d'écart en distances point à point). (a) cartographie représentant l'écart des deux surfaces en mm et (b) illustration de la projection des points d'une surface à l'autre. Dans cette comparaison, la déviation moyenne est 2,48 mm pour les trois organes.

respondant à ces 4 patientes. La segmentation manuelle est réalisée avec le logiciel « AVIZO »². Ensuite, le modèle reconstruit a été importé dans l'outil de CAO (*Conception Assistée par Ordinateur*) « CATIA »³, permettant d'effectuer une analyse précise de la déviation. Les logiciels ne travaillant pas dans le même repère de coordonnées, une transformation est appliquée pour superposer correctement les deux modèles. Il faut souligner également que dans une utilisation en simulation numérique *FEM*, le nuage de points n'est pas utilisable et nécessite une transformation en surface avant le maillage. Un opérateur doit manuellement retoucher et lisser ces points pour obtenir une géométrie fonctionnelle. Il aurait été préférable de réaliser une comparaison entre cette dernière et notre modèle. Cependant faute de temps et de ressource, nous mettons

2. <https://www.fei.com/software/avizo3d>

3. <http://www.3ds.com/products-services/catia>

	Organe	Déviatiion moyenne (mm)	Écart-type (mm)	Déviatiion max. (mm)
Témoins 1	Vessie	2,67	1,76	9,92
	Vagin	1,62	1,35	6,74
	Rectum	3,33	2,56	9,95
Témoins 2	Vessie	2,43	2,27	11,20
	Vagin	1,64	1,38	5,79
	Rectum	2,73	2,30	12,78
Témoins 3	Vessie	1,59	1,28	6,02
	Vagin	1,23	1,04	5,37
	Rectum	2,73	2,12	11,63
Témoins 4	Vessie	2,76	2,27	9,26
	Vagin	2,73	2,39	10,62
	Rectum	2,79	2,71	17,61

Table 4.1 – Tableau récapitulatif de mesures d'écart en distances entre la reconstruction manuelle et automatique. La résolution spatiale des images IRM utilisées est de 0,59 mm pixel⁻¹ ou 0,73 mm pixel⁻¹, et l'épaisseur de coupe 3 à 4 mm.

	Organe	Volume en manuel (e^4 mm ³)	Volume en automatique (e^4 mm ³)
Témoins 1	Vessie	7,23	4,76
	Vagin	5,29	3,82
	Rectum	19,83	13,7
Témoins 2	Vessie	29,37	22,89
	Vagin	3,81	2,77
	Rectum	17,07	11,18
Témoins 3	Vessie	10,37	9,20
	Vagin	10,06	8,84
	Rectum	18,24	13,70
Témoins 4	Vessie	6,42	3,06
	Vagin	5,16	4,54
	Rectum	28,80	19,85

Table 4.2 – Tableau récapitulatif de mesures d'écart en volume entre la reconstruction manuelle et automatique. La résolution spatiale des images IRM utilisées est de 0,59 mm pixel⁻¹ ou 0,73 mm pixel⁻¹, et l'épaisseur de coupe 3 à 4 mm.

en place d'abord cette comparaison avec le nuage de points pour avoir une idée sur l'échelle de déviation (Figure 4.20).

Deux mesures de déviation sont utilisées pour illustrer l'écart de nos deux types de géométrie. La première fait intervenir un calcul de distances entre chaque point. Tous les points de la reconstruction manuelle sont projetés orthogonalement sur la surface de notre modèle. Chaque organe est évalué suivant environ 6000 points (voir la figure 4.21 pour l'exemple). Nous montrons la moyenne, l'écart-type et la maximum de ces distances pour chaque organe et chaque sujet dans le tableau 4.1. La distance maximum correspond à la distance de « Hausdorff ». La deuxième mesure correspond au volume interne des trois organes, dans le tableau 4.2.

Comme on peut l'observer, les extrémités du vagin et du rectum sont difficilement iden-

tifiables par l'algorithme. En effet, ces zones très fines et parfois floues, sont difficilement détectables automatiquement sur les images IRM par l'algorithme, alors que le médecin arrive à les identifier manuellement. Concernant le rectum, d'autres difficultés sont rencontrées, provoquées par les remarques mentionnées précédemment dans la figure 2.20. L'organe est donc simplifié pour correspondre à la partie basse en contact avec le vagin. Cette erreur sur la partie haute n'entraîne pas de biais dans la simulation numérique. À ce stade, malgré ces limites, nous avons réussi à avoir un modèle géométrique relativement simple, lisse, qui est utilisable pour des logiciels d'analyse *FEM* classiques.

4.6 Applications logicielles

Cette section est dédiée aux applications numériques développées dans le contexte de notre étude, pour l'aide au diagnostic et la modélisation des organes. Les travaux actuels portant sur l'analyse d'images médicales sont présentés dans le début de cette thèse. Basées sur ces travaux de recherche, de nombreuses applications ont été développées et continuent à se développer, concrétisant l'avancement des recherches dans ce domaine. Nous présentons d'abord les applications et les bibliothèques logicielles ayant un lien fort avec le travail de cette thèse.

Une partie importante du travail porte également sur le développement logiciel d'un outil de segmentation semi-automatique, de quantification objective des déplacements et de reconstruction des modèles 3D. La mise en place de l'outil numérique nous permettra aussi d'avoir des contributions « applicatives » afin de valoriser la recherche. La deuxième partie de cette section est donc consacrée aux développements menés dans le cadre de cette thèse.

Le développement se réalise dans un esprit « Open Source ». Plusieurs bibliothèques « Open Source » ont été utilisées pour notre développement. Nous avons utilisé des bibliothèques standards incluant des algorithmes de base pour les traitements. En même temps, nous rendons notre code de calcul réutilisable par d'autres utilisateurs en mettant l'accent sur la modularisation et les commentaires.

Utilisation de bibliothèques existantes Nous avons utilisé directement des applications dédiées aux images médicales en tant qu'utilisateur pour mettre en place des données de patientes. Les logiciels « MITK » et « AVIZO » servent à la lecture des images IRM et incluent de nombreuses fonctionnalités. Ces deux applications nous permettent de visualiser les images et préparer des données segmentées manuellement.

En tant que développeur, nous avons utilisé de nombreuses bibliothèques en Python et en C++ : « CImg »⁴ pour les traitements de base d'images, « OpenCascade » pour la gestion des géométries sous format standard de CAO (*Conception Assistée par Ordinateur*), ainsi que des paquets en Python utilisés pour le calcul scientifique.

Développement de l'algorithme Le développement pour les traitements en 2D se réalise en C++. Conforme à la structure présentée dans la figure 2.6, un module « Géométrie » et un modèle « Image » sont implémentés indépendamment. Le diagramme 4.22 montre brièvement la structure de notre application :

4. <http://cimg.eu/>

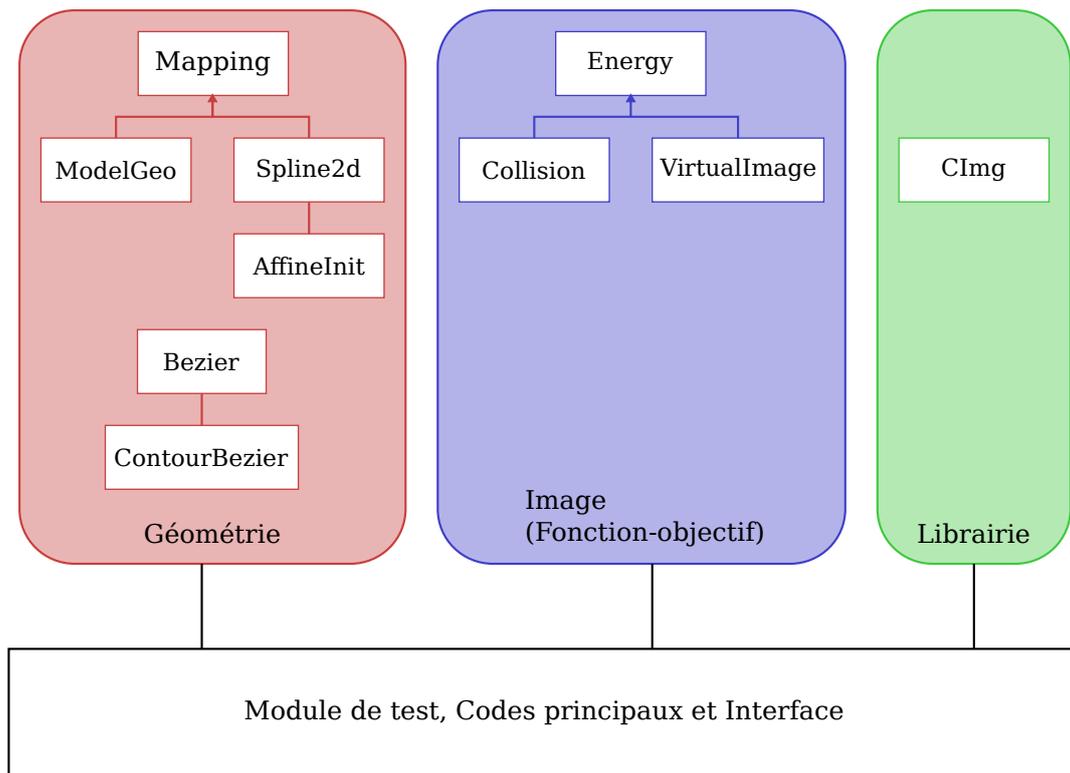


Figure 4.22 – Diagramme de classes contenant les composants principaux pour les traitements en 2D (Détection des contours et analyse cinématique).

Mapping Classe générique qui associe les degrés de liberté (paramétrisation de géométrie) à l'ensemble des points engendrés au voisinage de la géométrie, ainsi que leurs dérivées nécessaires.

Spline2d Classe qui hérite la classe « Mapping », contenant toutes les fonctionnalités utiles pour le calcul des fonctions de B-spline, les propriétés géométrique (tangent, normal, courbure etc.), la projection des points au contour et les dérivées.

AffineInit Une autre classe de liaison qui applique une transformation affine à la géométrie.

ModelGeo Cette classe contient des formes analytiques (comme ellipse) qui sert à valider des tests préliminaires.

Energy Classe générique qui se charge de la partie de la fonction-objectif, et ses dérivées en positions des points.

VirtualImage Classe qui hérite « Energy » pour calculer l'image virtuelle et ses dérivées.

Collision Classe qui hérite « Energy » pour création de la carte de distance associée au contour et le calcul du terme de pénalisation.

En utilisant ces classes et fonctions, nous avons développé des codes de test et d'application, associés à une mini-interface d'utilisateur.

Concernant le développement pour les applications en 3D, il se fait en Python, mais la logique reste la même. Une classe remplaçant « Spline2d » contient tout le calcul d'une surface

de B-spline. De plus, une classe a été implémentée pour la lecture des images DICOM et les pré-traitements d'images. Nous allons montrer notre interface graphique dans la suite.

Interface graphique Nous avons opté pour une interface légère et toutefois suffisante pour les traitements et les analyses scientifiques. Une visualisation en temps réel (au cours de l'optimisation) permet de suivre les mouvements des points de contrôle. Grâce aux touches clavier et clics souris, cette vue permet aussi d'afficher les informations souhaitées, ainsi que de modifier les points de contrôle. Pour la reconstruction 3D, le processus d'optimisation est emboîté dans le code de calcul. Toutefois, nous avons utilisé « Mayavi »⁵ et « WebGL » pour développer une application permettant de visualiser et exploiter les résultats avec les images médicales.

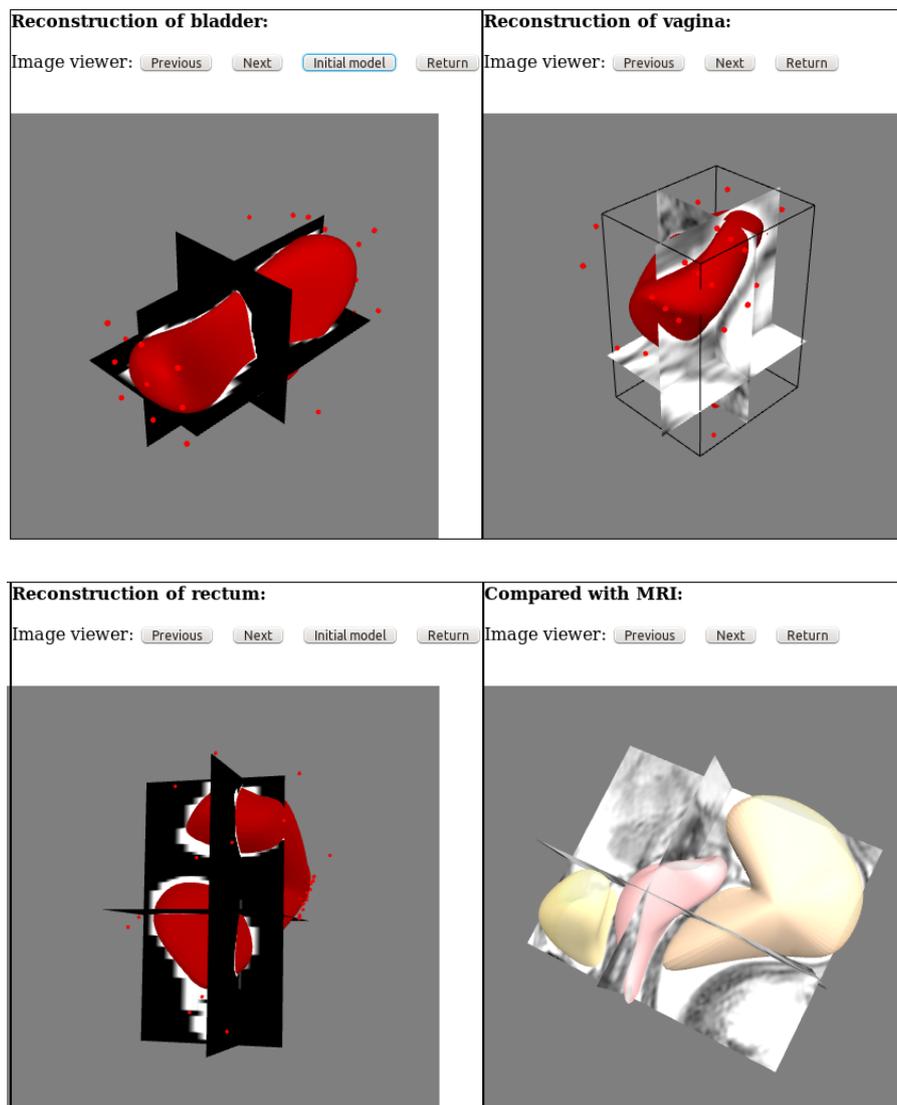


Figure 4.23 – Application basée sur « WebGL » pour visualiser et exploiter les résultats (modèle géométrique confronté à image).

5. <http://docs.entthought.com/mayavi/mayavi/>

4.7 Conclusions et Perspectives

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'extension du recalage de modèles déformables pour la reconstruction semi-automatique des géométries 3D à partir d'images médicales, dont l'objectif est de fournir des modèles pertinents pour la simulation des mobilités du système pelvien.

Des difficultés sont présentes pour la gestion des géométries 3D, la paramétrisation des géométries et la bonne initialisation. Faisant face à ces défis, nous avons opté la solution suivante :

- Modéliser un organe par une surface de B-spline
- Effectuer le recalage déformable en plusieurs étapes : pré-traitement d'images, recalage global (vers une meilleure initialisation) et recalage local.

Des limites ont été mentionnées dans la section 4.4.4, en particulier sur la précision de reconstruction. La flexibilité des géométries est un des points faibles car la forme des organes pelviens a connu une variété considérable entre patientes. D'ailleurs l'application est dédiée à l'usage clinique, nous n'avons pas exigé des données d'images spécifiques pour la recherche. Ce qui cause forcément certaines difficultés pour un algorithme automatique. Malgré ces limites, nous avons pu réaliser notre preuve de concept de la méthode sur des images synthétiques mais aussi sur des données médicales issues d'une prise en charge clinique classique. Pour chaque test, la chaîne de traitements est complète : des images brutes jusqu'aux modèles construits. Nous avons montré la faisabilité d'une méthode de reconstruction semi-automatique qui fournit directement des géométries conformes et fonctionnelles pour la simulation. Du côté de géométrie, la méthode est compatible avec différentes paramétrisation de géométries grâce à un « mapping » qui crée la liaison entre les degrés de liberté et la surface géométrique. Du côté d'images, le recalage via une image virtuelle permet de diminuer l'influence de la résolution et de mesurer localement des erreurs.

La première perspective de ce travail concerne la vision scientifique à long terme : évaluer l'impact de précision des géométries sur la simulation. Le but est d'obtenir une géométrie lisse et régulière pour la simulation, au lieu de construire le modèle le plus précis qui représente tous les détails des organes. C'est pour cette raison que l'application à la simulation est très importante, notamment dans les zones où seront mis en place les ligaments et les fascias.

Concernant l'aspect technique, nous aimerions valider la méthode sur d'avantage de données de patientes pour s'assurer de la stabilité et la robustesse de l'algorithme. La gestion des géométries plus complexes et compatibles avec les logiciels CAO est un autre enjeu. Nous aimerions également finaliser le développement pour fournir une application facile à utiliser, et pour ajouter des fonctionnalités, par exemple l'ajout des points de repère pour faciliter l'insertion des fascias et des ligaments. Ces améliorations ont pour objectif de rendre l'outil utile pour la simulation dans des cas personnalisés des patientes.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion

Le contenu de cette thèse est élaboré dans les quatre chapitres précédents. Le chapitre 1 a clarifié l'enjeu médical de notre sujet, qui a donné les contributions que pourra apporter le travail de notre recherche : caractérisation et modélisation du système pelvien pour un meilleur diagnostic personnalisé des patientes. C'est ensuite dans ce contexte que l'étude présentée dans cette thèse est apparue. Cette étude crée un lien entre les images médicales et les simulations personnalisées. Des techniques d'imagerie ont été présentées pour détailler la partie concernant les images. Une étude bibliographique sur les méthodes de traitement d'images a permis d'élaborer notre stratégie. Concernant les images statiques, nous ne cherchons pas seulement un modèle sous forme des voxels segmentés, mais plutôt un modèle géométrique et fonctionnel. Concernant les images dynamiques, nous cherchons les déplacements aux contours des organes et les mouvements relatifs qui ne peuvent être obtenus qu'à l'aide d'un modèle paramétré.

Le chapitre 2 a présenté tous les éléments importants de notre méthode en montrant une validation effectuée sur des données réelles des patientes. La paramétrisation par modèle analytique (B-spline), qui possède une bonne continuité avec peu de degrés de liberté, a été introduite. Le concept d'« Image Virtuelle » a été utilisé pour formuler la fonction-objectif. Une méthode adaptative d'insertion et de suppression de points de contrôle a permis de trouver le modèle final pertinent pour représenter les organes.

Comme la méthode a été validée sur un ensemble de données de 19 patientes (images IRM statiques 2D), nous l'avons utilisée pour suivre les mouvements dans des images IRM dynamiques. Le chapitre 3 a introduit la notion de points matériels et a ajusté le modèle paramétrique B-spline utilisé dans le chapitre 2 en le convertissant en courbes de Bézier composites, jointes à des points matériels. Cela a permis de réduire l'incertitude des mouvements tangentiels le long des contours des organes, et donc de rendre le calcul plus physique. Ces résultats ont pu donner des informations complémentaires sur l'état de faiblesse des structures de suspension.

Le chapitre 4 a abordé l'extension de la méthode du recalage pour un traitement en 3D. Cette fois-ci, un modèle 3D sous forme de surface B-spline a été utilisé pour représenter la géométrie des organes. Nous avons utilisé d'abord une image et une forme synthétique pour valider le fait que l'algorithme peut passer de 2D à 3D. Ensuite, nous avons abordé le traitement effectué sur des données issues des patientes. Un pré-traitement d'images a été mis en place pour faciliter et assurer la stabilité de l'algorithme du recalage. Finalement, le modèle reconstruit a été utilisé dans d'autres outils pour une évaluation d'erreur.

Le travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans les travaux de recherche de notre équipe qui a pour but l'analyse des cas patiente-spécifiques. Des perspectives sont envisagées pour atteindre ces objectifs scientifiques et applicatifs.

Perspectives

Du côté scientifique, nous nous intéresserons à valider la stabilité et la robustesse de l'algorithme à travers plus de données issues des patientes. Cela nous permettra de déterminer plus précisément les variables d'optimisation et de rencontrer plus d'exceptions pour préciser l'étape où l'intervention manuelle est nécessaire. Nous visons une application qui n'est pas forcément tout automatique, mais utilisable et fonctionnelle dans le contexte clinique.

Concernant l'analyse de la cinématique, la méthode nécessite plusieurs étapes de traitements sur différents types de données. Une méthode plus intégrée sera également une de nos perspectives. En fait, l'identification des points matériels constitue la clé de la méthode et une analyse plus fine sur sa fiabilité sera utile. Deux approches seront envisagées pour l'améliorer : ajuster les variables d'optimisation et créer une interface où un médecin peut intervenir sur les données en accord avec son expérience et ses observations. Une comparaison entre les données obtenues automatiquement à partir d'images et celles issues de la simulation numérique pourra constituer une autre validation.

Le modèle reconstruit devra ensuite être utilisé dans des simulations pour l'évaluation de l'impact des géométries sur le calcul de déplacements et de déformations. Puisqu'il existe un écart entre le modèle reconstruit automatiquement et modèle reconstruit manuellement, nous devons déterminer des zones pour placer des structures de soutènement et mettre des conditions de chargement afin d'effectuer une comparaison cohérente. Il sera également utile de calculer lors de la reconstruction des points caractéristiques servant de repères pour la simulation. D'ailleurs, à partir de la preuve de concept de la reconstruction 3D, la gestion des géométries plus complexes sera une piste pour passer à une modélisation complète du système pelvien. L'intégration des structures de suspension rendra l'étape de modélisation plus rapide en vue de la simulation.

Du côté applicatif, la performance de l'algorithme pourra être améliorée en mettant en place un calcul parallélisé. En fait, notre algorithme nécessitant des calculs voxel par voxel et point par point, est un exemple typique d'algorithme parallélisable. Nous aimerions également développer une interface utilisateur plus adéquate et intégrée afin de rendre la procédure plus accessible à d'autres utilisateurs. Nous visons également l'intégration dans notre chaîne numérique de plusieurs traitements. Cela permettra aussi de réaliser d'avantage de tests avec des données cliniques.

L'ensemble de ces perspectives visent à faciliter cette « passerelle » permettant de passer d'images médicales à la simulation numérique de cas patiente-spécifiques.

A N N E X E



Annexe

A.1 Description détaillée de la norme DICOM

Nous détaillons dans cette section la description de la norme DICOM et la définition de ses données, qui sera utile pour les traitements ultérieurs dans l'outil numérique.

D'un point de vue conceptuel, les données sont organisés par des objets (*Information Object Definition*, IOD) identifiés par un unique « UID (*Unique Identifier*) ». Les « IODs » (analogue aux objets en programmation orientée objets) représentent des objets de façon conceptuelle sous l'arborescence : IOD → Entité d'information → Module → Attributs. Par exemple, un IOD d'Image CT peut comprendre « Patient », « Étude », « Séries », « Équipement » et « Image » comme ses entités d'information. L'entité « Patient » peut comprendre un module « Patient » dont les attributs sont son nom, sa date de naissance etc. L'entité « Image » peut comprendre Plan d'images, Pixels d'images, Contraste etc.

D'un point de vue physique, les données sont enregistrées sous format d'un fichier DICOM, dans lequel les attributs sont encodés en Eléments de données. Chaque élément de données est composé de quatre champs : le Tag, le type de données, la longueur de données et le contenu de données (Figure A.1).

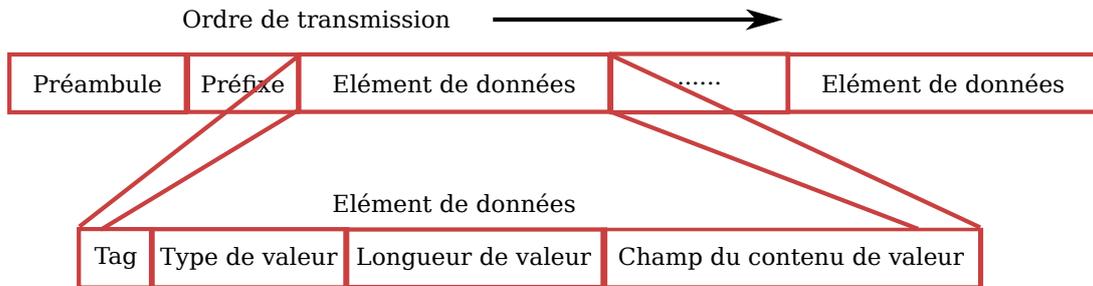


Figure A.1 – La structure d'un fichier DICOM (généralement correspondant à un IOD)

A.2 Projection de courbe Bézier sur B-spline

Nous détaillons ici le calcul pour la projection d'une courbe Bézier sur une partie d'une courbe B-spline. Reprenons l'exemple dans la section 3.3.1. La courbe B-spline initiale est définie par :

$$\mathcal{B}^0(u) = \sum_{i=0}^{n-1} \mathcal{N}_{i,3}(u) \mathbf{P}_i, \quad (\text{A.1})$$

sur laquelle les points « features » sont sélectionnés $[\mathbf{pf}_0, \mathbf{pf}_1, \dots, \mathbf{pf}_l]$, où $\mathbf{pf}_i = \mathcal{B}^0(u_{k_i})$. Prenons le premier morceau entre \mathbf{pf}_0 et \mathbf{pf}_1 comme exemple, la courbe Bézier \mathcal{S}_0 est définie par l'équation A.2

$$\mathcal{S}_0(u) = \sum_{i=0}^3 \mathcal{M}_{i,3}(u) \mathbf{p}_i, \quad (\text{A.2})$$

où $\mathbf{p}_0 = \mathbf{pf}_0$ et $\mathbf{p}_3 = \mathbf{pf}_1$. Ensuite les deux points de contrôle libres \mathbf{p}_1 et \mathbf{p}_2 seront déterminés pour que le morceau de courbe de Bézier colle avec le contour B-spline initial sur l'intervalle $[u_{k_0}, u_{k_1}]$. Sans perte de généralité, nous développons ici le calcul pour \mathcal{S}_0 .

N points discrets sont d'abord échantillonnés à partir de la courbe B-spline $\mathcal{B}^0 : [\mathbf{q}_0, \mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_{N-1}]$, où $\mathbf{q}_0 = \mathbf{p}\mathbf{f}_0 = \mathbf{p}_0$ et $\mathbf{q}_{N-1} = \mathbf{p}\mathbf{f}_1 = \mathbf{p}_3$. L'équation de courbe Bézier \mathcal{S}_0 devient :

$$\mathcal{S}_0(u) = \mathcal{M}_{0,3}(u)\mathbf{q}_0 + \mathcal{M}_{1,3}(u)\mathbf{p}_1 + \mathcal{M}_{2,3}(u)\mathbf{p}_2 + \mathcal{M}_{3,3}(u)\mathbf{q}_{N-1}. \quad (\text{A.3})$$

Soit $[t_0, t_1, \dots, t_{N-1}]$ le vecteur des paramètres (coordonnées Bézier) correspondants aux points échantillonnés $[\mathbf{q}_0, \mathbf{q}_1, \dots, \mathbf{q}_{N-1}]$, ils sont calculés en fonction de la distance entre points \mathbf{q}_i et \mathbf{q}_j :

$$t_{i+1} = t_i + \frac{\|\mathbf{q}_{i+1} - \mathbf{q}_i\|}{\sum_{k=0}^{N-2} \|\mathbf{q}_{k+1} - \mathbf{q}_k\|}, \quad t_0 = 0. \quad (\text{A.4})$$

Pour que la courbe Bézier soit suffisamment proche de B-spline, nous cherchons ensuite à minimiser la somme des écarts au carré entre ces points et la courbe Bézier :

$$f(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2) = \sum_{k=1}^{N-2} \|\mathbf{q}_k - \mathcal{S}_0(t_k)\|^2. \quad (\text{A.5})$$

En utilisant $\mathbf{r}_k = \mathbf{q}_k - \mathcal{M}_{0,3}(t_k)\mathbf{q}_0 - \mathcal{M}_{3,3}(t_k)\mathbf{q}_{N-1}$, la fonction f peut être redéfinie comme suit :

$$\begin{aligned} f(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2) = & \sum_{k=1}^{N-2} [\mathbf{r}_k \cdot \mathbf{r}_k - 2(\mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{p}_1 \cdot \mathbf{r}_k + \mathcal{M}_{2,3}(t_k)\mathbf{p}_2 \cdot \mathbf{r}_k) \\ & + (\mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{p}_1 + \mathcal{M}_{2,3}(t_k)\mathbf{p}_2) \cdot (\mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{p}_1 + \mathcal{M}_{2,3}(t_k)\mathbf{p}_2)]. \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

La fonction f est minimisée si $\frac{\partial f}{\partial \mathbf{p}_1} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{p}_2} = \mathbf{0}$. Ainsi, le calcul des dérivées de f est nécessaire. Par exemple, la dérivée de f en \mathbf{p}_1 est obtenue de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \mathbf{p}_1}(\mathbf{r}_k \cdot \mathbf{r}_k) &= 0 \\ \frac{\partial}{\partial \mathbf{p}_1}(\mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{p}_1 \cdot \mathbf{r}_k) &= \mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{r}_k \\ \frac{\partial}{\partial \mathbf{p}_1}((\mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{p}_1 + \mathcal{M}_{2,3}(t_k)\mathbf{p}_2)^2) &= 2\mathcal{M}_{1,3}(t_k)(\mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{p}_1 + \mathcal{M}_{2,3}(t_k)\mathbf{p}_2). \end{aligned} \quad (\text{A.7})$$

Pour que la dérivée de f en \mathbf{p}_1 soit nulle, on obtient l'équation suivante (en calculant la somme) :

$$\sum_{k=1}^{N-2} \mathcal{M}_{1,3}(t_k)(\mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{p}_1 + \mathcal{M}_{2,3}(t_k)\mathbf{p}_2) = \sum_{k=1}^{N-2} \mathcal{M}_{1,3}(t_k)\mathbf{r}_k. \quad (\text{A.8})$$

Finalement, un système linéaire peut être résolu (deux inconnus $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2$ et deux équations $\frac{\partial f}{\partial \mathbf{p}_1} = 0, \frac{\partial f}{\partial \mathbf{p}_2} = 0$). Ce calcul est répété pour tous les morceaux de Bézier afin de déterminer les positions de points de contrôle.

BIBLIOGRAPHIES

- [Aue et al., 1976] W. P. Aue, E. Bartholdi et R. R. Ernst. Two-dimensional spectroscopy. Application to nuclear magnetic resonance. *Journal of Chemical Physics*, vol. 64, pages 2229–2246, 1976.
- [Babalola et al., 2008] K. Babalola, B. Patenaude, P. Aljabar, J. Schnabel, D. Kennedy, W. Crum, S. Smith, T. Cootes, M. Jenkinson et D. Rueckert. Comparison and Evaluation of Segmentation Techniques for Subcortical Structures in Brain MRI. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2008*, vol. 5241 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 409–416, Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [Barber et Brown, 1984] D. C. Barber et B. H. Brown. Applied potential tomography. *Journal of Physics E : Scientific Instruments*, vol. 17, pages 723–733, 1984.
- [Basser et al., 1994] P. J. Basser, J. Mattiello et D. LeBihan. MR diffusion tensor spectroscopy and imaging. *Biophys J.*, vol. 66, no. 1, pages 259–267, 1994.
- [Bay et al., 2011] T. Bay, J.-C. Chambelland, R. Raffin, M. Daniel et M.-E. Bellemare. Geometric modeling of pelvic organs. In *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, pages 4329–4332, 2011.
- [Bazot et Daraï, 2005] M. Bazot et E. Daraï. Sonography and MR imaging for the assessment of deep pelvic endometriosis. *J. Minim. Invasive Gynecol.*, vol. 12, no. 2, pages 178–185, 2005.
- [Berendsen et al., 2013] F. F. Berendsen, U. A. van der Heide, T. R. Langerak, A. N. T. J. Kotte et J. P. W. Pluim. Free-form image registration regularized by a statistical shape model : application to organ segmentation in cervical MR. *Computer Vision and Image Understanding.*, vol. 117, no. 9, pages 1119–1127, 2013.
- [Berendsen et al., 2014] F. F. Berendsen, A. N. T. J. Kotte, M. A. Viergever et J. P. W. Pluim. Registration of organs with sliding interfaces and changing topologies. In *Proc. SPIE*, vol. 9034, pages 90,340E–90,340E–7, 2014.
- [Besnard et al., 2006] G. Besnard, F. Hild et S. Roux. “Finite-element” displacement fields analysis from digital images : application to Portevin–Le Châtelier bands. *Experimental Mechanics.*, vol. 46, no. 6, pages 789–803, 2006.
- [Blake et Isard, 1998] A. Blake et M. Isard. Active Contours : The Application of Techniques from Graphics, Vision, Control Theory and Statistics to Visual Tracking of Shapes in Motion. Springer London, 1998.
- [Bloch, 1946] F. Bloch. Nuclear Induction. *Phys. Rev.*, vol. 70, pages 460–474, 1946.
- [Botsch et al., 2010] M. Botsch, L. Kobbelt, M. Pauly, P. Alliez et B. Levy. Polygon Mesh Processing. CRC Press Taylor & Francis Group., 2010.

- [[Boykov et Veksler, 2006](#)] Y. Boykov et O. Veksler. Graph Cuts in Vision and Graphics : Theories and Applications. In Handbook of Mathematical Models in Computer Vision., edited by N. Paragios, Y. Chen et O. Faugeras, pages 79–96, Springer US, 2006.
- [[Brigger et al., 2000](#)] P. Brigger, J. Hoeg et M. Unser. B-Spline Snakes : A Flexible Tool for Parametric Contour Detection. IEEE Transactions on Image Processing., vol. 9, no. 9, pages 1484–1496, 2000.
- [[Brownell et Sweet, 1953](#)] G. L. Brownell et W. H. Sweet. Localization of brain tumors with positron emitters. Nucleonics, vol. 11, pages 40–45, 1953.
- [[Brox et Malik, 2011](#)] T. Brox et J. Malik. Large displacement optical flow : descriptor matching in variational motion estimation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence., vol. 33, no. 3, pages 500–513, 2011.
- [[Bump et al., 1996](#)] R. C. Bump, A. Mattiasson, K. Bø, L. P. Brubaker, J. O. DeLancey, P. Klarskov, B. L. Shull et A. R. Smith. The standardization of terminology of female pelvic organ prolapse and pelvic floor dysfunction. Am. J. Obstet. Gynecol., vol. 175, no. 1, pages 10–17, 1996.
- [[Busé, 2004](#)] L. Busé. Géométrie différentielle et applications. Lecture Master à l’Université de Nice Sophia Antipolis., 2004.
- [[Canny, 1986](#)] J. Canny. A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence., vol. 8, no. 6, pages 679–698, 1986.
- [[Capelle-Laizé, 2003](#)] A.-S. Capelle-Laizé. Segmentation des images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l’évidence. Ph.D. thesis, Université de Poitiers, 2003.
- [[Chan et Vese, 2001](#)] T. F. Chan et L. A. Vese. Active Contours Without Edges. IEEE Transactions on Image Processing., vol. 10, no. 2, pages 266–277, 2001.
- [[Chantereau et al., 2014](#)] P. Chantereau, M. Brieu, M. Kammal, J. Farthmann, B. Gabriel et M. Cosson. Mechanical properties of pelvic soft tissue of young women and impact of aging. Int. Urogynecol. J., vol. 25, no. 11, pages 1547–1553, 2014.
- [[Cootes et al., 1995](#)] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper et J. Graham. Active Shape Models - Their Training and Application. Computer Vision and Image Understanding., vol. 61, no. 1, pages 38–59, 1995.
- [[Cootes et al., 2001](#)] T. F. Cootes, G. J. Edwards et C. J. Taylor. Active appearance models. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence., vol. 23, no. 6, pages 681–685, 2001.
- [[Cormack, 1963](#)] A. M. Cormack. Representation of a Function by Its Line Integrals, with Some Radiological Applications. Journal of Applied Physics., vol. 34, no. 9, pages 2722–2727, 1963.
- [[Costa et al., 2007](#)] M. J. Costa, H. Delingette, S. Novellas et N. Ayache. Automatic Segmentation of Bladder and Prostate Using Coupled 3D Deformable Models. In MICCAI 2007 Lecture Notes in Computer Science, vol. 4791, pages 252–260, 2007.

- [Dardenne, 2009] J. Dardenne. Maillage 3D de structures anatomique pour la simulation électromagnétique et thermique. Ph.D. thesis, L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2009.
- [Davatzikos, 1997] C. Davatzikos. Spatial transformation and registration of brain images using elastically deformable models. *Computer Vision and Image Understanding.*, vol. 66, no. 2, pages 207–222, 1997.
- [DeLancey, 1992] J. O. DeLancey. Anatomic aspects of vaginal eversion after hysterectomy. *Am J Obstet Gynecol.*, vol. 166, pages 1717–1724, 1992.
- [Dell'oro et al., 2013] M. Dell'oro, P. Collinet, G. Robin et C. Rubod. Multidisciplinary approach for deep endometriosis : interests and organization. *Gynecol. Obstet. Fertil.*, vol. 41, no. 1, pages 58–64, 2013.
- [Desbrun et al., 1999] M. Desbrun, M. Meyer, P. Schröder et A. H. Barr. Implicit fairing or irregular meshes using diffusion and curvature flow. In Proceedings of the 26th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '99., pages 317–324, 1999.
- [Dijkstra, 1959] E. W. Dijkstra. A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische Mathematik.*, vol. 1, no. 1, pages 269–271, 1959.
- [Eskenazi et Warner, 1997] B. Eskenazi et M. L. Warner. Epidemiology of endometriosis. *Obstet. Gynecol. Clin. North Am.*, vol. 24, no. 2, pages 235–258, 1997.
- [Freedman et Zhang, 2005] D. Freedman et T. Zhang. Interactive graph cut based segmentation with shape priors. In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2005., vol. 1, pages 755–762, 2005.
- [Frey et George, 1999] P. J. Frey et P.-L. George. Maillages : applications aux éléments finis. Paris : Hermès Science Publications., 1999.
- [Fung, 1993] Y. C. Fung. Biomechanics : Mechanical Properties of Living Tissues. Springer-Verlag New York., 2nd ed., 1993.
- [Garnier et al., 2011] C. Garnier, W. Ke et J. L. Dillenseger. Bladder segmentation in MRI images using active region growing model. In Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc., pages 5702–5705, 2011.
- [Guinet et Grellet, 1992] C. Guinet et J. Grellet. Introduction à l'IRM de la théorie à la pratique. Masson, 1992.
- [Hamm et Forstner, 2007] B. Hamm et R. Forstner (editors). Diagnostic Imaging - MRI and CT of the Female Pelvis. Diagnostic Imaging, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007.
- [Henderson et Webster, 1978] R. P. Henderson et J. G. Webster. An Impedance Camera for Spatially Specific Measurements of the Thorax. *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 25, no. 3, pages 250–254, 1978.
- [Hill et al., 2001] D. L. Hill, P. G. Batchelor, M. Holden et D. J. Hawkes. Medical image registration. *Physics in medicine and biology*, vol. 46, no. 3, pages R1–45, 2001.

- [Jacobson et al., 2014] A. Jacobson, Z. Deng, L. Kavan et J. P. Lewis. Skinning : Real-time Shape Deformation. In ACM SIGGRAPH 2014 Courses, 2014.
- [Jaillet et al., 1997a] F. Jaillet, B. Shariat et D. Vandorpe. 3D surface modeling from planar sections. In 4th Conference on Optical 3D Measurement Techniques, ETH, Zurich, pages 430–435, 1997a.
- [Jaillet et al., 1997b] F. Jaillet, B. Shariat et D. Vandorpe. Periodic B-Spline Surface Skinning of Anatomic Shapes. In Proceedings of the 9th Canadian Conference on Computational Geometry (CCCG’97), pages 199–210, 1997b.
- [Jiang et al., 2015] Z. Jiang, J.-F. Witz, P. Lecomte-Grosbras, J. Dequidt, C. Duriez, M. Cosson, S. Cotin et M. Brieu. B-spline Based Multi-organ Detection in Magnetic Resonance Imaging. *Strain.*, vol. 51, no. 3, pages 235–247, 2015.
- [Jiang et al., 2017] Z. Jiang, J.-F. Witz, P. Lecomte-Grosbras, J. Dequidt, S. Cotin, C. Rubod, C. Duriez et M. Brieu. Multiorgan motion tracking in dynamic magnetic resonance imaging for evaluation of pelvic system mobility and shear strain. *Strain.*, vol. 53, no. 2, page e12,224, 2017.
- [Kamina, 1984] P. Kamina. Anatomie gynécologique et obstétricale. Maloine SA Éditeur, 1984.
- [Kamina, 2014] P. Kamina. Anatomie clinique : Tome4, Organes urinaires et génitaux, pelvis, coupes du tronc. Maloine, 3ème ed., 2014.
- [Kamina et Chansigaud, 1988] P. Kamina et J. Chansigaud. Soutènement et suspension des viscères pelviens chez la femme : anatomie fonctionnelle et chirurgicale. *Journal de gynécologie obstétrique et biologie de la reproduction*, vol. 17, no. 7, pages 835–848, 1988.
- [Kass et al., 1988] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pages 321–331, 1988.
- [Klein et al., 2007] S. Klein, M. Staring et J. P. W. Pluim. Evaluation of Optimization Methods for Nongrid Medical Image Registration Using Mutual Information and B-Splines. *IEEE Transactions on Image Processing.*, vol. 16, no. 12, pages 2879–2890, 2007.
- [Klein et al., 2010] S. Klein, M. Staring, K. Murphy, M. A. Viergever et J. P. W. Pluim. elastix : a toolbox for intensity based medical image registration. *IEEE Transactions on Medical Imaging.*, vol. 29, no. 1, pages 196–205, 2010.
- [Kobbelt, 2000] L. P. Kobbelt. Discrete fairing and variational subdivision for freeform surface design. *The Visual Computer*, vol. 16, pages 142–158, 2000.
- [Kwong et al., 1992] K. K. Kwong, J. W. Belliveau, D. A. Chesler, I. E. Goldberg, R. M. WeissKoff, B. P. Poncelet, D. N. Kennedy, B. E. Hoppel, M. S. Cohen et R. Turner. Dynamic magnetic resonance imaging of human brain activity during primary sensory stimulation. *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA.*, vol. 89, no. 12, pages 5675–5679, 1992.
- [Lapeer et al., 2002] R. J. Lapeer, A. C. Tan et R. Aldridge. Active Watersheds : Combining 3D Watershed Segmentation and Active Contours to Extract Abdominal Organs from MR Images. In MICCAI 2002, vol. 2488, pages 596–603, Springer Berlin Heidelberg., 2002.

- [Lecompte et al., 2006] D. Lecompte, A. Smits, S. Bossuyt, H. Sol, J. Vantomme, D. Van Hemelrijck et A. M. Habraken. Quality assessment of speckle patterns for digital image correlation. *Optics and Lasers in Engineering.*, vol. 44, no. 11, pages 1132–1145, 2006.
- [Lecomte-Grosbras et al., 2013] P. Lecomte-Grosbras, M. Nassirou Diallo, J.-F. Witz, D. Marchal, J. Dequidt, S. Cotin, M. Cosson, C. Duriez et M. Brieu. Towards a better understanding of pelvic system disorders using numerical simulation. In *MICCAI*, 2013.
- [Lecomte-Grosbras et al., 2015] P. Lecomte-Grosbras, J.-F. Witz, M. Brieu, N. Faye, M. Cosson et C. Rubod. Quantification of Pelvic Mobility on Dynamic Magnetic Resonance Images : Using Mechanical Insight to Help Diagnose Pelvic Pathologies. *Strain.*, vol. 51, no. 4, pages 301–310, 2015.
- [Lee et al., 1998] C. Lee, S. Huh, T. A. Ketter et M. Unser. Unsupervised connectivity-based thresholding segmentation of midsagittal brain MR images. *Comput Biol Med.*, vol. 28, no. 3, pages 309–338, 1998.
- [Lee et al., 2014] J. Lee, J. Woo, F. Xing, E. Z. Murano, M. Stone et J. L. Prince. Semi-automatic segmentation for 3D motion analysis of the tongue with dynamic MRI. *Comput Med Imaging Graph.*, vol. 38, no. 8, pages 714–724, 2014.
- [Li et Acton, 2007] B. Li et S. T. Acton. Active Contour External Force Using Vector Field Convolution for Image Segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing.*, vol. 16, no. 8, pages 2096–2106, 2007.
- [Li et al., 2006] W.-C. Li, N. Ray et B. Lévy. Automatic and Interactive Mesh to T-spline Conversion. In *Proceedings of the Fourth Eurographics Symposium on Geometry Processing, SGP '06*, pages 191–200, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland, 2006.
- [Libertiaux et al., 2011] V. Libertiaux, F. Pascon et S. Cescotto. Experimental verification of brain tissue incompressibility using digital image correlation. *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials.*, vol. 4, no. 7, pages 1177–1185, 2011.
- [Liu et al., 2012] X. Liu, K. Z. Abd-Elmoniem, M. Stone, E. Z. Murano, J. Zhuo, R. P. Gullapalli et J. L. Prince. Incompressible deformation estimation algorithm (IDEA) from tagged MR images. *IEEE Trans Med Imaging.*, vol. 31, no. 2, pages 326–340, 2012.
- [Lorensen et Cline, 1987] W. E. Lorensen et H. E. Cline. Marching Cubes : A High Resolution 3D Surface Construction Algorithm. In *Proceedings of the 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH '87*, pages 163–169, ACM, 1987, ISBN 0-89791-227-6.
- [Lucas et al., 1981] B. D. Lucas, T. Kanade et al.. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In *IJCAI*, vol. 81, pages 674–679, 1981.
- [Luo et al., 2003] S. Luo, R. Li et S. Ourselin. A New Deformable Model Using Dynamic Gradient Vector Flow and Adaptive Balloon Forces. In *APRS Workshop on Digital Image Computing.*, pages 9–14, 2003.

- [Ma et al., 2009] Z. Ma, J. M. R. S. Tavares, R. N. Jorge et T. Mascarenhas. A review of algorithms for medical image segmentation and their applications to the female pelvic cavity. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering.*, vol. 13, no. 2, pages 235–246, 2009.
- [Ma et al., 2011] Z. Ma, R. N. Jorge et J. M. R. S. Tavares. A Comparison between Segmentation Algorithms for Urinary Bladder on T2-weighted MR Images. In Proceedings of the III ECCOMAS Thematic Conference on Computational Vision and Medical Image Processing., pages 371–376, 2011.
- [Ma et al., 2012] Z. Ma, R. N. Jorge, T. Mascarenhas et J. M. R. S. Tavares. Segmentation of female pelvic cavity in axial T2-weighted MR images towards the 3D reconstruction. *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering.*, vol. 28, no. 6–7, pages 714–726, 2012.
- [Ma et al., 2013] Z. Ma, R. N. Jorge, T. Mascarenhas et J. M. R. S. Tavares. Segmentation of Female Pelvic Organs in Axial Magnetic Resonance Images using Coupled Geometric Deformable Models. *Computers in Biology and Medicine.*, vol. 43, no. 4, pages 248–258, 2013.
- [Malladi et al., 1995] R. Malladi, J. A. Sethian et B. C. Vemuri. Shape modeling with front propagation : A level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.*, vol. 17, no. 2, pages 158–175, 1995.
- [Mangin et al., 1995] J. F. Mangin, V. Frouin, I. Bloch, J. Régis et J. López-Krahe. From 3D magnetic resonance images to structural representations of the cortex topography using topology preserving deformations. *Journal of Mathematical Imaging and Vision.*, vol. 5, no. 4, pages 297–318, 1995.
- [Manousakas et al., 1998] I. N. Manousakas, P. E. Undrill, G. G. Cameron et T. W. Redpath. Split-and-Merge Segmentation of Magnetic Resonance Medical Images : Performance Evaluation and Extension to Three Dimensions. *Computers and Biomedical Research.*, vol. 31, no. 6, pages 393–412, 1998.
- [Mayeur et al., 2014] O. Mayeur, G. Lamblin, P. Lecomte-Grosbras, M. Brieu, C. Rubod et M. Cosson. FE Simulation for the Understanding of the Median Cystocele Prolapse Occurrence. In Biomedical Simulation. ISBMS 2014., edited by F. Bello et S. Cotin, pages 220–227, 2014.
- [Mayeur et al., 2015] O. Mayeur, J.-F. Witz, P. Lecomte, M. Brieu, M. Cosson et K. Miller. Influence of geometry and mechanical properties on the accuracy of patient-specific simulation of women pelvic floor. *Annals of Biomedical Engineering. Special Issue on Computational Biomechanics for Patient-Specific Applications.*, 2015.
- [McInerney et Terzopoulos, 1996] T. McInerney et D. Terzopoulos. Deformable models in medical image analysis : a survey. *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 2, pages 91 – 108, 1996.
- [McVeigh et Atalar, 1992] E. R. McVeigh et E. Atalar. Cardiac Tagging with Breath-Hold Cine MRI. *Magn Reson Med.*, vol. 28, no. 2, pages 318–327, 1992.
- [Meuleman et al., 2009] C. Meuleman, B. Vandenaabeele, S. Fieuws, C. Spiessens, D. Timmerman et T. D’Hooghe. High prevalence of endometriosis in infertile women with normal ovulation and normospermic partners. *Fertil Steril.*, vol. 92, no. 1, pages 68–74, 2009.

- [Meyer et Beucher, 1990] F. Meyer et S. Beucher. Morphological segmentation. Journal of Visual Communication and Image Representation., vol. 1, no. 1, pages 21–46, 1990.
- [Mille, 2007] J. Mille. Modèles déformables pour la segmentation et le suivi en imagerie 2D et 3D. Ph.D. thesis, Université François-Rabelais de Tours, 2007.
- [Moerman et al., 2009] K. M. Moerman, C. A. Holt, S. L. Evans et C. K. Simms. Digital image correlation and finite element modelling as a method to determine mechanical properties of human soft tissue in vivo. J. Biomech., vol. 42, no. 8, pages 1150–1153, 2009.
- [Montagnat et al., 2001] J. Montagnat, H. Delingette et N. Ayache. A review of deformable surfaces : topology, geometry and deformation. Image and Vision Computing., vol. 19, no. 14, pages 1023–1040, 2001.
- [Mortensen et Barrett, 1995] E. N. Mortensen et W. A. Barrett. Intelligent scissors for image composition. In SIGGRAPH '95 Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pages 191–198, 1995.
- [Muralidhar et al., 2010] G. S. Muralidhar, A. C. Bovik, J. D. Giese, M. P. Sampat, G. J. Whitman, T. M. Haygood, T. W. Stephens et M. K. Markey. Snakules : A Model-Based Active Contour Algorithm for the Annotation of Spicules on Mammography. IEEE Transactions on Medical Imaging., vol. 29, no. 10, pages 1768–1780, 2010.
- [Namías et al., 2016] R. Namías, J. P. D’Amato, M. del Fresno, M. Vénere, N. Pirró et M.-E. Bellemare. Multi-object segmentation framework using deformable models for medical imaging analysis. Medical & Biological Engineering & Computing, vol. 54, no. 8, pages 1181–1192, 2016.
- [Nealen et al., 2006] A. Nealen, Müller, R. Keiser, E. Boxerman et M. Carlson. Physically Based Deformable Models in Computer Graphics. Computer Graphics Forum., vol. 25, no. 4, pages 809–836, 2006.
- [Onal et al., 2013] S. Onal, S. Lai-Yuen, P. Bao, A. Weitzenfeld et S. Hart. Image based measurements for evaluation of pelvic organ prolapse. Journal of Biomedical Science and Engineering., vol. 6, no. 1, pages 45–55, 2013.
- [Osher et Sethian, 1988] S. Osher et J. A. Sethian. Fronts propagating with curvature-dependent speed : Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations. Journal of Computational Physics., vol. 79, no. 1, pages 12–49, 1988.
- [Osman et al., 2000] N. F. Osman, E. R. McVeigh et J. L. Prince. Imaging heart motion using harmonic phase MRI. IEEE Trans Med Imaging., vol. 19, no. 3, pages 186–202, 2000.
- [Pannu et al., 2000] H. K. Pannu, H. S. Kaufman, G. W. Cundiff, R. Genadry, D. A. Bluemke et E. K. Fishman. Dynamic MR Imaging of Pelvic Organ Prolapse : Spectrum of Abnormalities 1. Radiographics, vol. 20, no. 6, pages 1567–1582, 2000.
- [Papanikolaou et Karampekios, 2008] N. Papanikolaou et S. Karampekios. 3D MRI Acquisition : Technique. In Image Processing in Radiology, edited by E. Neri, D. Caramella et C. Bartolozzi, Diagnostic Imaging, Springer, 1st ed., 2008.

- [Petros et Ulmsten, 1990] P. E. Petros et U. I. Ulmsten. An integral theory of female urinary incontinence. Experimental and clinical considerations. *Acta Obstet Gynecol Scand Suppl.*, vol. 153, pages 7–31, 1990.
- [Piegl et Tiller, 1995] L. Piegl et W. Tiller. The NURBS Book. Monographs in visual communication, Springer, 1995.
- [Pohlman et al., 1996] S. Pohlman, K. A. Powell, N. A. Obuchowski, W. A. Chilcote et S. Grundfest-Broniatowski. Quantitative classification of breast tumors in digitized mammograms. *Medical Physics.*, vol. 23, no. 8, pages 1337–1345, 1996.
- [Prewitt, 1970] J. M. S. Prewitt. Object enhancement and extraction. In Picture Processing and Psychophysics, edited by A. Rosenfeld et B. S. Lipkin, pages 75–149, Academic Press, New York, 1970.
- [Purcell et al., 1946] E. M. Purcell, H. C. Torrey et R. V. Pound. Resonance Absorption by Nuclear Magnetic Moments in a Solid. *Phys. Rev.*, vol. 69, pages 37–38, 1946.
- [Rao et al., 2010] G. V. Rao, C. Rubod, M. Brieu, N. Bhatnagar et M. Cosson. Experiments and finite element modelling for the study of prolapse in the pelvic floor system. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 13, no. 3, pages 349–357, 2010.
- [Réthoré et François, 2014] J. Réthoré et M. François. Curve and boundaries measurement using B-splines and virtual images. *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 52, pages 145–155, 2014.
- [Roberts, 1963] L. G. Roberts. Machine Perception of Three-Dimensional Solids. Ph.D. thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1963.
- [Rubod et al., 2007] C. Rubod, M. Boukerrou, M. Brieu, P. Dubois et M. Cosson. Biomechanical properties of vaginal tissue. Part 1 : new experimental protocol. *J. Urol.*, vol. 178, no. 1, pages 320–325, 2007.
- [Rubod et al., 2008] C. Rubod, M. Boukerrou, M. Brieu, C. Jean-Charles, P. Dubois et M. Cosson. Biomechanical properties of vaginal tissue : preliminary results. *International Urogynecology Journal.*, vol. 19, no. 6, pages 811–816, 2008.
- [Rubod et al., 2012] C. Rubod, M. Brieu, M. Cosson, G. Rivaux, J. C. Clay, L. de Landsheere et B. Gabriel. Biomechanical properties of human pelvic organs. *Urology.*, vol. 79, no. 4, pages 968.e17–968.e22, 2012.
- [Rueckert et al., 1999] D. Rueckert, L. I. Sonoda, C. Hayes, D. L. Hill, M. O. Leach et D. J. Hawkes. Nonrigid registration using free-form deformations : application to breast MR images. *IEEE Trans. Med. Imaging.*, vol. 18, no. 8, pages 712–721, 1999.
- [Réthoré et al., 2010] J. Réthoré, T. Elguedj, P. Simon et M. Coret. On the Use of NURBS Functions for Displacement Derivatives Measurement by Digital Image Correlation. *Experimental Mechanics.*, vol. 50, no. 7, pages 1099–1116, 2010.
- [Samuelsson et al., 1999] E. C. Samuelsson, F. T. Victor, G. Tibblin et K. F. Svärdsudd. Signs of genital prolapse in a Swedish population of women 20 to 59 years of age and possible related factors. *American Journal of Obstetrics and Gynecology*, vol. 180, no. 2, pages 299–305, 1999.

- [Sederberg et al., 2003] T. W. Sederberg, J. Zheng, A. Bakenov et A. Nasri. T-splines and T-NURCCs. In ACM SIGGRAPH 2003 Papers, SIGGRAPH '03, pages 477–484, New York, NY, USA, 2003.
- [Sederberg et al., 2004] T. W. Sederberg, D. L. Cardon, G. T. Finnigan, N. S. North, J. Zheng et T. Lyche. T-spline Simplification and Local Refinement. In ACM SIGGRAPH 2004 Papers, SIGGRAPH '04, pages 276–283, New York, NY, USA, 2004.
- [Seeram, 2009] E. Seeram. Computed tomography : physical principles, clinical applications, and quality control. Elsevier Health Sciences, 3rd ed., 2009.
- [Semin et al., 2011] B. Semin, H. Auradou et M. L. M. François. Accurate measurement of curvilinear shapes by Virtual Image Correlation. European Physical Journal : Applied Physics., vol. 56, no. 1, pages 10,701–p1–10, 2011.
- [Seret et Hoebeke, 2012] A. Seret et M. Hoebeke. Imagerie médicale Bases physiques. Presses Universitaires de Liège, 2012.
- [Serra, 1983] J. Serra. Image Analysis and Mathematical Morphology. Academic Press, Inc. USA., 1983.
- [Serra, 1988] J. Serra. Image Analysis and Mathematical Morphology, Volume 2 : Theoretical Advances. Academic Press., 1988.
- [Sethian, 1999] J. A. Sethian. Level set methods and fast marching methods : evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science., vol. 3. Cambridge university press, 1999.
- [Shekhar et al., 1996] R. Shekhar, E. Fayyad, R. Yagel et J. F. Cornhill. Octree-based decimation of marching cubes surfaces. Visualization '96. Proceedings., pages 335–342, 1996.
- [Shung et al., 1992] K. K. Shung, M. Smith et B. M. Tsui. Principles of medical imaging. Academic Press, 1992.
- [Smith et al., 2010] M. B. Smith, H. Li, T. Shen, X. Huang, E. Yusuf et D. Vavylonis. Segmentation and tracking of cytoskeletal filaments using open active contours. Cytoskeleton., vol. 67, no. 11, pages 693–705, 2010.
- [Sobel, 1978] I. Sobel. Neighborhood coding of binary images for fast contour following and general binary array processing. Computer Graphics and Image Processing., vol. 8, no. 1, pages 127–135, 1978.
- [Sweet, 1951] W. H. Sweet. The Uses of Nuclear Disintegration in the Diagnosis and Treatment of Brain Tumor. N. Engl. J. Med., vol. 245, pages 875–878, 1951.
- [Swift, 2000] S. E. Swift. The distribution of pelvic organ support in a population of female subjects seen for routine gynecologic health care. American Journal of Obstetrics and Gynecology, vol. 183, no. 2, pages 277–285, 2000.

- [Tansatit et al., 2013] T. Tansatit, P. Apinuntrum, T. Phetudom et P. Phanchart. New insights into the pelvic organ support framework. *Eur J Obstet Gynecol Reprod Biol.*, vol. 166, no. 2, pages 221–225, 2013.
- [Terzopoulos et al., 1988] D. Terzopoulos, A. Witkin et M. Kass. Constraints on deformable models : Recovering 3D shape and nonrigid motion. *Artificial Intelligence.*, vol. 36, no. 1, pages 91–123, 1988.
- [Thévenaz et al., 2000] P. Thévenaz, T. Blu et M. Unser. Interpolation Revisited. *IEEE Transactions on Medical Imaging.*, vol. 19, no. 7, pages 739–758, 2000.
- [Udupa et Samarasekera, 1996] J. K. Udupa et S. Samarasekera. Fuzzy Connectedness and Object Definition : Theory, Algorithms, and Applications in Image Segmentation. *Graphical Models and Image Processing.*, vol. 58, no. 3, pages 246–261, 1996.
- [Vallet et al., 2011] A. Vallet, J.-F. Witz, C. Rubod, M. Brieu et M. Cosson. Simulation of pelvic mobility : topology optimization of ligamentous system. *Computational Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 14, no. 1, pages 159–163, 2011.
- [Van de Schoot et al., 2014] A. J. Van de Schoot, G. Schooneveldt, S. Wognum, M. S. Hoogeman, X. Chai, L. J. Stalpers, C. R. Rasch et A. Bel. Generic method for automatic bladder segmentation on cone beam CT using a patient-specific bladder shape model. *Med Phys.*, vol. 41, no. 3, 2014.
- [Vincent et Soille, 1991] L. Vincent et P. Soille. Watersheds in digital spaces : an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence.*, vol. 13, no. 6, pages 583–598, 1991.
- [Wilhelms et Van Gelder, 1992] J. Wilhelms et A. Van Gelder. Octrees for faster isosurface generation. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, vol. 11, no. 3, pages 201–227, 1992.
- [Xu et Prince, 1998a] C. Xu et J. L. Prince. Generalized gradient vector flow external forces for active contours. *Signal Processing.*, vol. 71, no. 2, pages 131–139, 1998a.
- [Xu et Prince, 1998b] C. Xu et J. L. Prince. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing.*, vol. 7, no. 3, pages 359–369, 1998b.
- [Yoxen, 1987] E. Yoxen. Seeing with Sound : A Study of the Development of Medical Images. In The Social Construction of Technological Systems : New Directions in the Sociology and History of Technology, edited by W. E. Bijker, T. P. Hughes et T. Pinch, The MIT Press. Cambridge, Massachusetts. London, England., 1987.
- [Zijdenbos et Dawant, 1994] A. P. Zijdenbos et B. M. Dawant. Brain segmentation and white matter lesion detection in MR images. *Critical Reviews in Biomedical Engineering.*, vol. 22, no. 5-6, pages 401–465, 1994.