



HAL
open science

Segmentation de la prostate pour la thérapie par Ultrasons Haute Intensité guidée par l'image

Carole Garnier

► **To cite this version:**

Carole Garnier. Segmentation de la prostate pour la thérapie par Ultrasons Haute Intensité guidée par l'image. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Rennes 1, 2009. Français. NNT : . tel-00498035

HAL Id: tel-00498035

<https://theses.hal.science/tel-00498035v1>

Submitted on 6 Jul 2010

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

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



THÈSE / UNIVERSITÉ DE RENNES 1
sous le sceau de l'Université Européenne de Bretagne

pour le grade de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE RENNES 1

Mention : Traitement du Signal et Télécommunications

Ecole doctorale MATISSE

présentée par

Carole Garnier

préparée à l'unité de recherche LTSI - INSERM U642

Laboratoire de Traitement du Signal et de l'Image

UFR Structure et Propriétés de la Matière

**Segmentation de la
prostate pour la thérapie
par Ultrasons Haute
Intensité guidée
par l'image**

**Thèse soutenue à Rennes
le 17 décembre 2009**

devant le jury composé de :

Léandre POURCELOT

Professeur émérite / *rapporteur*

Jean-Philippe THIRAN

Professeur assistant / *rapporteur*

Renaud DE CREVOISIER

Professeur des Universités - Praticien Hospitalier /
examineur

Cyril LAFON

Chargé de recherche INSERM/ *examineur*

Jean-Jacques BELLANGER

Maître de Conférences / *co-directeur*

Jean-Louis COATRIEUX

Directeur de recherche INSERM / *co-directeur*

Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier mes directeurs de thèse, Jean-Louis Coatrieux pour ses discussions scientifiques mais aussi humaines pleines de sagesse et d'expérience, et Jean-Jacques Bellanger pour son souci du détail et de compréhension qui, bien que difficile à gérer en période de crise, a été très enrichissant. Je les remercie également de leur indulgence face à mes petits passages à vide mais également et surtout face à mon entêtement m'autorisant ainsi une plus grande liberté dans mes travaux.

Je remercie les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer ma thèse, Léandre Pourcelot et Jean-Philippe Thiran pour leur travail de rapporteur et la rapidité avec laquelle ils ont lu mon manuscrit, et Cyril Lafon en tant qu'examineur. Je remercie tout spécialement Renaud de Crevoisier pour ces nombreuses heures passées à délinéer la prostate sans lesquelles je n'aurais pu évaluer mon travail ainsi que pour l'intérêt porté à mes travaux.

Je remercie Lotfi Senhadji de m'avoir accueilli au sein du LTSI, laboratoire dynamique et chaleureux, et Pascal Haigron au sein de l'équipe IMPACT.

Je suis également reconnaissante au Docteur Sébastien Vincendeau de m'avoir accepté lors des interventions par Ablatherm et de m'avoir permis par ce biais de récupérer un nombre conséquent de bases de données. Merci, également pour cela, aux ingénieurs EDAP, Vincent Rocher et Didier Velut pour le temps passé à copier les volumes images. Merci à Emmanuel Blanc, Directeur Recherche & Développement EDAP, Lucie Brassat et particulièrement Claire Vurpillot, ingénieurs EDAP, que j'ai beaucoup sollicitée en cette fin de thèse, d'avoir répondu à mes nombreuses interrogations sur le dispositif Ablatherm et le déroulement du traitement.

Au-delà de la segmentation d'images, d'autres domaines ont été explorés dans cette thèse. Je tiens ainsi à remercier les personnes qui m'ont initié à ces autres aspects. Ainsi, merci à Huazhong Shu, pour ses discussions sur les moments et à Wu Ke pour son travail et sa réactivité face à mes requêtes. Du côté des statistiques, je souhaite remercier Jean-Yves et Nathalie pour leur aide.

Je voudrais remercier tout particulièrement Jean-Louis Dillenseger d'avoir insisté pour me faire compléter mes travaux sur la modélisation au tout début de thèse et de m'avoir ainsi permis de publier un article dans les « IEEE Transactions on Biomedical Engineering ». Merci également à lui et à Isabelle, de m'avoir remonté le moral dans des périodes difficiles.

Ah ce labo où il fait bon travailler... Un certain nombre de personnes, en plus de celles précédemment citées, y ont contribué et je tiens à les en remercier. Merci à Simon ès Binôme, petit geek en herbe, pour ses nombreux dépannages et assistances pour dompter kubuntu mais aussi pour sa bonne humeur et son éternel

optimisme. Merci à Kevin et Marie-Paule d'avoir partager le même bureau, pardon Kevin... TON bureau. Plus précisément, Kevin, le mâle dominant, qui, derrière son pseudo-machisme feint, cache son instinct paternel, merci pour ton attention et le ravitaillement constant en victuailles. Merci à Marie-Paule pour tes délires qui n'appartiennent qu'à toi et pour ta « pêche » légendaire qui ont largement aidé à me faire garder le moral en cette fin de thèse difficile.

Merci aux footeux d'avoir admis une « pieds carrés » (de plus...) dans leur équipe : Gwen, Jérôme D., Jean-Claude, Lolo que je remercie également pour le soutien diététique mutuel infructueux ... (on est gourmand ou on ne l'est pas) et pour ses compliments, Amar pour ses soirées dégustation vin, sa chorba et ses coups de gueule kabyles (tellement exagérés qu'ils en deviennent drôles) à confronter aux coups de gueule bordelais de Mr. Fleureau, dit Juju que je souhaite remercier plus particulièrement pour toutes ses connaissances et l'aide qu'il m'a apportée sur divers sujets mais également pour ses conversations inépuisables, à Yoyo (et Cécile) pour ses (leurs) soirées jeux, et à Nico Cladel et Julien Gamard pour leur niveau de foot (à vrai dire déplorable dans le cas du deuxième) qui m'ont permis de me sentir un peu plus l'âme d'une footballeuse.

Mon activité sportive qui en début de thèse se traduisait par ces matches de foot s'est progressivement transformée en un tout autre genre de tournoi, et non des moindres, ... la coinche. Je tiens ainsi à remercier tout ceux avec qui j'ai eu l'occasion de partager ces bons moments en commençant par Part'nair (Mathieu R.) avec qui, grâce à nos 10 ans d'expérience commune à Las Vegas, nous ne comptons plus nos victoires écrasantes et ce uniquement grâce au talent et à l'audace... Merci également à François pour son humour, ses imitations, ses déguisements, sa musique. Merci à Guillaume J. pour sa sagesse (le Roi avant la Dame) et Guillaume C. pour son naturel et son franc-parler de Lannion (je préfère ne pas donner d'exemple), et merci à Alex pour ses échanges sur les jeux et sur les déboires de la vie ainsi que pour ces nombreuses heures de qpuc.

Non footeux et ni, ou peu, coincheurs, je veux également les remercier. Ainsi, merci à Soizic, Tanguy et Pierre qui ont contribué à la bonne ambiance de la salle info. Merci à Mumu et Sophie (avec son style inimitable qui m'aura valu des fous rires) pour cette initiation à la boxe française courte mais tout de même agréable, et pour Sophie, également pour avoir fait la deuxième bille des English lessons (je me suis sentie moins seule). Merci également à Paul pour son flegme communicatif, à Jérôme V. pour ses discussions et ses conseils et à la dernière arrivante, Julie, partenaire de clope et de craquage au distributeur à l'heure du goûter, pour avoir écouté mes plaintes de fin de thèse.

Dans un registre plus personnel, je souhaite remercier Ahmad qui, au delà d'un collègue, est un véritable ami qui a supporté bien plus que tous les autres les péripéties de ces trois ans de thèse et a fortement contribué à me faire avancer en me soutenant à chaque instant. Merci à mon frère et à mes parents pour les personnes généreuses, aimantes et protectrices qu'elles sont, et à Annaïg, que je pourrais facilement assimiler à ma sœur tant elle me connaît, qui ont sincèrement vécu cette thèse, ses rebondissements positifs comme négatifs, avec moi : merci pour votre soutien et votre présence. Finalement, je tiens à remercier ma petite Emma qui du haut de ses 5 ans n'a pas conscience du réconfort que son rire et ses câlins m'ont apporté.

Table des matières

Remerciements	1
Table des matières	2
Introduction	7
1 Cancer de la prostate, du diagnostic à la thérapie guidée par l'image	9
1.1 La prostate	9
1.1.1 Anatomie et environnement	9
1.1.2 Physiologie	12
1.1.3 Le cancer de la prostate	12
1.1.3.1 Epidémiologie	12
1.1.3.2 Evolution du cancer	14
1.2 Détection et diagnostic	15
1.3 Les thérapies et le suivi post-thérapie	18
1.3.1 Les approches actuelles	18
1.3.2 Les ultrasons	21
1.3.3 Les perspectives ouvertes par les thérapies guidées par l'image	25
1.4 Conclusion	27
2 Position générale et particulière du problème en HIFU	29
2.1 HIFU : les générations à venir	29
2.2 La segmentation	32
2.3 Dosimétrie dynamique	33
2.3.1 Dose thermique	34
2.3.2 Problème direct	34
2.3.3 Problème inverse	37
2.4 Positionnement de la segmentation de la prostate	38
3 Bases de données et tests préliminaires	41
3.1 Délimitation manuelle	41
3.2 Bases de données	43
3.3 Forme de la prostate	48
3.4 Tests préliminaires	49
3.5 Moyenne et écart-type	49
3.5.1 Couronnes	49

3.5.2	Histogrammes	51
3.6	Gradient	55
4	Etat de l'art	61
4.1	Méthodes basées contours	61
4.1.1	Détecteurs de bords et connexité	61
4.1.2	Suivi	63
4.2	Approches basées régions	64
4.2.1	Classification de texture	64
4.2.2	Croissance de région	65
4.2.3	Apprentissage par renforcement	66
4.3	Modèle Déformable	67
4.3.1	Méthodes sans apprentissage.	67
4.3.1.1	Modèle de Contour Actif	67
4.3.1.2	Level sets	69
4.3.1.3	Contour Dynamique Discret	70
4.3.2	Modèles statistiques et paramétriques de forme	73
4.3.2.1	Modèles statistiques	73
4.3.2.2	Modèle paramétrique de forme	78
4.4	Conclusion	79
5	Méthode de base et améliorations apportées	81
5.1	Contour Dynamique Discret	82
5.1.1	Initialisation	82
5.1.2	Déformation	84
5.1.2.1	Dynamique	84
5.1.2.2	Définition des forces	85
5.2	Approches proposées	86
5.2.1	Définitions préliminaires	87
5.2.1.1	Normale à la surface	87
5.2.1.2	Repère local	88
5.2.1.3	Courbures	89
5.2.2	Ajout de points initiaux	90
5.2.3	Extraction de la paroi rectale	91
5.2.4	Détection des candidats	92
5.2.4.1	Procédure de détection	92
5.2.4.2	Longueurs de recherche	94
5.2.5	Sélection des candidats	97
5.2.5.1	Mesure locale de régularité	97
5.2.5.2	Régression logistique	99
5.2.6	Repositionnement des sommets du maillage	102
5.2.7	Régularisation	104
5.2.8	Détection de Surface Optimale	110
5.2.9	Déformation par Contour Dynamique Discret	117
5.2.9.1	Force interne	117
5.2.9.2	Segmentation finale : étude qualitative	118

5.3	Conclusion	123
6	Evaluation quantitative	125
6.1	Protocole	125
6.2	Validation des paramètres	127
6.3	Evaluation des méthodes	130
6.3.1	Evaluation globale	130
6.3.2	Etude régionale	132
6.3.3	Ecart intra-expert	134
6.3.4	Influence de la qualité de la base de données	135
6.3.5	Sensibilité à l'initialisation	139
6.3.6	Volume interpolé	140
6.4	Conclusion	140
7	Caractérisation par moments orthogonaux	143
7.1	Les moments et leurs propriétés	143
7.1.1	Les moments orthogonaux	144
7.1.1.1	Moments orthogonaux continus	144
7.1.1.2	Moments orthogonaux discrets	146
7.1.2	Propriétés fondamentales et complexité	147
7.2	Application aux images échographiques de prostate	148
	Annexes	161
A	Quelques solutions de la littérature pour le problème inverse	161
B	Comparaison des performances des méthodes parues dans la littérature	163
B.1	Métriques pour l'évaluation des méthodes de segmentation	163
B.2	Tableau récapitulatif et performance	167
C	Détection de l'interface ballon-paroi rectale	173
D	Algorithme de Min-Cut/Max-Flow	175
	Bibliographie	187
	Table des figures	189

Introduction

Il est banal de souligner que les modalités d'imagerie médicale sont non seulement très performantes mais aussi encore en pleine évolution. Il est vrai que le chemin parcouru en un peu plus d'un siècle est impressionnant. De la première image de la main par rayon X, permettant de voir les os, à la tomodensitométrie multidétecteurs offrant l'accès au volume des organes en quelques secondes, de l'imagerie morphologique (Scanner X ou CT, IRM) renseignant sur les structures et les formes à l'imagerie fonctionnelle (TEP, IRM) caractérisant la physiologie et les mécanismes dynamiques éventuellement anormaux sous-jacents, les ressources diagnostiques se sont vues considérablement améliorées et diversifiées. L'optique, cantonnée au visible et essentiellement à des applications surfaciques, trouve une place aujourd'hui notable en s'appuyant sur des processus de reconstruction tomographique jusqu'alors réservés aux modalités majeures (c'est le cas par exemple avec l'OCT, Optical Computed Tomography, pour l'exploration 3D de l'œil). Ce mouvement ne s'arrêtera pas de si tôt, la meilleure preuve en étant les promesses apportées récemment par l'imagerie moléculaire.

Les ultrasons ne sont pas en reste. Ils offrent des outils de faible coût, facilement transportables et autonomes avec des qualités spécifiques majeures : diversité des utilisations (externe, intravasculaire), des mesures variées (échographie mode B, Doppler couleur et spectral, élastographie) et des cibles anatomiques très larges. Ils représentent d'ailleurs une large part du marché. A titre d'exemple, le marché européen en imagerie cardiaque a un taux de croissance constant de 7% par an et a généré 528 millions de dollars en 2005. L'échographie a occupé la moitié de ce marché, devant l'IRM à 37%, le scanner ne prenant que 11%. Les ultrasons font aussi l'objet d'innovations constantes à la fois en allant d'une part vers de très hautes résolutions spatiales (de l'ordre de quelques centièmes de millimètres) et, d'autre part, vers de très hautes résolutions temporelles (quelques milliers d'images par seconde).

Un autre volet joue un rôle fondamental dans le développement de l'imagerie : la thérapie. Les interventions guidées par l'image comme la robotique médicale prennent une place grandissante. La description, inspirée de la robotique industrielle, des trois paradigmes « perception-décision-action », s'applique parfaitement dans ce cadre. Sa mise en œuvre en médecine suppose le plus souvent des recalages complexes entre données préopératoires (diagnostic mais aussi planning d'intervention), données per-opératoires (réalisation de gestes chirurgicaux) et postopératoires (pour la vérification du résultat) dans la mesure où les organes visés bougent ou se déforment. Plusieurs solutions sont envisageables pour limiter ces difficultés : disposer d'une modalité d'imagerie adaptée aux interventions (c'est le cas de l'IRM dite interventionnelle), ou coupler directement détecteur et effecteur.

L'objet de notre travail a porté sur ce dernier cas. Les ultrasons sont la seule modalité offrant à la fois la capacité de « percevoir » et « d'agir » dans une même sonde. En effet, les ultrasons haute intensité permettent de détruire les tissus par échauffement. Ils peuvent être focalisés ou non (HIFU pour High Intensity Focused Ultrasound et HICU pour High Intensity Contact Ultrasound) selon les applications visées.

L'intégration d'une antenne effectrice et d'une barrette d'imagerie dans un dispositif unique répond alors à cette problématique. C'est le cas de l'Ablatherm développé par EDAP-TMS pour le traitement du cancer de la prostate. Le sujet traité dans cette thèse porte sur un sous-problème que pose cette technologie : la délimitation, par segmentation de l'image 3D de la prostate, afin de définir la zone à traiter et d'éviter les tissus périphériques sensibles. Il a été abordé dans le cadre d'un projet financé par l'Agence Nationale de la Recherche, le projet SUTI ¹.

Le cancer de la prostate est un véritable problème de santé publique et s'impose comme le cancer le plus fréquent chez l'homme. Après une brève introduction sur l'anatomie de la prostate, son environnement et sa physiologie, l'épidémiologie sera donc abordée dans le chapitre 1. L'évolution du cancer, sa détection, son diagnostic ainsi que les principaux traitements actuellement disponibles seront ensuite exposés avec une attention particulière pour les Ultrasons Focalisés à Haute Intensité qui sont au cœur de notre problématique.

Le chapitre 2 s'intéressera ensuite à une étude prospective des HIFU ainsi qu'à une présentation générale des problèmes de segmentation et de dosimétrie représentant deux étapes majeures du planning opératoire dans le but de mieux positionner nos travaux et de définir les contraintes qui nous sont imposées.

Le chapitre 3 donnera alors dans un premier temps un aperçu des bases de données issues de l'Ablatherm pour en évaluer la qualité. Des tests préliminaires axés sur les caractéristiques simples de l'image seront ensuite présentés pour mettre en évidence les difficultés soulevées par la segmentation. Ces connaissances nous permettront ainsi de mieux appréhender, dans le chapitre 4, l'état de l'art consacré aux méthodes appliquées à la segmentation de la prostate dans les images échographiques.

Au vu des résultats parus dans la littérature et des contraintes qui nous sont imposées par le contexte thérapeutique, nos travaux se sont dirigés vers une méthode de segmentation de type modèle déformable s'appuyant sur des informations de contours. La méthode de base sera détaillée dans le chapitre 5 en mettant en avant ses avantages mais aussi ses inconvénients. Les approches proposées, motivées par la correction des erreurs commises par l'algorithme d'origine, seront ensuite développées puis évaluées de manière qualitative. L'étude quantitative sera quant à elle présentée dans le chapitre 6 pour mesurer de manière plus précise les performances des segmentations produites.

La mise en évidence de difficultés résiduelles liées à la seule utilisation de caractéristiques de bords nous amènera, dans le chapitre 7, à une première étude sur les capacités descriptives des moments orthogonaux en terme de texture.

Finalement, nous reviendrons en conclusion sur les points majeurs de ce travail en dégagant quelques unes des perspectives qui nous semblent parmi les plus significatives.

¹SUTI : Sondes Ultrasonores pour la Thérapie et l'Imagerie. Il a été coordonné par l'unité Inserm U556, dirigée par J.-Y. Chapelon et a associé les entreprises EDAP-TMS (Lyon), IGT (Pessac), Theraclion (Paris), Imasonic (Besançon), le LTSI (Unité INSERM U642) (Rennes), FEMTO-LPMO (CNRS UMR6174) (Besançon), le CHU Lyon Sud (Unité RMN), l'Hôpital Edouard Herriot (Lyon), l'APHP La Pitié (Paris) et l'Institut de Chirurgie Expérimentale - Centre Léon Bérard.

Chapitre 1

Cancer de la prostate, du diagnostic à la thérapie guidée par l'image

Il est essentiel dans toutes les applications d'image, et quelque soit le domaine considéré, de définir les objets, les capteurs et leurs conditions de fonctionnement, les tâches à réaliser et les contraintes auxquelles elles sont soumises. C'est l'objectif de ce premier chapitre. Cette description prend toutefois des aspects particuliers dans le domaine médical. Il est naturel de définir en premier lieu les organes qui nous intéressent dans leur structure et leur environnement, en un mot, leur anatomie, qui va s'exprimer par leurs formes, leurs tailles, les rapports qu'ils peuvent avoir avec les organes voisins, etc. Examiner leur fonction physiologique intrinsèque mais en la situant dans des boucles de fonctionnement plus larges et surtout les pathologies susceptibles de modifier à la fois anatomie et fonction est tout aussi important. Ces dernières, le plus souvent multifformes et évolutives, sont à apprécier dans une vision de santé publique qui permet d'en estimer l'incidence et donc les enjeux diagnostiques et thérapeutiques associés. Ces éléments sont rassemblés de manière très résumée en section 1.1. La suite logique est bien entendu de comprendre qu'elles sont les analyses, les traitements et les technologies à notre disposition pour détecter ces pathologies (1.2) et appliquer les thérapies les plus adaptées (1.3). Une place particulière sera consacrée aux ultrasons haute intensité sur lesquels porte notre travail en les positionnant dans la thématique plus large des thérapies guidées par l'image.

1.1 La prostate

1.1.1 Anatomie et environnement

La prostate, glande du système reproducteur masculin, se situe sous la vessie, en avant du rectum et en arrière de la symphyse pubienne (figure 1.1). Ses dimensions sont estimées chez le jeune adulte à 3 cm de haut, 4 cm de large et 2 à 3 cm de profondeur. Elle entoure ainsi sur 3 à 4 cm l'urètre, canal par lequel l'urine est évacuée de la vessie (figure 1.2). L'urètre prostatique est composé de deux segments de longueur équivalente formant approximativement un angle de 35 ° au niveau du *veru montanum*. On y trouve donc de part et d'autre le segment proximal (ou urètre sus-montanal) et le segment distal (ou urètre sous-montanal). Deux sphincters étroitement intriqués avec la prostate assurent une bonne continence. A la base, partie supérieure de la glande accolée à la vessie, se trouve le sphincter préprostatique, qui à partir du col vésical, descend jusqu'au *veru montanum* en entourant le segment proximal. Le sphincter strié est quant à lui à l'apex, c'est à dire sur la partie inférieure.

Reliées à la prostate sur la partie postérieure de la vessie, reposent les vésicules séminales. Ces deux glandes de forme allongée et irrégulière, mesurent environ 5 à 7 cm de long. Les canaux déférents qui s'étendent sur 40 cm à partir de l'épididyme se dilatent à leur extrémité pour former les ampoules déférentielles. Celles-ci fusionnent avec la partie interne des vésicules séminales pour se poursuivre par les canaux éjaculateurs. Ces canaux, contenus dans la prostate sur 2 cm se raccordent finalement à l'urètre au niveau du *veru montanum*. En avant de la prostate, la séparation avec la symphyse pubienne est constituée de graisse, de structures vasculaires veineuses et de quelques éléments fibreux. Ces derniers se condensent pour former les ligaments pubo-prostatiques, importants à préserver pour le maintien de la continence. Enfin, de chaque côté de la prostate cheminent les bandelettes neuro-vasculaires dans lesquelles sont contenus des nerfs impliqués dans la physiologie de l'érection.

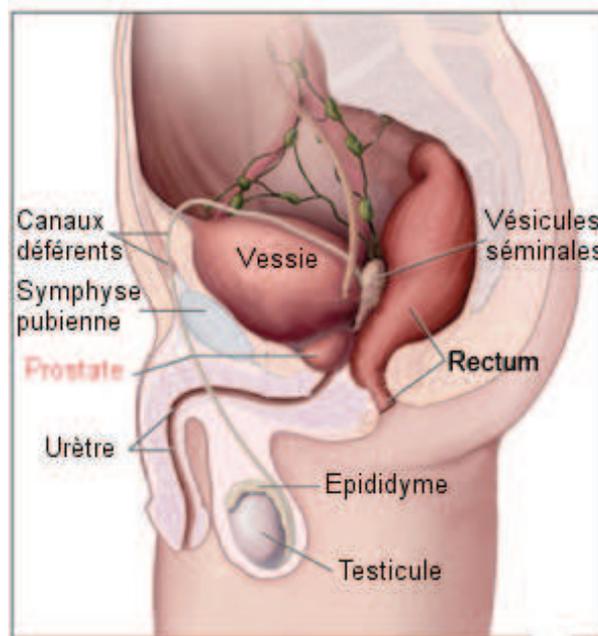


FIG. 1.1 – Environnement de la prostate.

L'anatomie zonale de la prostate, qui s'articule autour de l'anatomie de l'urètre, reconnaît une zone fibromusculaire et quatre zones glandulaires (figures 1.2 et 1.3). Le stroma fibromusculaire antérieur occupe 30 % de la prostate et s'étend des fibres musculaires du col vésical au sphincter strié. Le reste de la prostate est constitué des zones glandulaires centrale, péri-urétrale, de transition et périphérique. La zone centrale représente environ 20 à 25 % du tissu glandulaire chez un jeune adulte. Elle entoure les canaux éjaculateurs sous la forme d'un cône dont le sommet se situe au *veru montanum*. Cette zone sera progressivement comprimée par le développement de la zone de transition. Les glandes péri-urétrales, qui constituent moins de 1 % de la prostate, se situent sur la paroi musculaire de l'urètre sus-montanale. Les deux lobes latéraux constituant la zone de transition entourent le segment proximal de l'urètre et représentent 5 % de la masse glandulaire. Enfin, la zone périphérique est la plus conséquente avec une proportion de 70 % du tissu glandulaire prostatique. Elle entoure les trois zones glandulaires précédemment décrites au niveau sus-montanale et reste donc la seule zone glandulaire au niveau sous-montanale où elle recouvre le segment distal. La prostate est finalement entourée d'une capsule de 2 à 3 mm d'épaisseur. Elle s'épaissit en avant formant le stroma fibro-musculaire antérieur et s'amincit en arrière. La capsule se distingue faiblement de l'environnement

conjunctivo-graisseux ainsi que de la partie interne de la glande. Elle peut s'effacer totalement au niveau de l'apex laissant la glande directement en contact avec la graisse.

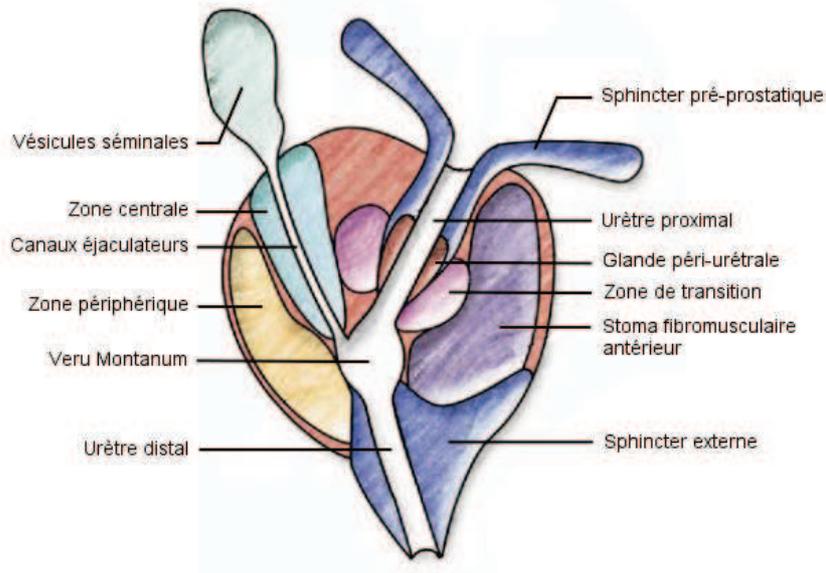


FIG. 1.2 – Anatomie de la prostate.

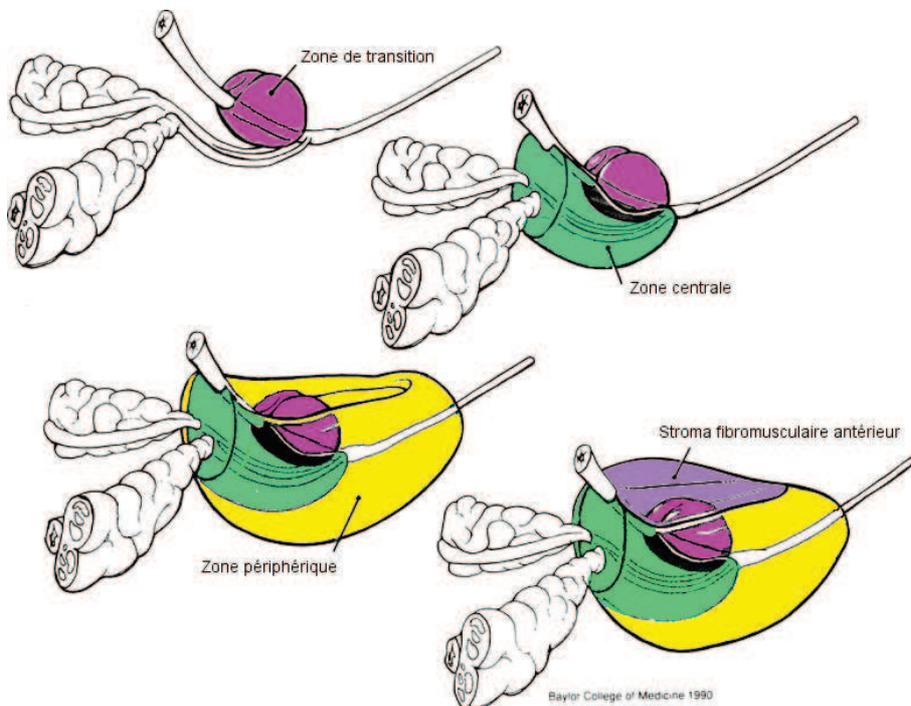


FIG. 1.3 – Anatomie zonale de la prostate selon Mc Neal [McNeal 81].

1.1.2 Physiologie

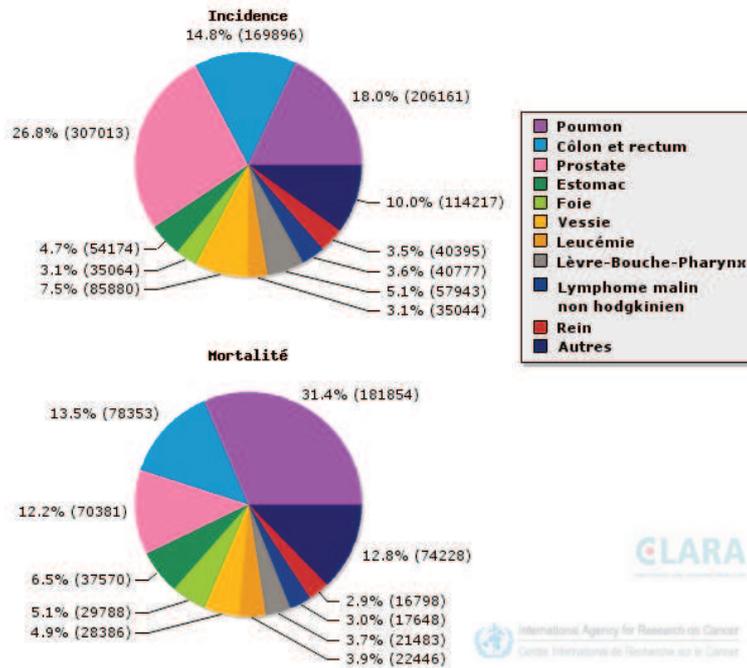
La prostate est une glande génitale qui intervient dans l'élaboration du sperme. En plus des spermatozoïdes d'origine testiculaire viennent s'ajouter diverses sécrétions provenant essentiellement des ampoules déférentielles, des vésicules séminales et de la prostate. Les cellules glandulaires de cette dernière produisent continuellement le liquide prostatique qui intervient dans l'activation des spermatozoïdes. Ce liquide est composé de nombreuses enzymes dont le PSA (Antigène Spécifique de la Prostate) qui participe à la liquéfaction du sperme. Durant la première phase de l'éjaculation, les contractions de la musculature lisse de la prostate associées à celles de l'épididyme, du canal déférent et du canal éjaculateur aboutissent à l'accumulation dans l'urètre prostatique des différents constituant du sperme entraînant sa dilatation progressive pendant quelques secondes. La contraction de la prostate déclenche finalement l'éjaculation antégrade en déversant le sperme dans l'urètre par de petits conduits.

1.1.3 Le cancer de la prostate

1.1.3.1 Epidémiologie

Le cancer de la prostate est le plus fréquent chez l'homme et représente près d'un nouveau cas de cancer sur 4, soit un taux d'incidence de 193 nouveaux cas pour 100000 hommes. C'est également l'un des plus mortels après le cancer des poumons (figure 1.4). Cependant, celui-ci se développe le plus souvent après 50 ans et évolue lentement. L'American Cancer Society (ACS) estime qu'un homme sur 6 aura un cancer de la prostate dans sa vie mais qu'un homme sur 35 en mourra. Les taux de survie sont donc relativement bons avec des valeurs de 100% à 5 ans, de 93% à 10 ans et de 79% à 15 ans, et ont, de plus, de grande chance d'être meilleurs pour un homme diagnostiqué de nos jours.

Peu répandu en Asie et en Extrême-Orient, il concerne d'avantage les Européens et les Américains. Aux Etats-Unis, l'ACS estime que plus de 192000 nouveaux cas seront diagnostiqués en 2009 et qu'entre 27000 et 28000 hommes mourront du cancer de la prostate soit 10 % des mortalités causés par un cancer. L'Observatoire Européen du Cancer, qui regroupe les différentes études statistiques réalisées en Europe, estime le nombre de nouveaux cas à environ 307000 en 2006 dans l'Union Européenne, dont plus de 50000 en France qui se place ainsi au huitième rang. Le nombre de décès s'élève, quant à lui, à près de 70000 dont environ 9500 français. Comme le montre le graphique 1.5 pour la France, l'incidence ne cesse d'augmenter au fil des années, notamment à cause de l'allongement de l'espérance de vie et de dépistages plus précoces. En revanche, après une forte élévation de la mortalité celle-ci diminue depuis le début des années 90 (figure 1.6) en partie grâce à l'amélioration des traitements et l'émergence de nouvelles technologies thérapeutiques.



Estimation de l'incidence et de la mortalité des cancers les plus fréquents chez les hommes en Union européenne (27) (2006)

FIG. 1.4 – Incidence et mortalité des cancers en Europe en 2006.

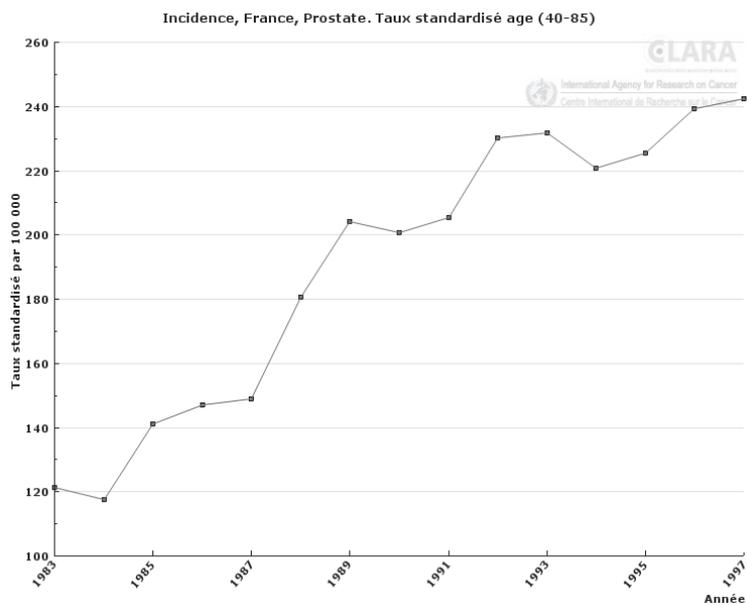


FIG. 1.5 – Incidence du cancer de la prostate en France, taux standardisé par 100000.

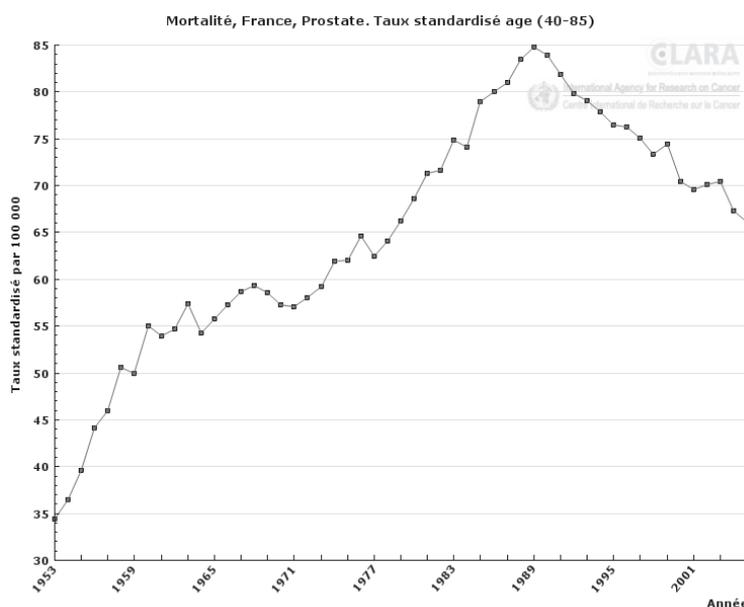


FIG. 1.6 – Mortalité du cancer de la prostate en France, taux standardisé par 100000.

1.1.3.2 Evolution du cancer

Le cancer de la prostate évolue le plus souvent lentement, en particulier chez les personnes âgées. Au départ localisé, c'est à dire contenu à l'intérieur de la capsule, il peut s'étendre aux organes et aux tissus proches de la prostate mais aussi à des organes distants tels que les os ou les ganglions. Ainsi, si les cellules cancéreuses pénètrent dans les vaisseaux lymphatiques de la prostate, leur développement engendrera des métastases ganglionnaires appelées adénopathies.

Le degré d'extension du cancer est habituellement décrit par le système TNM pour *Tumor, Nodes, Metastases*. Ainsi le stade T décrit l'extension de la tumeur primitive. Celui-ci comprend quatre déclinaisons principales correspondant respectivement à une tumeur dont le plus grand foyer d'invasion ne dépasse pas 0,1 cm dans sa plus grande dimension (T1), une tumeur comprise entre 2 et 5 cm semblant être localisée à la glande (T2), une tumeur supérieure à 5 cm s'étendant en dehors de la prostate et/ou aux vésicules séminales (T3) et finalement une tumeur qui, quelque soit sa taille, s'étend aux organes proches de la prostate tels que la vessie ou le rectum (T4). Des déclinaisons secondaires indiquent entre autres la proportion et/ou la localisation de ces tumeurs. Le stade N représente l'absence (N0) ou la présence (N1) de métastases ganglionnaires et enfin le stade M, l'absence (M0) ou la présence (M1) de métastases dans les organes distants.

Le cancer de la prostate se présente le plus souvent de manière multifocale. Environ 70 % des tumeurs se développent dans la zone périphérique, 20 % dans la zone de transition et 10 % dans la zone centrale, certaines pouvant envahir plusieurs zones. Le site de départ du cancer conditionne la distribution de celui-ci au sein et à l'extérieur de la glande [Puech 06]. Il représente donc une donnée importante pour le diagnostic et le choix de la modalité de thérapie.

1.2 Détection et diagnostic

L'antigène spécifique de la prostate (PSA) présent dans le sperme avec une concentration de l'ordre du mg/l, passe dans le sang avec une concentration de l'ordre du ng/ml. Le PSA sérique circule soit sous une forme liée aux protéines du sang soit sous forme libre. La forme libre augmente en cas d'hypertrophie bénigne de la prostate et sa forme liée en cas de cancer. Plus le PSA est élevé, plus le risque d'extension à distance du cancer est grande diminuant alors le taux de curabilité et les chances de survie à long terme. Le rapport PSA libre sur total diminue en cas de cancer.

Le dépistage du cancer de la prostate se fait donc grâce au dosage du PSA total sérique, mais aussi par un toucher rectal. Le diagnostic précoce du cancer de la prostate a pour objectif d'augmenter la détection des cancers localisés pour la plupart curables. L'Association Française d'Urologie (AFU) [Soulié 07] recommande alors un dépistage annuel pour les hommes entre 50 et 75 ans et dont l'espérance de vie est supérieure à 10 ans, ou à partir de 45 ans pour les personnes à risque (afro-antillais, antécédent familial). L'intervalle entre deux tests peut ensuite varier selon le degré de suspicion de cancer.

La sensibilité et la spécificité du PSA reste faible avec seulement 75 % des cancers entraînant une valeur de PSA élevée, et uniquement 25 % des valeurs anormales associée à une biopsie positive. Le toucher rectal quant à lui détecte les tumeurs à partir du stade T2, mais celles du stade T1 ne sont en revanche pas palpables. L'association de ces deux examens est donc importante pour renforcer le diagnostic.

Si les résultats du toucher rectal et la concentration de PSA sont normaux, l'imagerie est inutile. En revanche, si l'un ou l'autre de ces examens présente une anomalie, une biopsie échoguidée est recommandée [Lemaître 06]. L'examen commence par un toucher rectal et une analyse complète de l'image échographique afin de repérer des zones suspectes. Celles-ci seront ponctionnées en plus des douze prélèvements systématiques réalisés en routine en visualisant le trajet sur l'écran. Cependant, les lésions tumorales apparaissent avec une échogénéicité variable. Le plus souvent hypoéchogènes et parfois isoéchogènes, leur spécificité est faible et la différence avec leur environnement n'est pas toujours très nette (figures 1.7 et 1.8). La grande taille d'une zone hypoéchogène ou la présence d'un signal Doppler couleur au sein de cette zone, renforce le risque de tumeur mais l'absence de signal n'écarte pas l'hypothèse d'un cancer. Les lésions se présentent plus rarement sous forme hyperéchogène mais deviennent alors plus simples à identifier (figure 1.9). Pour les tumeurs de grandes tailles, la détection est facilitée par leur homogénéité, leur hypervascularisation et l'asymétrie qu'elle provoque sur la zone de transition. Enfin, les anomalies de contour sont difficiles à distinguer mais peuvent apparaître par une interruption de l'écho du bord ou un bombement dont la fiabilité reste néanmoins insuffisante. L'évaluation de l'extension extra-prostatique admet un taux d'exactitude de seulement 74 % mais l'échographie tridimensionnelle pourrait l'amener à 94 %. Un aspect normal des vésicules séminales admet tout de même une valeur prédictive négative de 92 % pour l'envahissement de cette zone. L'échographie est donc utile à la biopsie mais une image normale ne permet pas à elle seule d'éliminer l'hypothèse de cancer de la prostate.

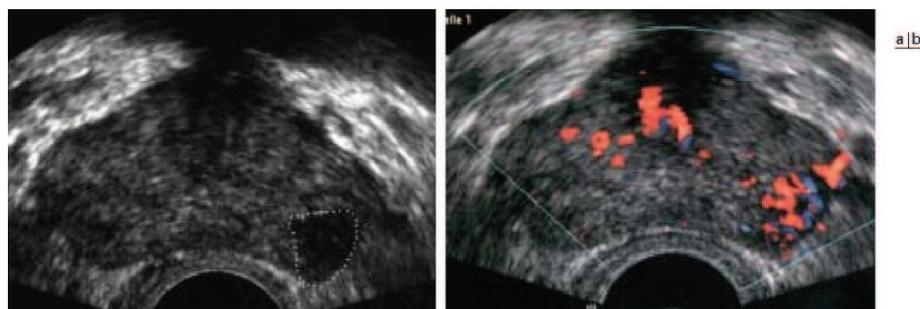


FIG. 1.7 – (a) Lésion hypoéchogène de la partie postéro-latérale gauche de la zone périphérique, (b) Hypervascularisation par signal Doppler couleur (images issues de [Lemaître 06]).

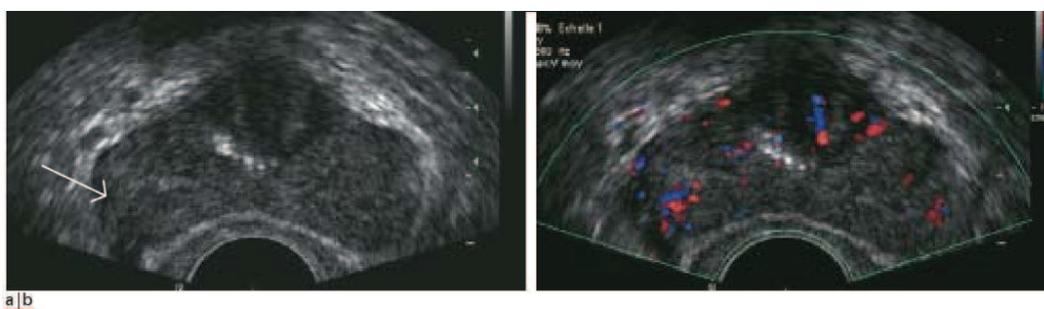


FIG. 1.8 – (a) Lésion isoéchogène de la partie postéro-latérale droite de la zone périphérique, (b) Petit spot de signal Doppler couleur, (images issues de [Lemaître 06]).

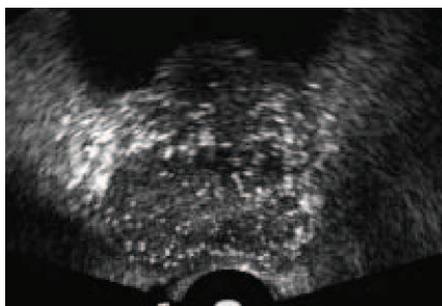


FIG. 1.9 – Microcalcifications tumorales au sein d'une tumeur de la zone périphérique, (image issue de [Lemaître 06]).

La biopsie permet ensuite d'évaluer le grade de la tumeur pour prévoir sa vitesse d'évolution. Chaque échantillon est analysé et noté de 1 à 5 selon leur différence au tissu sain. Le score de Gleason, qui regroupe ces résultats, donne finalement une valeur subjective reflétant la structure la plus fréquente et celle la plus agressive. Un premier diagnostic est alors établi grâce aux tables de Partin. Ses travaux, réalisés en 2001, ont permis de mettre au point des tables de référence en confrontant les résultats d'examen disponibles avant et après exérèse sur des milliers de patients. Elles prennent, d'une part, en compte le stade clinique défini par T1c pour une tumeur non palpable caractérisée par biopsie, ou par T2a, T2b ou T2c pour une tumeur palpable respectivement sur moins de la moitié d'un lobe, plus de la moitié d'un lobe ou sur les deux lobes. En y associant, le taux de PSA et le score de Gleason, les tables fournissent une probabilité d'invasion

extra-capsulaire de la tumeur.

Selon le risque d'extension extra-prostatique, une IRM sera envisagée car c'est l'examen morphologique capable de détecter au mieux un dépassement capsulaire [Cornud 06] (figure 1.10). Ainsi, pour un risque faible, inférieur à 20 %, l'examen n'est pas systématique. Il pourra être réalisé, couplé à une spectroscopie, pour estimer le volume tumoral afin d'orienter le choix de la thérapie. Il sera indiqué dans le cas d'une probabilité intermédiaire à forte pour localiser et évaluer l'étendue du dépassement, et rechercher une extension ganglionnaire lorsque la présomption est élevée. L'examen IRM, rapide et relativement fiable, permet de localiser la tumeur et de définir le caractère uni ou bilatéral des lésions. Mais il n'est pas à l'abri d'erreurs de jugement, notamment en présence de lésions multiples ou mal limitées. En effet, les lésions se caractérisent le plus souvent par un hyposignal T2 homogène mais peuvent être également isointenses à la zone périphérique. De plus, la détection des petites tumeurs n'est pas optimale car il existe diverses causes de présence d'un hyposignal T2. La détection des extensions locales peut également poser problème : la résolution d'une IRM muni d'un aimant de 1,5 T détecte les dépassements inférieurs à 1 mm avec une sensibilité de 14 %. En outre, de faux positifs peuvent être engendrés par la perte de la continuité capsulaire. Les différentes études réalisées sur la prédiction de l'extension extra-capsulaire par l'IRM, fournissent des valeurs très variées avec, pour les tumeurs de stade intermédiaire, une sensibilité de 13 à 95% et une spécificité de 49 à 97 %. Les résultats de l'étude IRM doivent donc être corrélés avec les résultats de la biopsie pour limiter les fausses conclusions. Par ailleurs, afin d'améliorer la fiabilité de l'IRM, il est recommandé de la coupler à l'imagerie fonctionnelle comme l'imagerie de perfusion qui utilise des produits de contraste, la spectroscopie qui visualise différentes molécules et leur concentration dans un tissu ou l'imagerie de diffusion qui met en évidence le mouvement microscopique de l'eau. Chacune de ces techniques possède des sensibilités et des spécificités variables en fonction de la taille et de l'intensité de la tumeur sur l'image. De plus, aucune de ces méthodes ne s'applique à la zone de transition. Il est donc préférable d'associer les résultats de deux de ces séquences fonctionnelles aux anomalies morphologiques observées en pondération T2 pour évaluer de manière plus précise la localisation et le volume tumoral.

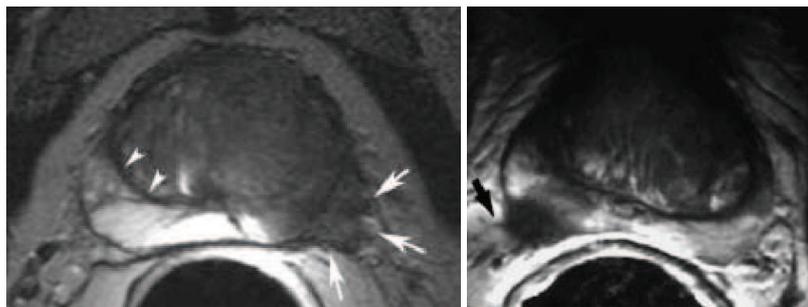


FIG. 1.10 – IRM endorectale : (a) Disparition du signal de la capsule (flèches blanches), suspicion d'envahissement de la zone de transition par comparaison entre la délimitation présente à droite (têtes de flèche) et absente à gauche. (b) Tumeur de la zone périphérique en hyposignal qui infiltre les bandelettes neuro-vasculaires de même intensité, (images issues de [Cornud 06]).

Les métastases ganglionnaires peuvent être identifiées par IRM mais aussi par scanner. Ces modalités d'imagerie fournissent des résultats équivalents car elles se basent toutes les deux sur le diamètre des ganglions pour détecter une anomalie. Cette méthode est toutefois peu spécifique et par conséquent peu fiable. Le curage ganglionnaire s'impose donc pour confirmer l'adénopathie. Finalement, si les résultats des différents examens conduisent à un risque intermédiaire, une scintigraphie osseuse est réalisée pour détecter

d'éventuelles métastases.

Individuellement, le dosage du PSA, la biopsie et l'imagerie ne sont pas suffisamment fiables. Leur synergie est donc essentielle pour parvenir au meilleur diagnostic et opter pour le traitement le plus approprié.

1.3 Les thérapies et le suivi post-thérapie

1.3.1 Les approches actuelles

Diverses approches médicamenteuses, chirurgicales ou encore technologiques sont proposées au patient en fonction de son âge, de son espérance de vie, de l'étendue et de l'agressivité de son cancer [Soulié 07], [Roy 06]. Ainsi, étant donné que le cancer de la prostate évolue lentement, les traitements curateurs seront essentiellement appliqués aux personnes dont l'espérance de vie est supérieure à 10 ans. De plus, les cancers localisés se verront offrir plus d'alternatives thérapeutiques grâce aux nouvelles technologies émergentes. Le patient, informé des avantages et inconvénients de chaque méthode, optera pour le traitement qui lui convient le mieux parmi ceux adaptés à son profil. Les différentes approches actuellement proposées en première intention sont fonction du risque du cancer. Les cancers sont dits à faible risque quand les examens effectués lors du diagnostic prédisent une tumeur localisée ne présentant pas ou peu de menace d'extension extra-prostatique. Le risque intermédiaire correspond soit à un PSA ou un score de Gleason élevé soit à un stade supérieur ou égal à T2b. Enfin, les cancers à risque élevé annoncent une forte probabilité de récurrence, de métastases et de décès spécifique. Les thérapies envisageables selon ces catégories ainsi que leurs éventuelles associations sont illustrées sur la figure 1.11 et détaillées ci-après.

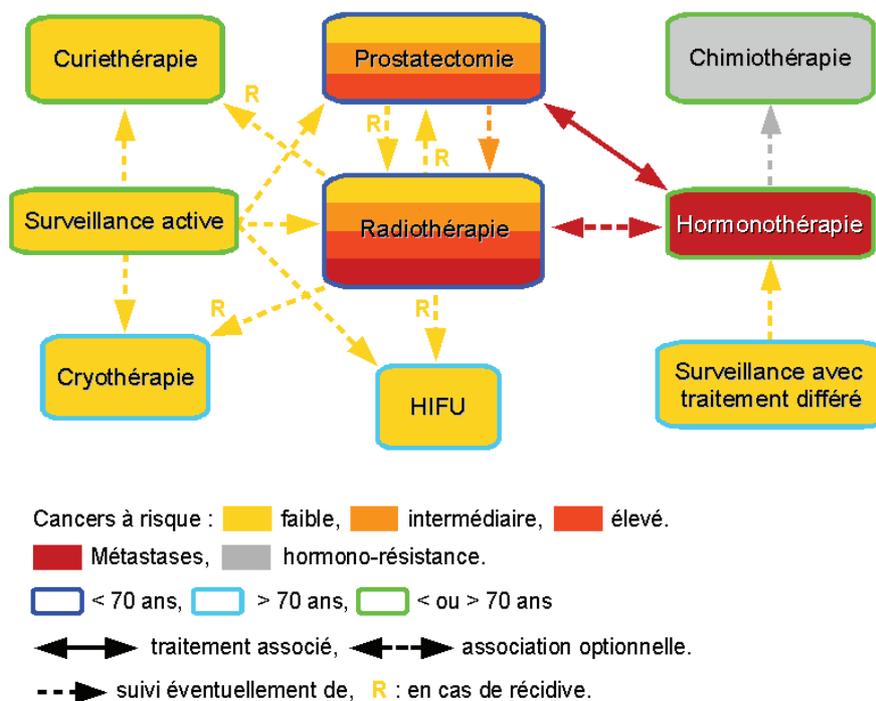


FIG. 1.11 – Les approches actuelles et leurs associations.

Notons que la surveillance peut s'exercer :

(i) avec traitement différé : elle s'adresse aux hommes dont l'espérance de vie est inférieure à 10 ans. Un traitement palliatif ou hormonal sera administré en cas d'évolution de la tumeur.

(ii) sous la forme d'une surveillance active, proposée pour les cancers localisés n'évoluant pas ou très lentement. Un traitement actif sera suggéré en cas de nette progression de la tumeur ou sur demande du patient. Le taux de survie spécifique (liée au cancer de la prostate) est de 99 % à 8 ans.

Les approches médicamenteuses :

L'**hormonothérapie**, par différents procédés, s'oppose à l'action stimulante des androgènes (hormones mâles). Elle permet ainsi de bloquer la prolifération des cellules cancéreuses et de diminuer le volume de la prostate. Elle s'adresse essentiellement aux patients dont l'espérance de vie est de moins de 10 ans, ou présentant des métastases. Selon les hormones utilisées, des bouffées de chaleur, une diminution de la densité osseuse ou encore une baisse du désir et de la puissance sexuelle jusqu'à l'impuissance peuvent se manifester. Une hormono-résistance peut apparaître après un traitement de 2 à 5 ans, entraînant le décès de 50 % des patients dans l'année. Une **chimiothérapie** est alors systématiquement administrée bien que son efficacité sur les cellules tumorales hormono-résistantes ne soit pas encore prouvée.

La chirurgie :

La **prostatectomie radicale** est le traitement curateur standard des cancers localisés chez un homme dont l'espérance de vie est supérieure à 10 ans et âgé généralement de moins de 70 ans. Elle peut également s'appliquer aux cancers présentant un risque intermédiaire à élevé mais sans métastase ganglionnaire importante.

L'intervention consiste à enlever en bloc la prostate, les vésicules séminales et les ampoules déférentielles. Les bandelettes neuro-vasculaires sont également ablatées selon l'agressivité de la tumeur et le souhait du patient à préserver l'érection. Elle peut être réalisée par chirurgie ouverte ou par voie laparoscopique (mini-invasive), l'une ou l'autre de ces méthodes n'ayant pas encore démontré sa supériorité.

Cette opération lourde dure 3 à 4 heures et peut conduire à l'impuissance (de 30 à 80 % selon les équipes) et à l'incontinence. La rééducation permet cependant d'améliorer ou de corriger le contrôle des sphincters. De plus, l'importance de ces effets indésirables est fortement dépendante de l'expérience chirurgicale. Ainsi, la pratique de l'acte diminue les complications, améliore la continence urinaire, préserve la fonction érectile et augmente les taux de guérison et l'espérance de vie. Le taux de rechute après prostatectomie pour un cancer localisé est d'environ 30 % à 5 ans. La survie sans récurrence biologique (SSRB) pour les cancers à risque faible est estimée à 74 % à 10 ans et 66 % à 15 ans. Elle s'élève en moyenne à 79 % à 8 ans pour les cancers à risque intermédiaire.

Les approches technologiques :

La **radiothérapie externe**, employée depuis longtemps pour le traitement de la prostate, s'adresse aux patients dont l'espérance de vie est supérieure à 10 ans quelque soit le stade de leur maladie. Elle peut être couplée à l'hormonothérapie courte (6 mois) pour les cancers à risque intermédiaire, et longue (3 ans) pour les risques élevés. Elle est également associée à une prostatectomie lorsque la pièce chirurgicale révèle des marges positives ou une extension extra-capsulaire. Un traitement par radiothérapie ne pourra en revanche pas être reproduit en cas de récurrence.

Cette technique utilise des photons haute énergie et un accélérateur linéaire situé au-dessus d'une table

sur laquelle le patient est placé. La radiothérapie exercée aujourd'hui est dite conformationnelle car des collimateurs multilames placés à la sortie de l'accélérateur adaptent la forme des faisceaux aux contours des organes vus sous les incidences d'irradiation choisies. Cette intervention débute par l'élaboration d'un planning basé sur une acquisition tomодensitométrique (TDM). La prostate, les vésicules séminales, le rectum, la vessie et les têtes fémorales sont tout d'abord segmentés coupe à coupe puis reconstruit en 3D (figure 1.12). A partir de la définition de ces volumes, le radiophysicien va définir une balistique d'irradiation (nombre de faisceaux, formes, angles d'incidence, intensités,...). Il en déduit ensuite une distribution de dose présentée sous la forme d'histogrammes dose/volume et affichée sur l'image TDM. La dosimétrie est acceptée par le radiothérapeute si la dose reçue par le volume cible est jugée suffisante et si celle reçue par les organes à risque est suffisamment faible. La délivrance de la dose sera finalement effectuée en plusieurs séances de 10 min à raison d'une fois par jour, 5 jours par semaine, durant 7 à 8 semaines. Il est important de noter que la segmentation des organes est sujette à de fortes variabilités intra et inter experts. En effet, l'image TDM offre un contraste faible des tissus mous et une IRM permettrait de mieux percevoir le contour des organes. Cependant, la TDM reste la modalité d'imagerie utilisée pour la radiothérapie car elle fournit des informations nécessaires à la dosimétrie à partir des densités. L'idéal serait donc de recaler les images IRM et TDM mais cela nécessite des conditions d'examen similaires, notamment pour la position du patient.

Le taux de récurrence biologique pour les cancers localisés traités par radiothérapie est de 13 à 35 % à 5 ans et 25 à 50 % à 10 ans. La survie sans récurrence biologique pour les petites tumeurs présentant un risque intermédiaire est inférieure à celle de la prostatectomie avec une valeur de 65 % à 8 ans mais est équivalente pour les tumeurs plus volumineuses. Pour les cancers à risque élevé elle est, respectivement sans et avec hormonothérapie, de 71 % contre 76 % à 5 ans, et de 38 % contre 47 % à 10 ans. Le bénéfice de l'hormonothérapie est encore plus important pour les tumeurs les plus agressives, avec une SSRB de 53 % contre 67 % à 5 ans.

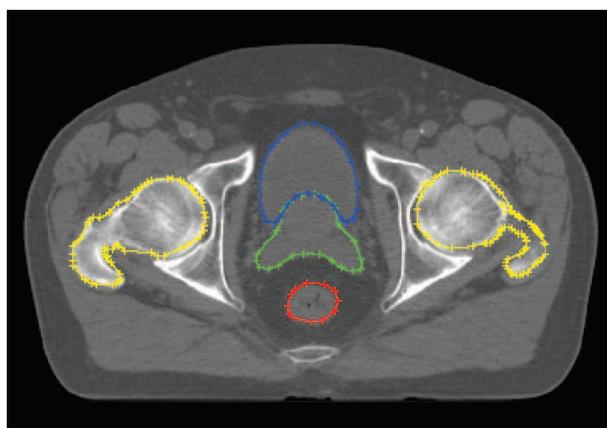


FIG. 1.12 – Segmentation manuelle des structures d'intérêt sur une coupe TDM transverse : prostate et vésicules séminales (vert), vessie (bleu), rectum (rouge) et têtes fémorales (jaune).

La **curiethérapie** est appliquée aux cancers localisés sans extension extra-prostatique chez des hommes préférentiellement âgés de plus de 70 ans car les données scientifiques sont à ce jour encore insuffisantes pour connaître les effets à plus de 10 ans. Elle est contre-indiquée dans le cas d'une prostate trop volumineuse, d'une hypertrophie du lobe médian ou encore de symptômes obstructifs. Mais ces symptômes et le volume de la glande pourront être réduits grâce à une hormonothérapie adjuvante. Par ailleurs, ce traitement n'est pas recommandé pour les cancers à risque intermédiaire car les taux de récurrence sont plus importants.

Le principe de la curiethérapie est d'implanter de manière permanente des grains d'iode I125 dans l'ensemble de la glande. Le planning est ici aussi la première étape de l'intervention. Une dosimétrie est simulée sur l'image échographique en positionnant virtuellement les grains jusqu'à obtention des isodoses souhaitées. L'implantation se fait alors par voie périnéale sous contrôle échographique au plus près des emplacements préalablement définis. 30 jours plus tard, un scanner est réalisé pour vérifier la dosimétrie et la localisation des grains. Afin que le traitement soit efficace, au moins 90 % du volume devra avoir reçu la dose prescrite.

Le contrôle biochimique dépend de la qualité de l'implantation avec un taux de 93 % à 8 ans si elle est satisfaisante et de 76 % sinon. La survie sans récurrence biologique est de 95 % à 10 ans, valeur élevée notamment corrélée au type de cancers traités.

L'intérêt de la **cryothérapie**, introduit dans les années 1960, est relancé aujourd'hui par les avancées technologiques qui permettent d'en réduire les complications. Proposée pour le cancer localisé, elle dispose néanmoins d'un recul insuffisant pour juger du bénéfice de la technique à long terme. Son principe est de congeler la glande par l'insertion de cryotubes contenant du liquide cryogénique sous contrôle échographique endorectal.

Les **Ultrasons Focalisés à Haute Intensité (HIFU)** appartiennent également aux nouvelles technologies et ne disposent donc pas pour l'instant d'un recul suffisant sur les effets à long terme. Ils sont par conséquent destinés à traiter les cancers localisés sans extension extra-capsulaire pour les hommes âgés de plus de 70 ans avec une espérance de vie supérieure à 7 ans. Cette thérapie utilise les ultrasons pour échauffer la prostate et détruire les cellules cancéreuses, le tout sous contrôle échographique. Les détails de l'intervention seront décrits dans la section 1.3.2. Les dernières études évaluent le taux d'infection urinaire post-HIFU à 7,1 %, l'obstruction urétrale ou prostatique à 13,6 % mais le taux de patients continents atteint 94,3 % et le PSA est notablement réduit. Un suivi médian sur 6,4 ans indique un contrôle biopsique négatif chez 86,4 % des patients et une survie sans récurrence biologique de 77% à 5 ans et de 69% à 7 ans.

La surveillance post-thérapeutique se fait essentiellement par le dosage du PSA et le toucher rectal. L'utilisation de l'imagerie n'intervient qu'en cas d'anormalité de ces examens. Des biopsies sont réalisées tout les 6 mois uniquement pour les nouveaux traitements en cours d'évaluation, mais ne sont pas recommandées en routine. En cas de récurrence, les thérapies présentées ci-dessus seront suivies d'un traitement de rattrapage. Dans le cas d'une récurrence locale apparaissant après radiothérapie appliquée en première intention, une prostatectomie pourra être envisagée. Cependant, celle-ci est rare à cause des complications per- et post-opératoires fréquentes. La curiethérapie est également possible mais présente des risques de surdosage entraînant des problèmes urinaires et digestifs. Enfin les HIFU, avec un taux de succès de 40 %, et plus récemment la cryothérapie font également partie des options disponibles en cours d'évaluation. Si la récurrence intervient après prostatectomie, la radiothérapie est généralement proposée. Les récurrences avec extension capsulaire ou métastases seront en revanche majoritairement traitées par hormonothérapie.

1.3.2 Les ultrasons

L'idée de l'utilisation des ultrasons comme outil de chirurgie non invasive est apparue très tôt suite à la découverte des effets biologiques des ondes ultrasonores. Dans les années 50, les frères Fry effectuèrent des travaux sur le traitement par voie externe de troubles neurologiques. En dirigeant, les ultrasons sur la zone à traiter, ils s'aperçurent de l'apparition de minuscules lésions. Néanmoins, l'absence d'un dispositif de visualisation suffisamment performant et précis interrompit le développement de ce type de thérapie. Dans les

années 80, Lizzi, grâce à une technologie plus avancée, créa un dispositif pour le traitement du glaucome et des tumeurs intraoculaires. La lithotritie extracorporelle par ondes de choc, appliquée pour la première fois chez l'homme en 1980 pour le traitement des calculs rénaux, est une autre technologie ultrasonore haute énergie. Des années 90 à nos jours, les applications des ultrasons se sont multipliées, allant de l'utilisation des ultrasons comme un moyen de production de chaleur de façon non destructive, souvent associée à d'autres thérapies, jusqu'à l'application d'un faisceau de haute énergie pour l'ablation des tissus tumoraux ou l'occlusion de vaisseaux. On retrouve plus spécifiquement des études réalisées pour le traitement des tissus hépatiques, l'ablation des tissus du rein et la destruction des tissus de la rate et du sein. Des essais sont également effectués pour la coagulation des vaisseaux en vue d'arrêter des hémorragies ou de revasculariser le muscle cardiaque infarcté. Utilisés par des approches intracavitaires, laparoscopiques, endoscopiques ou externes, avec des sondes focalisantes ou non, les ultrasons sont spécialement intéressants comme moyen thérapeutique grâce à leur caractère peu ou non invasif et sélectif.

Les ultrasons focalisés à haute intensité (HIFU) sont, aujourd'hui, mis en pratique dans le domaine de l'urologie, notamment pour le traitement du cancer de la prostate. Leur principe est d'échauffer la zone à traiter afin de détruire les cellules. Les variations de pression acoustique produites par le transducteur génèrent un mouvement tissulaire (dilatation et contraction) dont l'amplitude est proportionnelle au niveau de pression. La réponse du tissu n'étant pas parfaitement élastique, l'onde acoustique se propage dans le milieu en s'atténuant, notamment à cause de l'absorption. L'énergie perdue est ensuite localement restituée sous forme de chaleur qui sera d'autant plus grande que la pression sera élevée. Dans le cas d'un transducteur focalisé, la concentration du faisceau ultrasonore entraîne un maximum de pression au point focal. L'absorption des ultrasons de manière intense et rapide conduit à une élévation subite de la température, détruisant les cellules localisées dans la zone traitée. La lésion produite, articulée autour du point focal, s'élargit par diffusion et dépend par conséquent de la puissance de tir mais aussi de la durée d'exposition.

Plusieurs constructeurs sont positionnés sur ce segment technologique dont Focus Surgery, Insightec et Edap Technomed, ce dernier étant le leader du marché. L'Ablatherm[®], actuellement utilisé pour le traitement du cancer de la prostate par HIFU en France, mais également en Europe, au Canada, en Russie, en Australie et en Corée du Sud a été conçu en collaboration avec l'INSERM 556 de Lyon au début des années 90. Depuis le premier patient en 1993, le nombre de traitements n'a cessé d'augmenter (figure 1.13). Nous en donnerons par la suite une description sur la base du produit commercialisé aujourd'hui. Il est évident qu'elle continuera à évoluer dans les années à venir de manière significative dans sa partie transducteur avec potentiellement l'arrivée de la technologie CMUT (Capacitive Micromachined Ultrasound Transducers), des topologies d'antennes différentes, des traitements plus évolués de données ..., cette présentation pouvant donc devenir rapidement obsolète.

L'appareil actuel (figure 1.14) est constitué d'une table sur laquelle le patient s'allonge, d'une sonde à la fois d'imagerie et de thérapie et d'un outil de contrôle. La sonde présentée sur la figure 1.14 illustre les transducteurs piézoélectriques, l'un en forme de cuillère utilisé en thérapie, l'autre en son centre employé pour l'imagerie, qui génèrent des ondes ultrasonores avec une fréquence respective de 3 et 7,5 MHz. Cette sonde sera recouverte durant l'intervention d'un ballon rempli d'eau dégazée, présentant les mêmes caractéristiques physiques que les tissus, pour assurer le couplage avec le milieu à imager et à traiter. Grâce à un système d'écoulement, le liquide fera également office de refroidisseur pour préserver la paroi rectale.

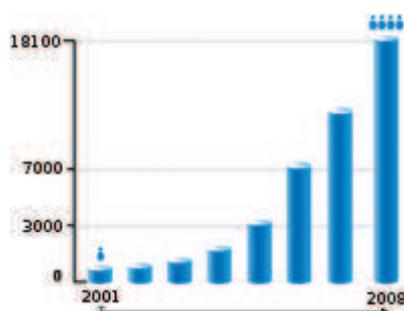


FIG. 1.13 – Evolution du nombre de traitements par HIFU depuis 2001 (<http://www.edap-tms.com>).



FIG. 1.14 – L'Ablatherm® et sa sonde d'imagerie et de thérapie (<http://www.edap-tms.com>).

L'échauffement provoqué par les ultrasons à haute intensité provoque généralement un gonflement de la prostate. Afin d'éviter que celui-ci comprime l'urètre, une résection est préalablement réalisée autour du canal pour le dégager. De plus, une sonde urinaire est introduite pour assurer l'écoulement des urines puis un ballonnet, situé à son extrémité, est gonflé dans la vessie pour la maintenir en place.

Le traitement du cancer de la prostate par l'Ablatherm® débute par une première étape de planning suivi d'une phase de traitement. Une fois le patient installé, la sonde endorectale est introduite puis positionnée en face de la prostate. L'acquisition échographique de la glande est alors effectuée de manière entièrement automatique, produisant un ensemble de coupes équidistantes et parallèles (figure 1.16 (a)). Les images produites ont une résolution transversale de 0,154 mm/pixel et une taille de 500x490. L'image ultrasonore est ensuite interpolée en trois dimensions, avec un facteur compris entre 2,5 et 2.6 pour la rendre isotrope, puis affichée à l'écran. L'opérateur annote dans un premier temps la base, l'apex et la paroi rectale afin de définir les hauteurs des lésions qui seront produites mais aussi les distances de sécurité par rapport à ces zones sensibles (figure 1.15). En effet, il est important de préserver le sphincter présent à l'extrémité basse pour assurer la continence. Le traitement ne sera par conséquent pas appliqué à moins de 6 mm de l'apex. De même, la paroi rectale étant sensible à la température, une distance de 3 à 8 mm la séparera de la limite basse des lésions. En revanche, les vésicules séminales ainsi que l'avant de la prostate (côté symphyse pubienne) ne présentent pas de risque, et aucune séquelle ne sont jamais apparues au niveau de la vessie. Par la suite, le médecin débute le planning coupe par coupe en positionnant des éventails de lésions de même hauteur tels qu'illustrés sur la figure 1.15. Ces lésions de la forme d'un ellipsoïde ont un diamètre de 1,7 mm et une hauteur pouvant varier de 19 à 26 mm.

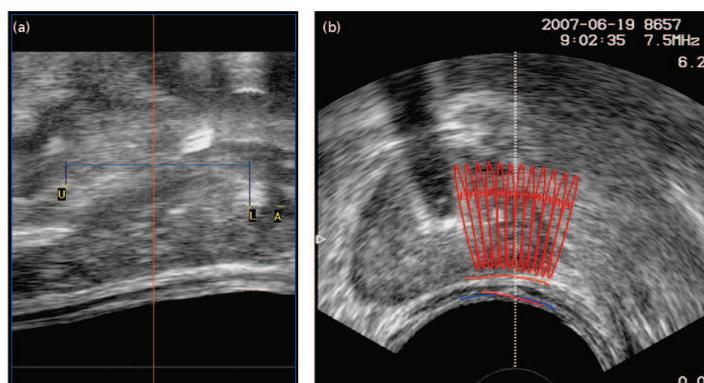


FIG. 1.15 – Planning (a) Annotation de la base (U), de l'apex (A) et d'une marge de sécurité (L), (b) Définition de la paroi rectale et d'un éventail de lésions pour le lobe gauche.

La zone planifiée est alors automatiquement couverte par un ensemble de tirs de 6 secondes chacun, séparés par 4 secondes d'attente (figure 1.16 (b)). La forme de la sonde de thérapie implique une focalisation géométrique qui permet de concentrer le faisceau d'ultrasons aux points précédemment définis. L'élévation de température atteint alors des valeurs de l'ordre de 85 à 100 °C au point focal, détruisant par diffusion les cellules contenues dans la taille d'une lésion. L'image de la tranche traitée sur laquelle est superposée l'éventail de lésions est visualisée en temps réel. Un capteur de mouvement ainsi que des contrôles de la température de l'eau de refroidissement et de la distance entre la lésion et la paroi rectale assure la sécurité du patient. Ainsi, au moindre risque le traitement se met en pause avec un message d'alerte à l'intention du chirurgien qui décidera de la reprise.

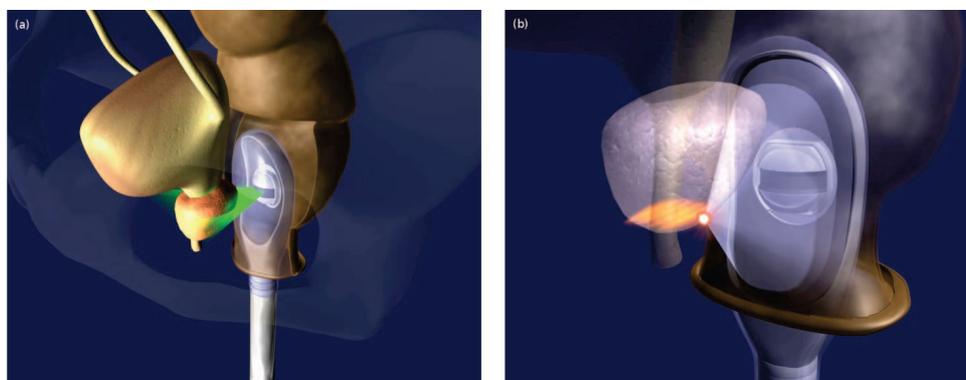


FIG. 1.16 – (a) Acquisition échographique de la prostate, (b) Traitement par HIFU (<http://www.edap-tms.com>).

La forme de la prostate évoluant pendant l'intervention, celle-ci est réalisée en plusieurs blocs. Ainsi, la prostate est découpée transversalement pour séparer le lobe gauche du lobe droit, puis longitudinalement (de la base à l'apex) en deux parties auxquelles s'ajoute une zone centrale de faible épaisseur constituée d'un ou deux blocs soit un total de 5 ou 6 (figure 1.17). Le traitement de la prostate consiste finalement à itérer des séquences composées d'une acquisition échographique, d'un planning et d'une séquence de tirs pour chacun des blocs.

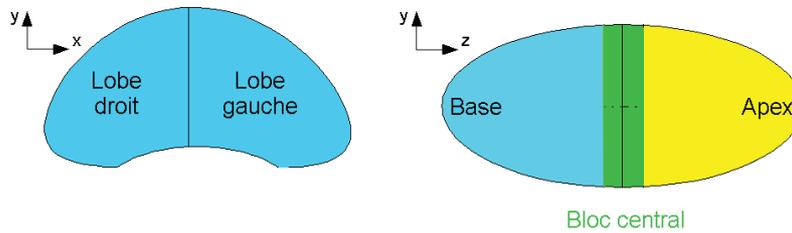


FIG. 1.17 – Découpage de la prostate en vue d'un traitement par bloc.

Cette thérapie peut être appliquée en première intention mais également suite à des échecs de radiothérapie ou répétée après un premier traitement par HIFU. Différents protocoles existent selon la situation. En effet, une prostate déjà traitée sera moins perfusée et refroidira par conséquent moins vite, augmentant les risques de surchauffe. L'application après curiethérapie est en étude car les grains d'iode sont suffisamment petits pour laisser passer les ultrasons, mais le protocole reste à définir. Enfin, les patients présentant des calcifications ne sont pas candidats aux HIFU, car celles-ci stoppent les ultrasons.

Les récurrences après un traitement par HIFU sont notamment dues aux marges prises au niveau de l'apex pour éviter de l'endommager. Cette zone, traitée par diffusion de la chaleur, sera plus ou moins chauffée selon les patients dont les caractéristiques tissulaires diffèrent. Une autre cause de récurrence provient de la géométrie du transducteur qui focalise à une distance fixe de 45 mm. Les prostates les plus volumineuses ne seront donc pas correctement traitées. Afin de corriger ce dernier problème, une nouvelle sonde a été développée récemment. Elle est constituée de 16 anneaux concentriques et admet une focalisation dynamique tous les 5 mm, allant de 32 à 62 ou 67 mm de profondeur (profondeur maximale en cours d'évaluation). Les lésions obtenues pour une seconde de tir sont de 5 mm de hauteur. Ainsi, une lésion définie par la sonde actuellement utilisée pourra être remplacée par une succession de petites lésions, séparées de 5 mm, partant, sur une vue transversale, de la limite basse de la prostate jusqu'à sa limite haute. Cette technique aura également comme avantage de mieux s'adapter à la forme de la prostate car la hauteur traitée sur une même coupe pourra varier. Cela implique alors de délimiter la partie basse et la partie haute de la prostate sur chaque image. Cette tâche réalisée manuellement est chronophage. La segmentation (semi-)automatique de la prostate dans les images échographiques devient donc une nouvelle problématique pour le traitement par Ultrasons Focalisés à Haute Intensité.

1.3.3 Les perspectives ouvertes par les thérapies guidées par l'image

La haute résolution spatiale et temporelle de l'imagerie médicale offre aujourd'hui un accès à des descriptions morphologiques et fonctionnelles extrêmement détaillées des organes et des pathologies potentiellement présentes. Le Scanner X multidétecteur et l'IRM permettent par exemple d'accéder aux structures cardiaques en mouvement et au-delà des cavités et du myocarde, aux réseaux coronaires artériels et veineux. L'échographie, outre sa résolution temporelle remarquable, ouvre vers la mesure des propriétés élastographiques des tissus. Ces modalités d'observation ont l'avantage d'être, pour la plupart, non seulement complémentaires mais aussi d'avoir des utilisations variées. Si le Scanner X reste une modalité essentiellement diagnostique, l'IRM et l'échographie peuvent être exploitées en contexte pré- comme per-opératoire. Ces progrès se poursuivront à l'avenir et, associés à ceux réalisés en analyse d'images mais aussi en réalité virtuelle augmentée et en microtechnologie, conduiront à de nouveaux champs applicatifs. Les méthodes

d'analyse comprennent toutes les étapes clés d'une chaîne classique : reconstruction, segmentation, caractérisation tissulaire, recalage, suivi de mouvement, fusion multimodale, visualisation, etc. Elles déterminent aussi la possibilité d'agir dans des environnements spatialement très contraints en offrant par exemple une vision locale du champ opératoire tout en positionnant précisément capteurs et effecteurs dans le repère « patient ».

Deux évolutions majeures peuvent être observées depuis une vingtaine d'années. La première est liée à la « robotique médicale » ou la « thérapie guidée par l'image ». Elles peuvent être considérées comme portées par les innovations technologiques ou « technology-driven ». La seconde correspond à de nouveaux concepts proposés par le milieu médical : il s'agit de la « chirurgie minimalement invasive » (« Minimal Invasive Surgery », MIS) ou plus largement de « thérapie à accès minimal » (« Minimal Access Therapy », MAT). Ces deux approches ont de nombreux aspects en commun, soulignés dès les années 80 [Lavallée 97], [Taylor 03], [Peters 06], en particulier leurs objectifs. Ainsi dans les deux cas, il s'agit de réduire le traumatisme de l'intervention, réduire le risque de complications et la durée de l'intervention, d'améliorer le temps de récupération et ceci tout en offrant une meilleure précision dans les gestes et une irradiation moindre du personnel médical (la plupart des interventions se faisant encore sous radioscopie).

Les applications de ces techniques sont très larges. Les travaux pionniers en robotique médicale se sont centrés sur les biopsies et, en particulier, les biopsies cérébrales réalisées en condition stéréotaxique. La motivation principale de ce choix était, d'une part, la maturité de la technique chirurgicale et du repérage 3D au moyen du cadre stéréotaxique et, d'autre part, la possibilité d'imager en angiographie standard les vaisseaux et donc de les éviter. La disponibilité d'atlas comme celui de Talairach permettait de positionner de manière précise les structures cérébrales visées, la simplicité des trajectoires (linéaires) facilement réalisable par robot mais aussi l'absence de déformations venaient compléter ce panel d'arguments. Le succès rencontré a très vite conduit à élargir son champ d'intérêt à l'orthopédie, au traitement du cancer par brachythérapie, à la cardiologie avec la réparation de la valve mitrale, etc. Les interventions minimalement invasives se déployaient dans le même temps avec la coelioscopie, la laparoscopie, etc. Si toutes ces approches ne sont pas au même niveau de diffusion et d'acceptation par le corps médical, le mouvement était ainsi créé. Une vision globale des systèmes développés avant 2003 est rapportée dans [Taylor 03]. Un état de l'art plus récent est proposé par J. Troccaz [Troccaz 09] où trois périodes sont distinguées : (i) la réalisation de tâches de positionnement avec comme principales applications la neurochirurgie et l'orthopédie construites sur des trajectoires simples et pour des structures rigides (1985-1995) ; (ii) des procédures interactives pour des interventions plus complexes comme la chirurgie par voie endoscopique concernant des structures déformables (1990-2005) ; (iii) des robots miniaturisés (à partir de 2000) capables de percevoir, communiquer et agir à l'intérieur du corps humain.

Ces systèmes ont évolué dans leur conception du fait non seulement des ruptures technologiques mais aussi dans la répartition des tâches entre l'homme et la machine. La simulation numérique, avec l'émergence de la réalité virtuelle, augmentée puis mixte, a donné la capacité de recréer artificiellement des répliques fidèles de situations expérimentales réelles et même de faire cohabiter des objets synthétiques avec des objets réels dans le même espace perceptuel [Haignon 09]. Ces concepts sont mis en œuvre par exemple dans la commande de systèmes automatisés ou robotisés en boucle fermée temps réel (rendu haptique et visuel) et jouent un rôle essentiel dans la coopération entre utilisateur et système. La thérapie assistée par ordinateur, qu'elle soit passive ou active, bénéficie largement de ces avancées en réalité virtuelle. Au lieu de placer le patient au centre du dispositif comme cela a pu être fait dans le passé, la figure 1.18 donne la prééminence à l'utilisateur, c'est-à-dire le médecin ou le chirurgien, et donc à son expertise. Les décisions et les actions correspondantes relèvent de sa responsabilité quand les tâches gourmandes en calcul et répétitives sont confiées au calculateur. Une telle approche repose sur le développement d'un environnement virtuel dédié à la simulation « patient-spécifique » de l'intervention, construite à partir des données pré-opératoires

et leur mise à jour en fonction des informations acquises en phase per-opératoire.

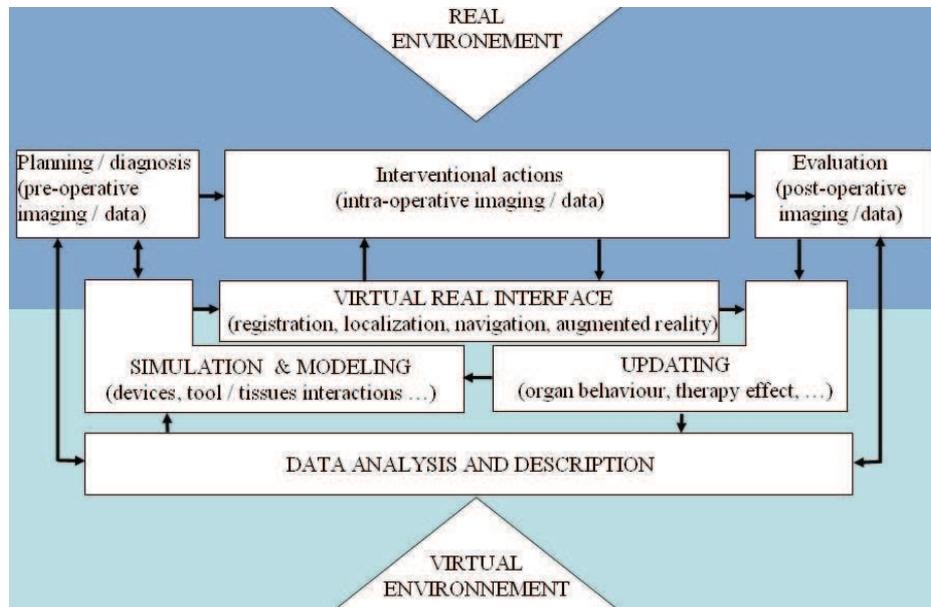


FIG. 1.18 – Représentation schématique des approches de coopération réel-virtuel développées au LTSI. Les priorités sont ici mises sur : (i) l'exploration analytique (description des données « patient », navigation exploratoire) et la visualisation 3D dynamique, ii) modélisation patient-spécifique et simulation d'outils et de leurs interactions avec les tissus, (iii) mise en correspondance des observations acquises à différentes phases, (iv) coopération réel-virtuel avec actualisation de chacun de ces environnements et le développement d'interfaces de réalité mixte pour le guidage de l'intervention [Haigrón 09].

1.4 Conclusion

Ce premier chapitre visait à donner les éléments de base concernant la prostate sur le plan anatomique et fonctionnel et les données épidémiologiques du cancer de la prostate dont nous disposons actuellement. Il a permis d'introduire ses grades et ses formes d'évolution, ainsi que les observations potentiellement à notre disposition pour sa caractérisation. Un bref panorama des techniques thérapeutiques disponibles aujourd'hui a été présenté. Si la radiothérapie, dont le spectre d'application en cancérologie est très large, permet d'avoir un recul plus important en terme de bénéfice pour les patients, nous avons vu qu'un certain nombre de technologies émergentes, et principalement les ultrasons haute intensité, ouvrent de nouvelles perspectives de traitement. Elles doivent certes encore faire leur preuve mais les études passées ou en cours montrent qu'elles devraient trouver une place significative dans le panel de thérapies, soit en première intention, soit en conjonction avec d'autres. Toutes ces techniques thérapeutiques s'inscrivent dans un mouvement plus vaste de thérapies minimalement invasives et guidées par l'image dont nous avons donné une brève description. Les ultrasons haute intensité représentent un domaine de recherche-développement en pleine évolution. Ils possèdent des spécificités du fait des conditions mêmes de leur utilisation en per-opératoire et de la technique elle-même. Ce sont elles qui seront décrites dans le prochain chapitre ce qui nous permettra de spécifier le sous-problème auquel nos travaux ont été consacrés en les replaçant dans une perspective plus globale.

Chapitre 2

Position générale et particulière du problème en HIFU

Ce court chapitre a pour objectif de prolonger l'analyse que nous avons faite précédemment des ultrasons haute intensité pour le traitement des cancers de la prostate. Au lieu d'en rester à une vision de la technologie actuelle, il nous semble important de réexaminer quelques unes de ses composantes majeures dans une logique prospective. Nous pourrions ainsi mieux comprendre la place et l'importance du sous-problème que nous avons considéré dans notre travail. Il est clair que la plupart de ces éléments ont un caractère plus général et peuvent concerner d'autres applications (tumeurs primitives du foie par voie intracorporelle, tumeurs bénignes de la thyroïde, etc.) mais le fait de les restreindre à la prostate permet de mieux cibler notre propos. Nous en décrirons ensuite et successivement deux aspects essentiels à notre sens, la segmentation et le calcul dosimétrique. La première est soumise à des contraintes fortes (temps de calcul en situation interventionnelle), la seconde est fondamentale pour concentrer la destruction tissulaire sur la ou les cibles et éviter tout dommage à l'environnement ou tout au moins le minimiser.

2.1 HIFU : les générations à venir

La figure 2.1 rassemble les éléments majeurs que nous souhaitons aborder (nous ne reviendrons pas sur les évolutions technologiques telles que les CMUT évoquées en 1.3.2). Plusieurs grilles de lecture complémentaires peuvent lui être appliquées avec, en particulier :

1. **l'alternative « HIFU autonome » versus « HIFU-IRM ».** La première conséquence de ce choix est bien entendu sa diffusion. Dans le premier cas, seul le coût (et bien sûr l'efficacité thérapeutique) du dispositif déterminera son marché. Dans le second cas, il faudra disposer d'une IRM et de technologies HIFU compatibles. Il est vraisemblable que ces deux options cohabiteront à l'avenir car l'IRM, nous y reviendrons par la suite, permet un contrôle de température. La seconde conséquence est qu'une IRM pré-opératoire offre un accès image supplémentaire de la prostate et donc une information potentielle, sur sa forme et sur son environnement, exploitable pour mieux segmenter la prostate en échographie. L'IRM per-opératoire peut, à son tour, interroger sur la nécessité d'un guidage de l'intervention par échographie et ouvrir vers plus de flexibilité dans la conception d'effecteurs HIFU libérés de la contrainte « image ».

2. **un « planning per-opérateur » versus un « planning pré-opérateur ».** Dans la plupart des applications de thérapies guidées par l'image, le planning est réalisé avant l'intervention même s'il doit être mis à jour en fonction des actions appliquées en situation de traitement. La configuration « HIFU autonome » oblige à établir ce planning (et, cela va de soi, sa réactualisation) en cours d'intervention et donc en conditions quasi temps réel. Or la dosimétrie ultrasonore (cf. section 2.3) fait appel à des calculs lourds et introduit donc de fortes contraintes. Le fait de disposer d'examen image pré-opérateurs permet d'établir le planning dosimétrique hors ligne. Cependant, cette dosimétrie devra, dans tout les cas, être actualisée en cours de traitement, soit du fait du contrôle par IRM, soit en cours d'incident et le même problème se posera.
3. **l'évolution vers des traitements partiels, ciblés sur la ou les tumeurs.** La stratégie suivie aujourd'hui conduit à détruire totalement la prostate (en évitant au mieux les tissus environnants) pour éviter toute récurrence du cancer ce qui s'accompagne de la perte complète de sa fonction physiologique. Il sera donc intéressant, à terme, de développer une technique HIFU plus ciblée sur les lésions cancéreuses seules. Une telle approche suppose une image d'excellente qualité les mettant en évidence et une focalisation ultrasonore haute intensité extrêmement précise.
4. **la problématique de recalage.** Il s'agit classiquement et schématiquement de recalibrer dans le même repère géométrique des données relatives au même organe observé par des modalités d'image différentes (MRI-CT, PET-MRI, etc) et/ou à des instants différents (pré-, per- et post-). Le recalage d'instruments relativement au repère patient avec des localisateurs (optiques ou magnétiques) en situation interventionnelle entre aussi dans ce schéma. Cette question est donc transversale à toute thérapie guidée par l'image où la partie capture d'information est séparée de la partie effecteur. Pour cela, de nombreuses méthodes ont été proposées dans la littérature. Elles distinguent généralement les recalages rigides des recalages élastiques [Brown 92], [Maintz 98], [Zitova 03]. Dans le cas présent, le recalage imageur-effecteur est résolu puisque les deux systèmes sont intégrés. Le recalage par rapport à la prostate est effectué, dans la technologie actuelle, par un balayage dont le positionnement est contrôlé par moteur. Si nous disposons d'une IRM (pré- ou per-), il faudra recalibrer en 3D cette IRM avec l'échographie HIFU d'une part et, lors d'une interruption du protocole de traitement (spasme du patient par exemple) en version autonome, recalibrer deux échographies entre elles. Le transducteur devra bien entendu être positionné dans ce repère géométrique commun. En revanche, les techniques de recalage par localisateur optique, telles que nous les trouvons en gestes assistés par ordinateur, ne s'appliquent pas ici. Les techniques électromagnétiques pourraient être envisagées à condition d'atteindre une précision supérieure à celle observée aujourd'hui. Une approche plus exigeante serait de ne s'appuyer que sur les données d'images échographiques. Nous verrons, par la suite, que l'analyse de l'image ultrasonore et, plus précisément, celle disponible en HIFU qui correspond à un compromis capteur-effecteur, souvent au détriment de la qualité de l'image, est loin d'être facile et donc que ce recalage (qui ne sera pas abordé dans ce travail) demandera certainement des développements algorithmiques particuliers.

Revenons à présent plus spécifiquement à la figure 2.1. Le caractère optionnel de l'IRM a été indiqué par le pointillé des modules correspondants. La boucle principale du traitement HIFU a été accentuée en soulignant les flèches associées : elle comprend l'acquisition d'images échographiques, la segmentation des éléments pertinents de la scène observée, le planning dosimétrique (cf. 1.3.2 pour les versions actuelles), l'algorithmique de contrôle et l'application des ultrasons haute intensité. L'algorithmique de contrôle pos-

sède deux composantes : l'une concerne la séquence d'application (fréquence, intensité, temps d'application, pauses, etc. toutes choses spécifiques à chaque constructeur), l'autre, l'ajustement en boucle fermée éventuellement réalisée par la mesure de température via l'IRM. Nous allons discuter ci-dessous plus en détail de deux de ces modules : la segmentation et la dosimétrie. La première est indispensable si l'on veut focaliser le traitement sur la cible et minimiser son impact sur les tissus environnants, la seconde l'est tout autant afin d'appliquer la dose requise pour la destruction des lésions en évitant tous les problèmes qu'elle peut induire comme la cavitation ou encore la détérioration d'autres structures anatomiques.

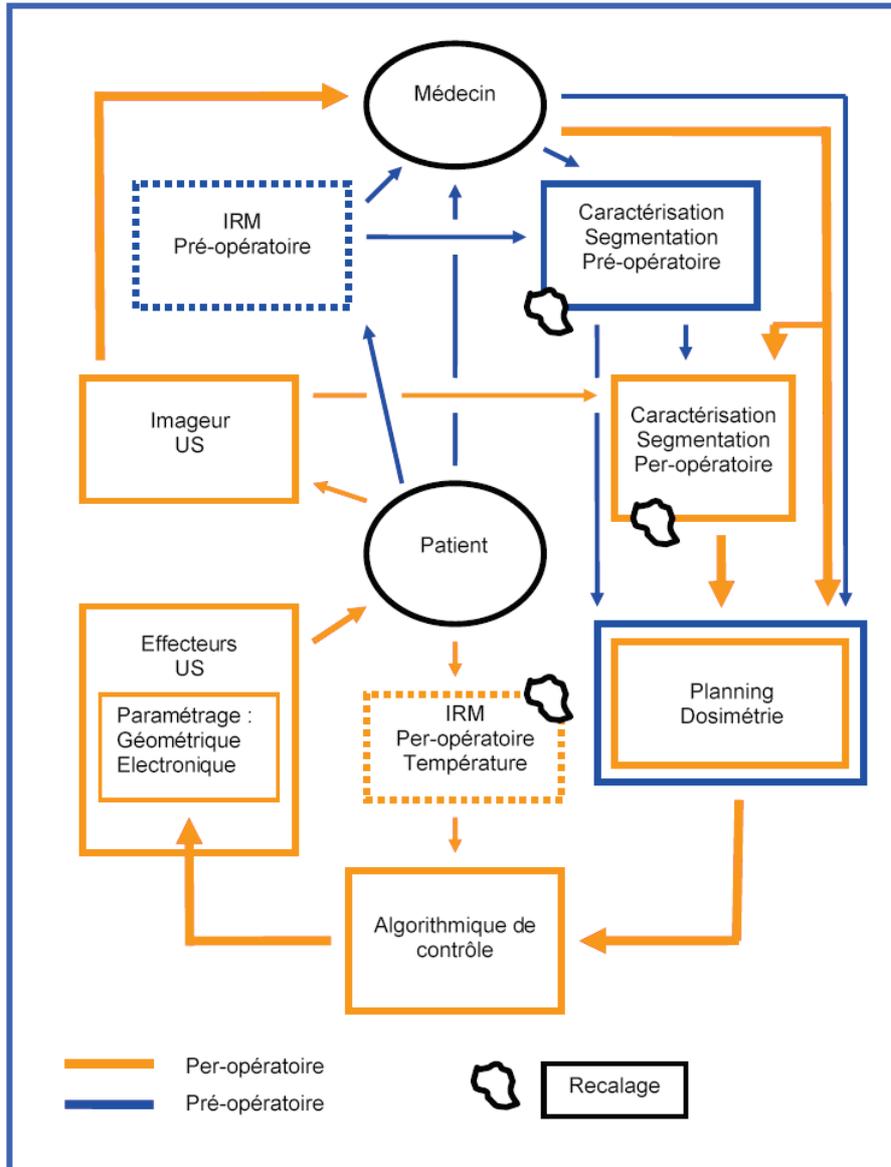


FIG. 2.1 – Place de l'imagerie dans le traitement par Ultrasons Focalisés à Haute Intensité.

2.2 La segmentation

La segmentation en image, et plus particulièrement en imagerie médicale, fait partie des sujets les plus sensibles car elle est un préalable indispensable à de nombreuses analyses comme la caractérisation de formes, l'extraction d'objets, leur reconnaissance, le suivi de mouvement, ... Dans son acception de base, elle correspond à un partitionnement de l'image en zones cohérentes mais son objectif est, en fait, de séparer le plus exactement possible les différents objets présents dans la scène observée (2D, 3D ou plus). Ceci doit être réalisé dans des temps compatibles avec les contraintes de l'application considérée. En médecine, la notion d'objet recouvre aussi bien un organe qu'une anomalie pathologique (lésion cancéreuse, plaque d'athérome, anévrisme, etc.). Pour ce faire, deux éléments jouent un rôle essentiel depuis l'émergence de l'image numérique : les contours et les régions. Distinguer des objets entre eux suppose en effet qu'ils soient délimités par des bords possédant un contraste avec leur environnement immédiat, et lorsque c'est le cas, des calculs de gradient local doivent pouvoir les mettre en évidence. Il arrive cependant que ces contrastes ne soient pas suffisants pour discriminer un objet des autres. Le recours est alors d'exploiter les propriétés de régions, plus globales, comme la texture par exemple, pour compenser cette faiblesse.

Beaucoup de méthodes de segmentation s'appuient sur l'un ou l'autre de ces éléments pour résoudre le problème, voire les deux. Il se peut malheureusement qu'ils ne suffisent pas et dans ce cas le recours à des a priori de formes peut apporter des informations utiles. Ceux-ci s'expriment aussi bien par de vrais modèles appris sur des jeux importants d'images de ces objets (apprentissage des formes ou des apparences par des méthodes statistiques par exemple) ou simplement par des hypothèses sur les motifs ou les formes potentiellement présentes. En imagerie aérienne ou de scène intérieure, les objets ont des formes géométriques simples, caractérisables par des droites, parallèles ou non, des coins (toit d'une maison)... De tels motifs peuvent alors être spécifiquement recherchés puis associés pour guider la formation d'objets plus complexes. En médecine, il est possible d'exploiter le fait que les organes ont des formes lisses, c'est-à-dire des courbures évoluant progressivement mais sans singularités notables. Si les premières approches, basées sur l'apprentissage, sont utilisées en imagerie médicale, les secondes le sont plus rarement.

Il n'en reste pas moins que toutes les familles de méthodes ont été ou sont encore exploitées dans ce cadre. Sans entrer dans un panorama exhaustif des méthodes de segmentation, des techniques de croissance de régions (« region growing ») à la morphologie mathématique, très vivantes dans les années 60-70, les modèles déformables au sens de Terzopoulos [Kass 88] et les « level sets » de Sethian [Osher 88] dans les années 80, jusqu'aux approches proposées ces dernières années par Cootes [Cootes 95] sur les modèles actifs d'apparence ou par Boykov [Boykov 04] pour les « graph-cut », toutes, avec parfois des variantes ou en étant combinées entre elles, ont été à un moment ou un autre appliquées aux images médicales. Ce constat se vérifiera en grande partie lorsque nous ferons l'état de l'art de la segmentation de la prostate en échographie (cf. chapitre 4). Leur caractère générique leur permet en effet de s'adapter à des objets et des scènes très différentes avec un succès certain pour peu que les régions ou les bords aient des caractéristiques suffisamment marquées. Dans les cas plus difficiles (fort niveau de bruit, similarité des propriétés des objets et du fond, fortes ruptures de contours, toutes choses présentes dans les images échographiques comme le montrent les figures 1.8, 1.9 et 1.14 du chapitre précédent), leurs performances malheureusement se dégradent. Si dans certains domaines, une segmentation même imparfaite peut suffire à répondre au problème posé, il n'en est pas de même en médecine. Non seulement, les contraintes d'utilisation en situation clinique sont exigeantes (quelques secondes en temps de calcul, haute précision dans la délimitation) mais les performances doivent être telles que les échecs restent exceptionnels et, si cela se produit, aisément corrigibles par l'utilisateur.

Dans tous les cas, à moins d'aborder la segmentation par des méthodes aveugles (par classification par exemple en spécifiant toutefois le nombre de classes), l'utilisateur devra au moins pointer le ou les objets qui l'intéressent. Dans ce sens, il est courant de distinguer les méthodes purement automatiques (seule une

initialisation simple est requise), de celles qui sont semi-automatiques (demandant des interactions plus conséquentes mais réduites) et, à l'autre extrême, complètement manuelles. Tout l'enjeu en imagerie médicale consiste à éviter ces dernières car elles exigent trop de temps du praticien lorsque les volumes de données sont conséquents, ce qui est de plus en plus courant avec les progrès des différentes modalités d'image (le nombre de coupes 2D pouvant constituer un volume atteignant facilement une centaine voir plusieurs centaines). Ces segmentations manuelles restent malheureusement nécessaires pour constituer une « vérité terrain » permettant d'évaluer les performances des méthodes appliquées (cf. chapitre 3).

2.3 Dosimétrie dynamique

Comme déjà expliqué, la thérapie par HIFU est réalisée en balayant, au moyen d'un faisceau d'ultrasons focalisés, la zone de tissu à détruire définie au préalable (avec un degré d'incertitude si possible quantifié). Ce faisceau est émis à une fréquence d'environ 1 à 4 MHz par un transducteur paramétrable mécaniquement (typiquement translation le long d'un axe et rotation autour de cet axe) et (ou) électroniquement, quand sa surface est partitionnée en cellules émettrices qui peuvent être contrôlées indépendamment en phase. Le transfert d'énergie entre l'onde acoustique et le tissu se traduit par une élévation de température qui, à condition d'être suffisante et entretenue un certain temps, se traduira par la nécrose des tissus (tumoraux ou non) inclus dans le volume traité. Toute la question est évidemment de savoir comment piloter le transducteur, en fonction des informations pré et per opératoires disponibles, pour nécroser les tissus à risque tout en préservant les tissus sains, telle la paroi rectale.

L'objet de cette section est de présenter de manière générale et succincte, le problème de la planification préopératoire et de la correction préopératoire de la fonction de commande (choix des valeurs des paramètres contrôlant le transducteur durant les intervalles d'émissions HIFU). On définira dans cette section comme relevant du préopératoire tout ce qui se situe avant le début des émissions HIFU, bien que cela soit un abus de langage. Ceci permet de considérer la première imagerie US, effectuée au bloc avant toute application d'HIFU, comme une information pouvant permettre d'effectuer un planning, en un temps devant être alors évidemment suffisamment court. L'acquisition d'informations complémentaires en peropératoire, correspondant à l'enregistrement de nouvelles images et (ou) à des mesures de température (en principe possible dans le futur par IRM et sous certaines conditions) au sein des tissus irradiés, sera évidemment nécessaire à toute correction de planning. Il s'agit ici de pointer les difficultés (notables) du problème quand on le pose de manière académique, et de résumer des solutions qui ont été proposées, forcément simplifiées relativement à une approche qui se voudrait « optimale ». Pour cette présentation trois points sont à aborder :

1. la quantification de la nécrose comme fonction d'une courbe de température ;
2. le calcul de l'échauffement du tissu en temps et en espace (et donc le niveau de nécrose en temps et en espace) en fonction du pilotage du transducteur (évolution temporelle de ses paramètres de contrôle) : ce sera ici le **problème direct** ;
3. la détermination d'une fonction de pilotage de manière à ce que la carte de nécrose obtenue après retour à l'équilibre thermique respecte un certain gabarit : c'est une forme de **problème inverse** qui peut être étudié avec ou sans retour d'information durant l'intervention.

2.3.1 Dose thermique

Un concept central pour planifier l'exposition aux ultrasons est celui de dose thermique. Il a été introduit pour quantifier l'état de nécrose d'un tissu provoqué par son échauffement suivant une certaine courbe de température, et cela sous la forme d'un simple nombre réel positif. Considérons donc un volume élémentaire de tissu en un point \mathbf{M} que l'on commence à échauffer à l'instant t_0 . Etant donné un profil temporel de température en \mathbf{M} , $T(\mathbf{M}, u)$, $t_0 \leq u \leq t$, la dose thermique à 43°C notée $(D_{43})(\mathbf{M}, t)$, est une fonctionnelle de ce profil définie comme le temps d'exposition durant lequel il est nécessaire de chauffer à 43°C , pour obtenir les mêmes dommages qu'aux températures et temps d'exposition réellement appliqués. Une modélisation de cette fonctionnelle a été proposée dans [Sapareto 84] :

$$(D_{43})(\mathbf{M}, t) = \int_{t_0}^t R^{(43-T(\mathbf{M},u))} du. \quad (2.4)$$

La constante R , déterminée expérimentalement, est une fonction binaire de la température, et est égale à 0,5 si $T(\mathbf{M}, t) < 43^\circ\text{C}$ et à 0,25 sinon. La dose thermique est ainsi une fonctionnelle non linéaire : pour un profil à une température constante égale à T_0 sur un intervalle de durée donnée, la dose obtenue n'est pas doublée si on change T_0 en $2T_0$. C'est en fait une fonction croissante qui varie exponentiellement en fonction de T_0 .

2.3.2 Problème direct

On pourra se reporter à la figure 2.2 qui illustre les éléments intervenants dans le problème direct. Considérons la surface émettrice du transducteur S_E^θ , supposée non déformable, paramétrée en position et en orientation par le paramètre θ . La pression acoustique $p(\mathbf{s}, t) \exp(i\omega t)$, établie en chaque point de cette surface par le dispositif de commande, module la porteuse $\exp(i\omega t)$ en amplitude et en phase par $p(\mathbf{s}, t) = a(\mathbf{s}, t) \exp(i\Phi(\mathbf{s}, t))$. L'amplitude (également dans sa représentation complexe, $a(\mathbf{s}, t)$ et $\Phi(\mathbf{s}, t)$ étant réel) de l'onde de pression en un point \mathbf{M} du tissu est alors donnée, **suivant l'approximation de Huygens et en supposant un régime de propagation linéaire** [Duck 98] (**vitesse des ébranlements locaux petite devant la vitesse de phase et élasticité linéaire du milieu**), par l'intégrale de surface, dite intégrale de Rayleigh, définie à l'équation 2.1, dans la figure 2.2. Elle représente, la somme des contributions des ondes élémentaires générées sur les éléments d'aire $d\mu(\mathbf{s})$ et propagées entre les positions \mathbf{s} et \mathbf{M} . Ces propagations s'effectuent tout d'abord dans l'eau de refroidissement du dispositif, sur une distance notée $d(\mathbf{s}, \mathbf{M})$, puis dans le tissu sur une distance notée $d_1(\mathbf{s}, \mathbf{M})$. Les nombres d'onde k et k_1 sont ceux associés respectivement à l'eau et au tissu traversé. Les nombres α , α_1 caractérisent les atténuations par unité de longueur dues au prélèvement énergétique par absorption/diffraction. Plus précisément, le logarithme naturel de l'atténuation de l'amplitude de pression dans le tissu (par déperdition énergétique) en \mathbf{M} et sur une petite longueur dl , est posé égal à $f_1 \alpha_1 dl$ où α_1 s'exprime donc en Nepers par Hz et par mètre. Dans le cas où α_1 varie selon sa position dans le tissu, les différentes atténuations rencontrées sur le trajet reliant \mathbf{s} à \mathbf{M} doivent alors être intégrées. Cette dépendance en \mathbf{M} sera considérée due, pour l'essentiel, à la variation de température d'un point à l'autre du tissu (dans l'eau de refroidissement la température peut être assimilée à une constante car elle est régulée). En se basant sur les études effectuées dans [Damianou 97], des lois empiriques sous forme polynomiale ont été proposées pour caractériser α_1 en fonction de \mathbf{M} , l'allure générale étant une croissance de l'atténuation avec celle de la température [Connor 02]. Différents travaux ont ainsi été réalisés pour modéliser la prise en compte de ce phénomène et observer l'effet induit sur la taille et la forme de la nécrose [Garnier 08], [Tyreus 04]. De la même manière, d'autres équipes ont évalué l'impact de la dose thermique

(tissu nécrosé ou non) sur le coefficient d'atténuation [Tyreus 02], [Mast 05].

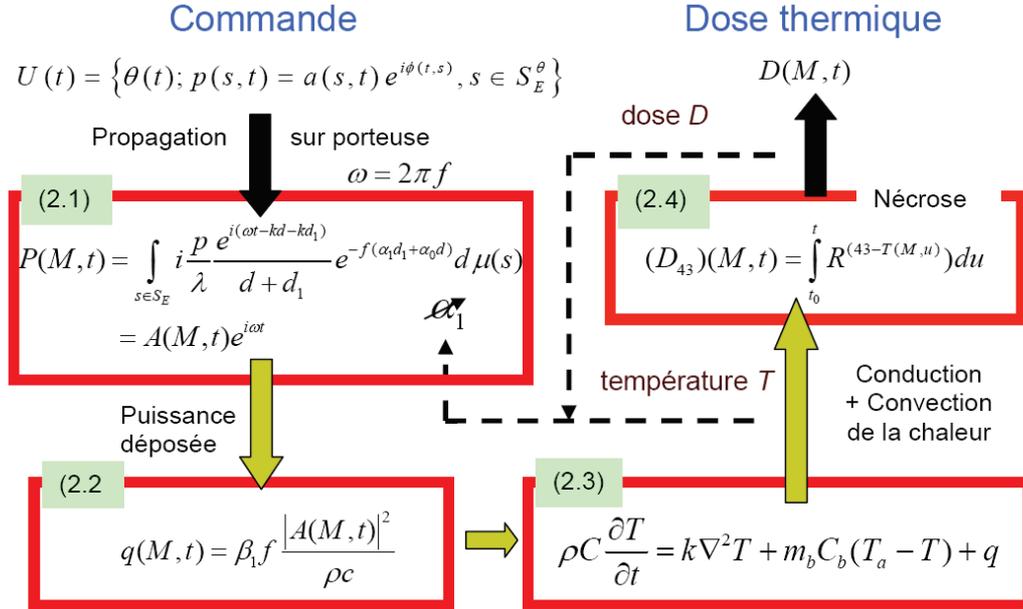


FIG. 2.2 – Le problème direct consiste à calculer en sortie la dose thermique $D_{43}(\mathbf{M}, t)$ (équation 2.4), en espace et en temps, en fonction de la fonction d'entrée $U(t)$ qui, au cours du temps, 1) positionne et oriente la surface du transducteur et 2) impose la carte en amplitude et en phase de la pression (équation 2.1) sur cette même surface. L'équation 2.2 correspond à la puissance acoustique déposée par unité de volume avec β_1 , l'absorption. L'équation 2.3 est celle de la BHTE (*Bio-Heat Transfer Equation*) pour le calcul de la température. Le terme de gauche représente les variations de l'énergie thermique par unité de volume. Le premier terme de droite correspond aux échanges de chaleur par conduction, et le deuxième terme à la perfusion globale uniforme générée par les petits vaisseaux (T_a est la température artérielle). L'ensemble des équations 2.1, 2.2, et 2.3 se comporte (du point de vue théorie des systèmes) comme un système en boucle fermée dès que l'évolution de l'atténuation α_1 dans le tissu en fonction de la température est prise en compte. Une deuxième boucle est à introduire si on suppose une influence directe de la nécrose sur α_1 .

L'élévation de température dans le tissu est alors liée à la puissance acoustique déposée par unité de volume $q(\mathbf{M}, t)$ (équation 2.2, figure 2.2) en \mathbf{M} , qui est égale au produit de la fréquence, de l'intensité acoustique $|A(t)|^2/2\rho c$ en W par m^2 et du coefficient d'absorption énergétique 2β . Plus précisément, une valeur d'absorption usuelle dans les tissus est de $\beta(\mathbf{M}, t) \approx 0,8\alpha(\mathbf{M}, t)$ à $0,9\alpha(\mathbf{M}, t)$ [Duck 98]. Le facteur entre 0,8 et 0,9 prend en compte qu'une partie de la puissance déposée n'a pas d'action locale, étant dispersée par diffusion ou réflexion. L'évolution spatio-temporelle de la température est alors régie par une équation de diffusion-perfusion (équation 2.3, figure 2.2), le terme de perfusion étant introduit pour tenir compte du refroidissement induit par la circulation sanguine dans les petits vaisseaux. Cette équation due à Pennes est généralement appelée BHTE pour « Bio-Heat Transfer Equation » [Pennes 98]. Des extensions ont été proposées, en particulier pour modéliser l'évacuation de la chaleur dans des gros vaisseaux [Kolios 96], [Curra 00]. Dans ce dernier cas, il est nécessaire d'introduire un terme de transport sur leur volume intérieur [Chato 90], l'effet de la diffusion pouvant y être négligé.

Notons que l'effet des gros vaisseaux peut être modélisé de manière simplifiée : il suffit trivialement de prendre comme conditions aux limites la température normale (37°C) sur leurs bords, négligeant ainsi évidemment l'échauffement sanguin et surestimant leur pouvoir de refroidissement. Néanmoins, le coefficient

d'atténuation du sang étant différent de celui du tissu, le calcul de l'onde de pression devra en tenir compte.

Ces éléments étant précisés, le problème direct consiste alors à calculer $T(\mathbf{M}, t)$ et la dose $D_{43}(\mathbf{M}, t)$ pour une entrée U arbitraire. Pour cela, si on suppose que la température et l'état de nécrose du tissu n'influencent pas α_1 (et donc pas non plus l'absorption) on peut procéder par étapes et dans cet ordre à la résolution des équations 2.1, 2.2 et 2.3. Autrement dit le calcul de la puissance acoustique déposée peut se faire seulement en fonction de U sans calculer la température.

Mais si on ne néglige pas l'influence de la température sur α_1 , les équations 2.1, 2.2 et 2.3 doivent être cette fois résolues simultanément. En effet, $\alpha_1 d_1$ doit être remplacé par l'intégrale curviligne $\int_{sM \cap \text{tissu}} \alpha_1(T(m, t)) dl(m)$ qui dépend de la température. L'évolution spatio-temporelle de α_1 a en conséquence un double impact sur le calcul du dépôt de puissance acoustique q (figure 2.2) qui dépend de l'atténuation, d'une part par l'intermédiaire de l'absorption et d'autre part, de la pression. Enfin, si cela est nécessaire pour une meilleure modélisation, la fonction $\alpha_1(T)$ peut être substituée par une fonction d'atténuation $\alpha_1(T, D)$ sensible à l'état de nécrose.

Les techniques numériques pour le problème direct :

Le calcul de la pression s'effectue généralement par discrétisation de l'intégrale de surface dans l'équation 2.1 avec pour contrainte une dimension de cellule élémentaire suffisamment petite devant la longueur d'onde λ , de l'ordre de $\frac{\lambda}{10}$, $\frac{\lambda}{5}$ [Duck 98], [Lafon 00]. En cas d'absorption α_1 indépendante de la température et de l'état de nécrose, le calcul du champ de pression, pour un paramétrage fixé $\{\theta(t) = \theta, a(\mathbf{s}, t) = a(\mathbf{s}), \Phi(\mathbf{s}, t) = \Phi(\mathbf{s})\}$ du transducteur, peut s'effectuer une fois pour toutes. Mais dans le cas contraire on devra réévaluer numériquement $\int_{sM} \alpha_1(T(\mathbf{m}, t)) dl(\mathbf{m})$ en fonction de l'évolution $T(\mathbf{m}, t)$ du champ de température, avec un surcoût calculatoire très lourd. Pour répondre à ce problème et limiter l'accroissement de complexité, différents aménagements peuvent être proposés [Dillenseger 08b], [Mast 05]. Cependant, un taux d'accélération au-delà de 15 se fait souvent au détriment de la précision de la modélisation.

Concernant la résolution de l'équation 2.3, l'approche numérique la plus standard reste sans doute la méthode des différences finies [Kotte 98], bien qu'il soit naturellement possible d'utiliser les éléments finis [Hoffelner 01], [Meaney 98]. Une autre procédure, comparée aux différences finies dans [Dillenseger 08a], consiste à affecter un changement de variable par transformation de Fourier 3D par rapport à $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^3$ de la BHTE, faisant correspondre à l'opérateur Laplacien en espace une multiplication par un terme en $\|\nu\|^2$ dans le domaine des fréquences spatiales $\nu \in \mathbb{R}^3$:

$$\rho_t C_t \frac{d}{dt} \hat{T}(t, \nu) = -4\pi \|\nu\|^2 k \hat{T}(t, \nu) + \rho_b C_b (\hat{T}_a(\nu) - \hat{T}(t, \nu)) + \hat{q}(t, \nu) \quad (2.5)$$

où $\hat{X}(t, \nu)$ est la transformée de Fourier 3D de $X(t, \mathbf{M})$ par rapport à \mathbf{M} .

Cette approche classique qui remonte à Fourier lui-même aboutit à un système d'équations différentielles linéaires en t , indexé par $\nu \in \mathbb{R}^3$. Pour résoudre numériquement ce système il est alors naturel de discrétiser l'équation 2.5 en limitant le support spatial à un pavé, en échantillonnant sur ce pavé, et en remplaçant l'opérateur TF 3D par l'opérateur FFT (Fast Fourier Transform) 3D. Il en résulte un système d'équations différentielles ordinaires indexé par la fréquence spatiale ν_d qui peut être résolu par la méthode d'Euler avec un pas temporel donné. Par FFT inverse le champ spatial des températures (son approximation discrète) peut alors être restitué au cours du temps.

2.3.3 Problème inverse

Le problème inverse est de déterminer une stratégie de balayage, c'est-à-dire une fonction de commande de durée limitée $U(t), t_0 < t \leq t_{max}$, qui amène un dépôt de puissance acoustique $q(\mathbf{M}, t), t_0 < t \leq t_{max}$ tel, qu'après retour à l'équilibre thermique en un instant $t_{RE} > t_{max}$, il en résulte un champ final de dose thermique $(D_{43})(\mathbf{M}, t_{RE})$ satisfaisant (figure 2.3). Ceci passe par le calcul de l'évolution de la température $T(\mathbf{M}, t), t_0 \leq t \leq t_{RE}$ qui est régie par la BHTE (équation 2.3). Un champ de dose satisfaisant peut être défini par exemple, avec V_c le volume ciblé (région tumorale) et V_p la région à préserver, comme répondant à une contrainte du type :

$$\mathbf{M} \in V_c \Rightarrow D_{43}(\mathbf{M}, t_{RE}) \geq D_2, \mathbf{M} \in V_p \Rightarrow D_{43}(\mathbf{M}, t_{RE}) \leq D_1, \quad (2.6)$$

Les valeurs de dose $D_1 < D_2$ seront, respectivement, suffisamment faibles pour ne pas risquer de nécroser un tissu sain et suffisamment fortes pour être certain de nécroser un tissu pathologique. De plus, d'autres contraintes physiques sont à prendre en compte sur la loi de commande $U(t) = \{\theta(t), a(s, t), \Phi(s, t)\}, t_0 \leq t \leq t_{max}$, comme des intervalles autorisés pour la translation et la rotation du capteur et leur dérivées (vitesses et accélérations), et la pression maximale autorisée. Une autre contrainte indirecte sur la commande est en fait une contrainte sur l'état thermique $T(\mathbf{M}, t)$ du système commandé (le tissu) : on souhaitera généralement que $T(\mathbf{M}, t)$ soit bornée par une température maximale, telle que le tissu ne soit pas le siège de phénomènes dont l'apparition rend l'analyse plus difficile, telle la cavitation [Chavrier 00], et donc également la prédiction des effets d'une entrée donnée sur la température.

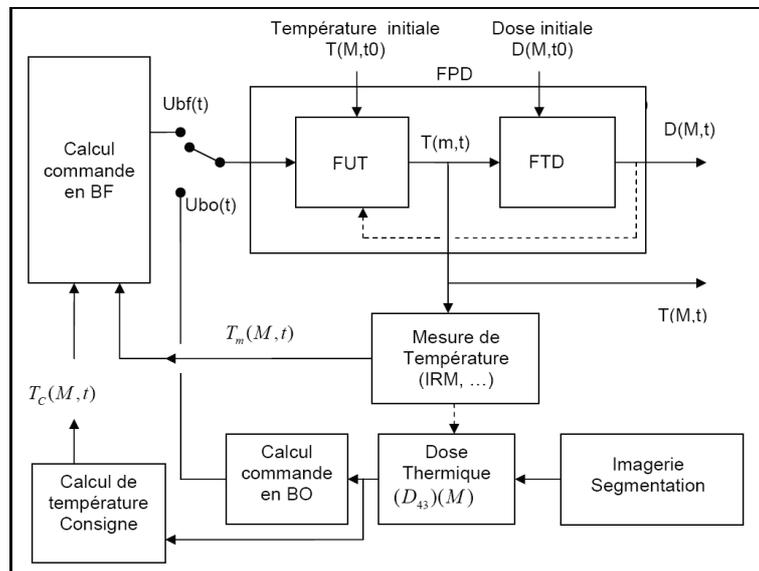


FIG. 2.3 – Elaboration de la fonction de commande. Cette élaboration peut se faire *a priori* (U_{bo} en boucle ouverte, planifiée en préopérateur) ou en boucle fermée (U_{bf}) avec l'utilisation d'une part d'une mesure de température T_m pour un ensemble de paires (position, instant) dans le repère de l'instrumentation et d'autre part d'une température de consigne admissible T_C (i.e. respectant les contraintes de dose). FPD, FUT et FTD sont respectivement les fonctions de transfert du problème direct, entre la commande U et la température T et entre T et la dose thermique D .

Ce problème qui peut être énoncé formellement, avec U_A une commande admissible et ID_A , un intervalle de dose admissible, sous la forme :

Trouver $U \in U_A$ tel que $\forall \mathbf{M} : D_{43}(\mathbf{M}, t = t_{RE}) = F_{PD}(U)(\mathbf{M}, t = t_{RE}) \in ID_A(\mathbf{M})$ où $U \rightarrow F_{PD}(U)$ correspond au problème direct, est complexe. Il est possible que l'ensemble des solutions soit vide si les contraintes sont trop fortes. Si cela n'est pas le cas il y aura en général, à l'opposé, un ensemble infini de solutions. Il sera alors possible, en principe, d'en sélectionner une qui minimise un coût portant sur l'état et/ou la commande et qui, théoriquement, peut faire qu'une unique solution optimale U_{b_0} existe. Cependant, celle-ci pourra évidemment être difficile à calculer. De plus, les imprécisions que l'on peut attendre sur le modèle (problème direct), particulièrement celles sur les valeurs de constantes caractéristiques (capacité calorifique, conductibilité thermique, absorption et atténuation en fonction de la température et de la dose...), et leur caractère en vérité inhomogène et partiellement aléatoire (même à température constante) d'une région du tissu à l'autre, peuvent se traduire par des écarts conséquents entre températures prédite et réelle. L'approche classique est de procéder à une analyse de sensibilité pour construire une fourchette de tolérance, et ceci peut être envisagé en particulier au moyen de simulations, sachant que ces dernières n'auront le temps d'être effectuées qu'en préopératoire. Une situation privilégiée dans ce contexte est de disposer d'un retour d'information sur l'état du système, typiquement une mesure de température au moins en certains endroits du tissu et en certains instants. En particulier, la technologie IRM autorise des mesures de températures, évidemment d'autant plus bruitées qu'effectuées sur des temps courts. Avec ce type d'information à disposition, l'approche typique est d'élaborer un algorithme de commande dit avec retour d'état. Celui-ci construit à chaque instant la commande $U_{BF}(t)$ (commande en boucle fermée) en fonction d'une température de consigne $T_C(\mathbf{M}, t)$, que l'on cherche à imposer, et de la mesure de température $T_m(\mathbf{M}, t)$, éventuellement restreinte à certaines valeurs de \mathbf{M} et de t . Quand ceci est possible, l'avantage est que la commande est intrinsèquement plus robuste vis à vis d'erreurs de modélisation et de perturbations aléatoires, et ceci de deux points de vue. Tout d'abord un écart de température mesurée et planifiée mène à un effet rétroactif « immédiat ». Mais d'autre part, si à l'instant t_0 , les mesures $T_m(\mathbf{M}, t)$, $t \leq t_0$ mènent à conclure à un retard ou une avance de dose thermique, le profil de température de consigne $T_C(\mathbf{M}, t)$, $t > t_0$ peut être révisé, sachant que ce qui prime est le champ de dose et non pas les détails de la courbe de température.

Les difficultés liées aux incertitudes de modélisation dans le problème direct incluent les erreurs sur le contournage de la région du tissu à nécroser c'est à dire aux erreurs dans la segmentation, problème qui est au cœur de cette thèse. A noter que la région à traiter peut être assimilée à la prostate dans son entier ou, de manière plus ambitieuse, seulement à la partie tumorale à proprement dite. Ces erreurs seront commises non seulement en préopératoire mais pourront également être induites par des déplacements et déformations possibles de la prostate suite à l'échauffement en peropératoire. On voit donc qu'il ne sera pas utile de faire un planning très précis si ces différentes sources d'erreurs ne sont pas prises en compte.

En conclusion le problème, posé académiquement, peut être très (ou trop) complexe et seules des solutions robustes anticipant les différentes erreurs et perturbations semblent envisageables en pratique. Quelques exemples en sont donnés à l'annexe A.

2.4 Positionnement de la segmentation de la prostate

Ce chapitre nous a permis de mettre en évidence la place importante qu'occupe l'imagerie au sein des thérapies ainsi que son apport conséquent, actuel et particulièrement futur, sur leur contrôle, leur correction et ainsi sur leur précision. L'évolution des technologies va également dans ce sens avec par exemple, dans le cadre plus spécifique des HIFU appliqués à la prostate, l'intégration de la focalisation dynamique

dans la nouvelle sonde qui permet d'augmenter le nombre de commandes U_A admissibles et par conséquent d'améliorer les chances de trouver une solution optimale. Cependant, la précision apportée est également conditionnée par la qualité de la segmentation qui effectuée manuellement serait chronophage et par conséquent peu adaptée au contexte peropératoire. L'objectif de cette thèse a donc été de traiter le sous-problème de la segmentation de prostate dans les images échographiques issues de l'Ablatherm, celui-ci pouvant se positionner de la manière suivante :

- Une mise à disposition très limitée de bases de données « prostate » en échographie, supposées représentatives des situations rencontrées : ces bases correspondent en moyenne, lorsqu'elles ne sont pas interpolées, à environ 125 coupes de 500×490 pixels. L'absence de données en plus grand nombre (sauf en fin de thèse) a donc obligé à écarter les approches reposant sur un apprentissage statistique.
- Les contraintes techniques ont empêché tout accès au signal brut avant formation des images. Cette option aurait pu être intéressante à explorer car elle pouvait, par traitement du signal 1D (voire 1D étendu), conduire à détecter les événements (i.e. les transitoires ou motifs susceptibles de représenter les bords) présents mais aussi réduire le bruit. De même, seules les images interpolées en 2D étaient disponibles. Cette situation a eu pour conséquence de développer nos méthodes sur une grille régulière carrée et non en représentation polaire (il aurait fallu pour le faire, ré-interpoler une seconde fois mais une seconde dégradation aurait alors été introduite).
- Nous nous sommes placés dans le cadre « HIFU-autonome », c'est-à-dire sans accès à des images IRM pré-opératoires. Seule l'échographie était donc accessible pour la détection de la prostate et des autres structures anatomiques à prendre en compte.
- L'approche, comme nous l'avons mentionné plus haut, est semi-interactive mais avec une interaction devant être compatible avec la réalisation de la segmentation en situation interventionnelle (facilité d'action pour l'utilisateur, nombre d'actions à accomplir réduit au maximum, etc.).
- Des temps de calcul devant approcher le quasi temps réel : il est toujours difficile de définir précisément les limites acceptables à ce niveau mais en première approximation, disons que l'ordre de grandeur est au plus de quelques secondes (5 à 10 par exemple). Un tel choix élimine les méthodes trop gourmandes car elles exigeraient une augmentation de la puissance de calcul de la station et, par voie de conséquence, de son coût.
- La méthode à concevoir doit bien entendu être capable de s'appliquer à toutes, ou presque toutes, les situations rencontrées (variations interindividuelles, variations pathologiques) et suffisamment précises pour répondre aux attentes cliniques.

Ces contraintes dans la formulation du problème sont évidemment très restrictives et rendent le problème à traiter particulièrement difficile.

Chapitre 3

Bases de données et tests préliminaires

La segmentation des images échographiques de prostate présente de nombreuses difficultés inhérentes à leur nature, au mode d'acquisition et à leur environnement. L'objectif de ce chapitre est donc de permettre de mieux appréhender la complexité de cette tâche. Dans un premier temps, la procédure d'obtention des références expert sera abordée. Notons toutefois qu'elles n'ont été disponibles qu'au fur et à mesure du développement de nos travaux. Les divers aspects des bases de données issues de l'Ablatherm, obtenues par une acquisition transrectale, seront ensuite décrits avant de présenter différentes formes de prostate. Nous nous intéresserons, finalement, aux résultats de tests préliminaires qui contribueront à mettre en évidence les propriétés particulières des images et les contraintes qu'elles imposent. Le pas d'interpolation utilisé lors de la reconstruction 3D n'étant pas entier, les coupes obtenues correspondent rarement aux originales. Afin de préserver toute l'information, le contourage expert ainsi que les tests ont été effectués sur les bases non interpolées.

3.1 Délimitation manuelle

Les contours experts sont couramment utilisés comme référence dans l'estimation de limites d'organes. Une interface a donc été développée pour tracer manuellement ces contours sur les coupes 2D en exploitant visuellement leur continuité 3D. La segmentation débute dans une coupe centrale, en vue axiale (également appelée transversale), dans laquelle le médecin positionne des points le long du bord. Ces points qui apparaissent reliés par des lignes lors de leur placement, sont interpolés, une fois le dernier point entré, pour former une spline (figure 3.1, vue axiale). Les sections de ce contour apparaissent alors sur les plans coronal et sagittal comme illustrés sur la figure 3.1. Ces délimitations sont effectuées environ toutes les 10 coupes, cet espacement étant diminué dans les zones mal définies ou présentant un changement brutal de la forme. L'information image issue des différentes vues permet ensuite de corriger les contours et de contrôler la régularité d'une section à l'autre.

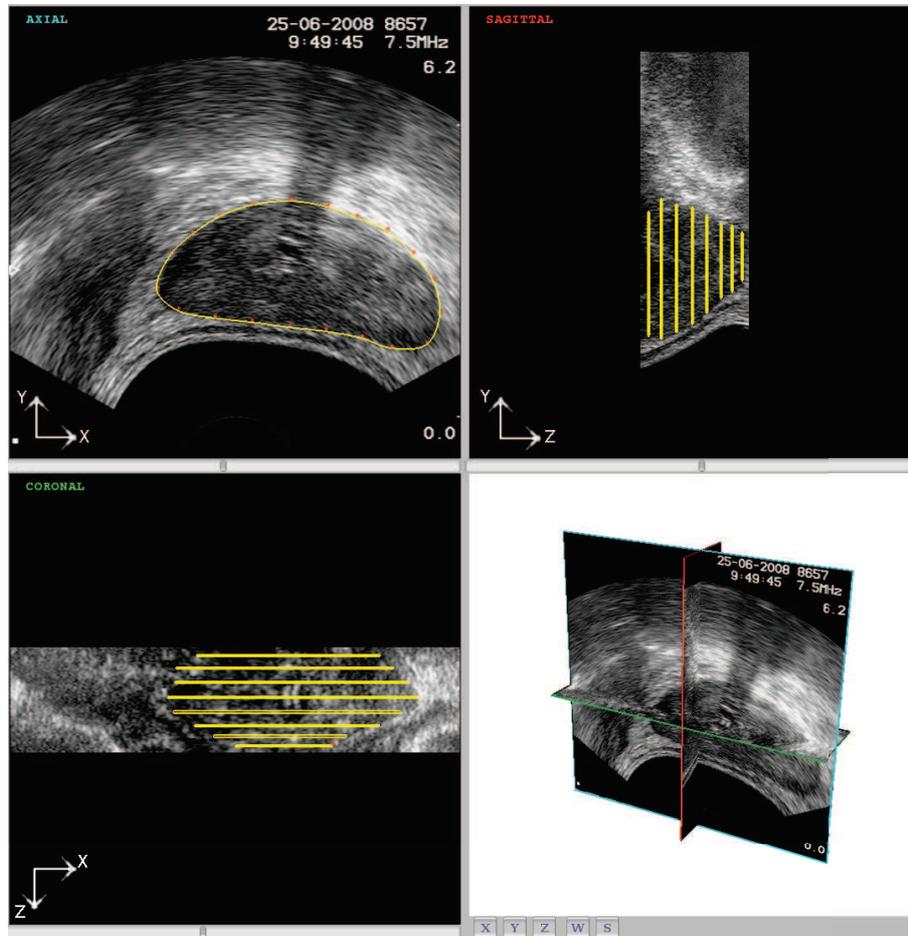


FIG. 3.1 – Délimitation manuelle de la prostate. En haut, à gauche : vue axiale (ou transversale), à droite : vue sagittale (ou longitudinale). En bas, à gauche : vue coronale, à droite : vue 3D des plans axial (cyan), sagittal (rouge) et coronal (vert).

Dans un second temps, les contours ainsi modifiés sont échantillonnés régulièrement avec 20 points. Ces points sont ensuite utilisés dans une interpolation par spline, suivant z , pour déterminer les contours des coupes intermédiaires (figure 3.2). Des corrections sur les images, initialement contourées ou non, suivi d'interpolations intégrant les modifications sont itérées autant de fois que nécessaire jusqu'à obtention de la référence expert. La prostate peut finalement être restituée en 3D pour visualiser sa forme globale.

Ces contours seront utilisés, dans notre travail, pour repérer le bord de la prostate dans les exemples que nous donnerons, réaliser des tests préliminaires et valider les algorithmes de segmentation.

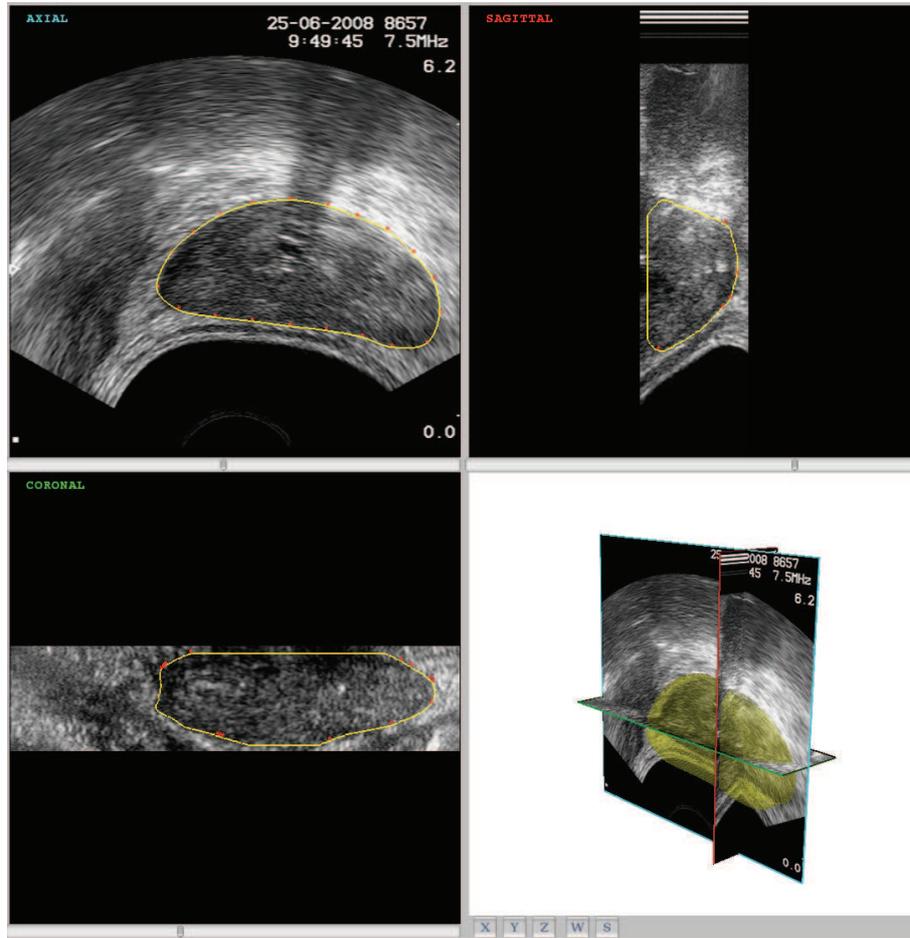


FIG. 3.2 – Interpolation et visualisation 3D.

3.2 Bases de données

Les images produites par la sonde d'imagerie sont affichées en mode B, représentant ainsi les points avec une brillance d'autant plus élevée que les discontinuités d'impédance acoustique dont ils proviennent sont grandes. Cependant les signaux sont tout d'abord prétraités notamment pour compenser l'atténuation de l'onde. Leur enveloppe est ensuite extraite pour la visualisation. Les signaux disponibles ne sont par conséquent pas sous leur forme brute impliquant une première perte d'information. En outre, l'acquisition est réalisée de manière sectorielle en orientant le faisceau dans différentes directions. La représentation fournie n'est cependant pas polaire, mais cartésienne et est donc obtenue après interpolation.

Par ailleurs, les images échographiques sont perturbées par du speckle. Ce bruit, produit par la diffusion des microstructures présentes dans les organes, dégrade les bords, compliquant leur localisation. De plus, il apparaît sous forme de tâches perpendiculaires à la direction de propagation qui, dans le cas d'une acquisition sectorielle, produit des structures parallèles au contour de l'organe dans sa partie haute.

Les images issues de l'Ablatherm présentent une moins bonne qualité que les échographes actuels car

la sonde d'imagerie, développée il y a 6 ans, est intégrée au sein de la sonde de thérapie. Un compromis est donc fait entre la partie effecteur et la partie capteur. Les bases de données ne sont, en général, pas représentatives des images utilisées dans la littérature. En effet, de nombreux auteurs testent leur méthode sur des images très bien définies qui se rapprocheraient de celle présentée sur la figure 3.2. Cependant, une telle qualité n'est pas fréquente pour l'Ablatherm qui fournit des images souvent plus bruitées incluant des artefacts au sein et à l'extérieur de la prostate.

La figure 3.3 illustre une base de données de bonne qualité pour l'Ablatherm, avec un bon contraste, des hyperéchogénéités sur sa partie supérieure, peu d'artefacts et peu de bords manquants. On constate cependant sur la figure (a) la présence d'un cône d'ombre au dessus de l'urètre en raison de la sonde urinaire introduite pour l'intervention. En effet, les échos atteignant cette sonde sont majoritairement réfléchis, dégradant fortement la qualité de l'image se situant au-delà. Par ailleurs, le ballon, positionné au contact de la paroi rectale, contraint parfois la forme de la prostate sur sa partie basse, en lui imposant un aspect concave.

On observe sur la figure 3.3 (b), la vessie et les vésicules séminales, également percevables sur la figure 3.3 (c), accolées à la prostate au niveau de la base. Ces structures qui apparaissent avec le même aspect que la prostate rendent difficile la délimitation dans cette zone. Une vue axiale de ces organes, prise avant le début de la prostate, est présentée sur la figure 3.4 (a), où l'on remarque le ballonnet contenu dans la vessie. En descendant vers la base, la prostate commence à apparaître (figures (b) et (c)). Mais les vésicules séminales et la vessie n'ont pas encore totalement disparues à ce niveau. Le plus fort contraste ne se manifeste donc pas à la limite de l'organe, et l'expert doit ici s'appuyer sur la continuité avec les coupes mieux définies se situant en amont pour contourner cette zone. De plus, étant donné la direction transversale de l'acquisition, le faisceau ultrasonore tangente l'apex et la base. Les rayons se réfléchissent donc peu sur ces bords et sont à l'origine de l'aspect diffus de ces extrémités. La figure 3.5 met en évidence la mauvaise définition de l'apex avec notamment l'apparition d'hyperéchos pouvant se manifester à n'importe quel niveau de l'organe (a). En outre, on perçoit, sur l'image (c) des structures vasculaires de part et d'autre de l'apex, dont la texture, ici encore, se distingue mal de celle la prostate.

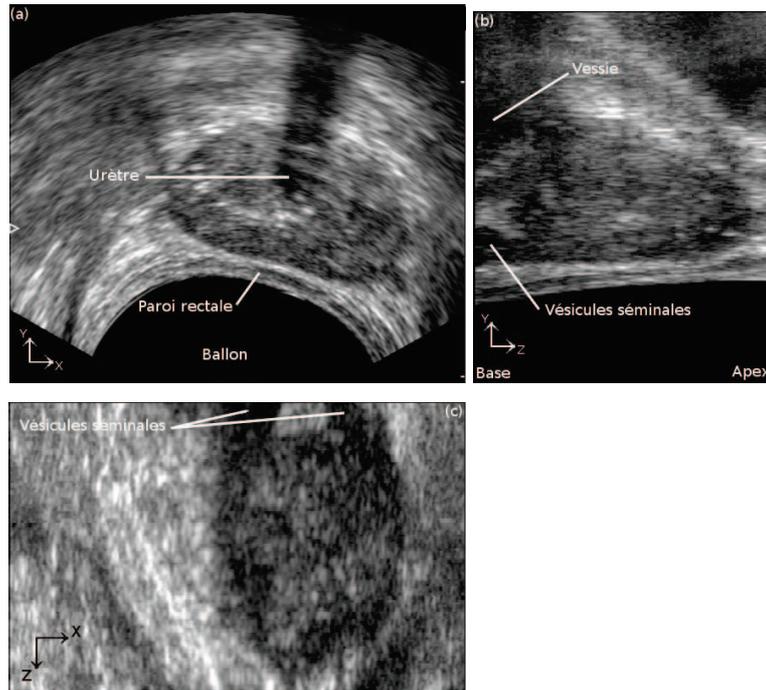


FIG. 3.3 – Base de données de bonne qualité et annotations. Vues (a) axiale (ou transversale), (b) sagittale (ou longitudinale), et (c) coronale.

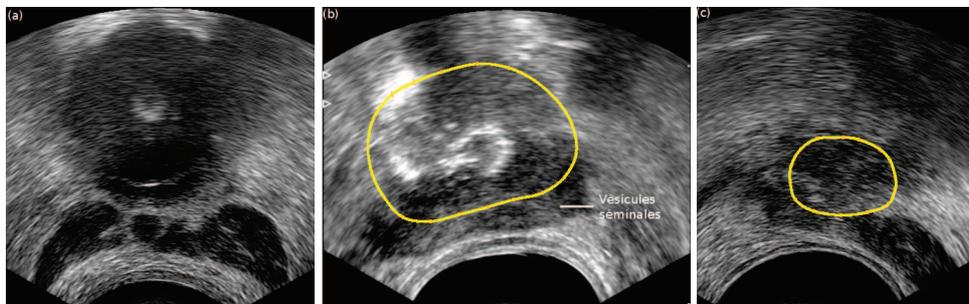


FIG. 3.4 – Vues axiales : (a) de la vessie (en haut) et des vésicules séminales qui se séparent (en bas), (b) et (c) de la base.

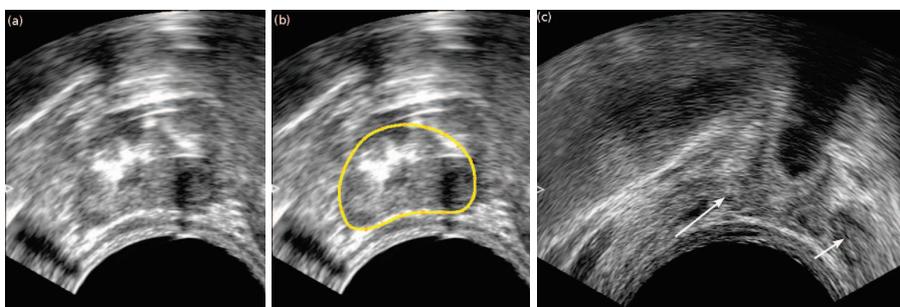


FIG. 3.5 – Vues axiales de l’apex. (a) Présence de nombreux hyperéchos. (b) Contour expert. (c) Présence de structures vasculaires de part et d’autre de la prostate (flèches blanches).

L'urètre se situe au sein de la glande prostatique et peut, le plus souvent, être localisée par le double écho généré par la sonde urinaire (flèches blanches sur l'image 3.6 (a)). La vue sagittale (b) montre clairement le trajet du canal ainsi que la mauvaise qualité des images le contenant. Cette dégradation, due à l'ombre acoustique, peut conduire à une perte totale de signal comme illustré sur la figure 3.7.

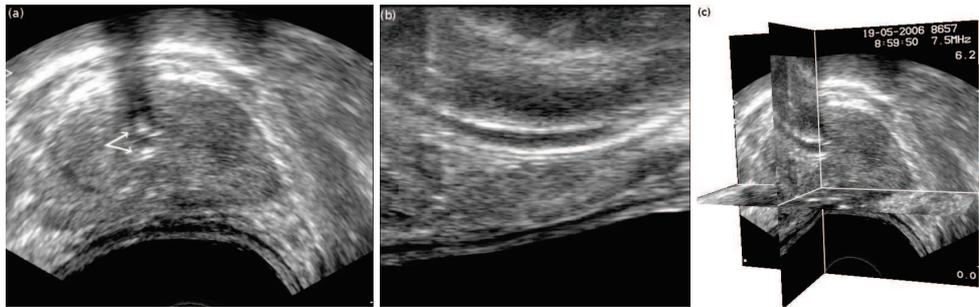


FIG. 3.6 – Urètre : Vues axiale (a), sagittale interpolée (b), 3D (c). Les flèches blanches correspondent au double écho provoqué par la sonde urinaire.

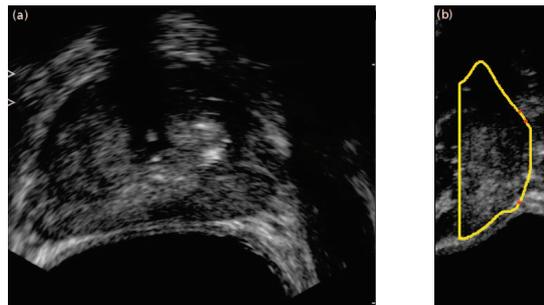


FIG. 3.7 – Cône d'ombre généré par l'urètre. en vue axiale (a) et sagittale non interpolée (b).

D'autres structures ou artefacts altèrent la définition de l'image. Ainsi, les hyperéchogénéités présentes dans la prostate peuvent être provoquées par des calcifications. En effet, ces structures minéralisées réfléchissent fortement les ultrasons et contribuent, lorsqu'elles sont nombreuses, à diminuer la définition de la zone de l'image se situant derrière (figure 3.8).

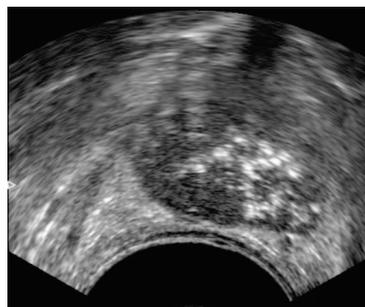


FIG. 3.8 – Calcifications.

Par ailleurs, les bases de données issues de l'Ablatherm peuvent être acquises à différents stades du traitement. Au cours de l'intervention, les ultrasons à haute intensité échauffent le tissu, engendrant alors de la vapeur d'eau qui atténue le signal. Les bords apparaissent par conséquent diffus ou absents comme le montre la figure 3.9.

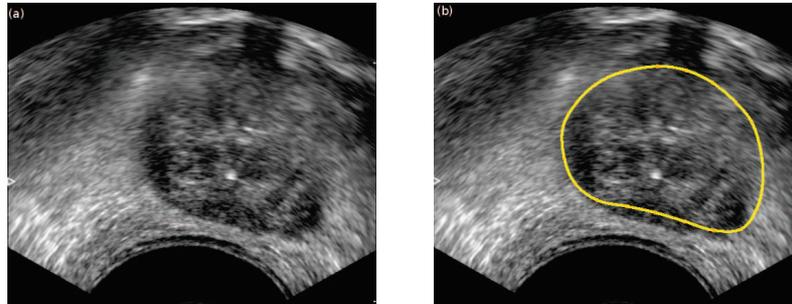


FIG. 3.9 – Bruit généré par la cavitation sur une coupe centrale. (b) Coutour expert superposé.

La figure 3.10 représente une base de données dans laquelle le ballonnet s'est étendu jusqu'à la partie centrale de la prostate. En effet, certains patients peuvent souffrir d'une hypertrophie bénigne, diagnostiquée avant le cancer, correspondant à une augmentation du volume de la glande. Une résection est parfois effectuée, créant une cavité pouvant être occupée par le ballonnet lors de son gonflement.

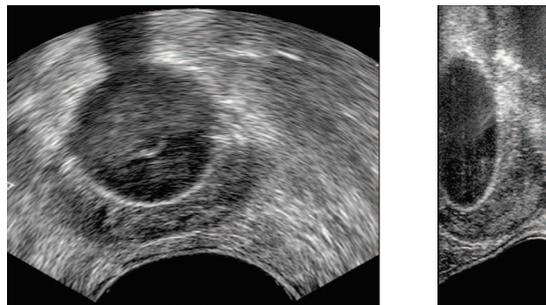


FIG. 3.10 – Ballonnet de la sonde urinaire.

Finalement, un artefact d'acquisition, très rare, peut se produire lors d'une mauvaise rotation du moteur de la sonde échographique. Celui-ci se traduit par une succession de forts échos allongés perpendiculairement à la direction du faisceau ultrasonore (figure 3.11).



FIG. 3.11 – Artefact d'acquisition.

Les images échographiques de prostate affichent par conséquent de nombreuses perturbations liées aux organes avoisinants, aux éléments contenus dans la glande, au matériel de sondage urinaire mais aussi aux effets induits par la thérapie. En plus des structures proches, voire potentiellement confondues avec l'organe, les artefacts produits dégradent la définition du bord allant parfois jusqu'à la suppression totale du signal. Finalement, le speckle perturbe également la visualisation de la zone acquise. Les informations de l'image, utilisées par les méthodes de segmentation, deviennent donc plus difficiles à exploiter.

3.3 **Forme de la prostate**

Nous avons souligné auparavant que le placement de la sonde comprimait la paroi rectale et en conséquence déformait la prostate. Les formes observées en échographie sont donc modifiées mais l'amplitude de ces déformations varie suivant les patients. Quelques formes de prostate sont présentées sur les figures ci-dessous. La capture de ces surfaces a été réalisée de telle sorte que le rapport de taille entre les différents spécimens soit préservé.

On constate ainsi une variation de dimension d'une prostate à l'autre. Des similarités de forme apparaissent clairement (figure 3.12), marquées par la concavité induite par la sonde. Globalement, les prostates présentent des surfaces lisses, sans singularité de surface. Toutefois, lorsqu'elles sont visualisées sous un autre angle, en l'occurrence de profil (figure 3.13), de fortes différences sont visibles : elles vont de formes très allongées pouvant être approchées par des cylindres à des formes plus sphériques. Il est possible cependant que le mode d'acquisition et le contourage expert accentue ces différences.

Nous reviendrons sur ce catalogue lorsque nous discuterons des méthodes de segmentation dans la mesure où certaines d'entre elles s'appuient sur des apprentissages statistiques de formes.

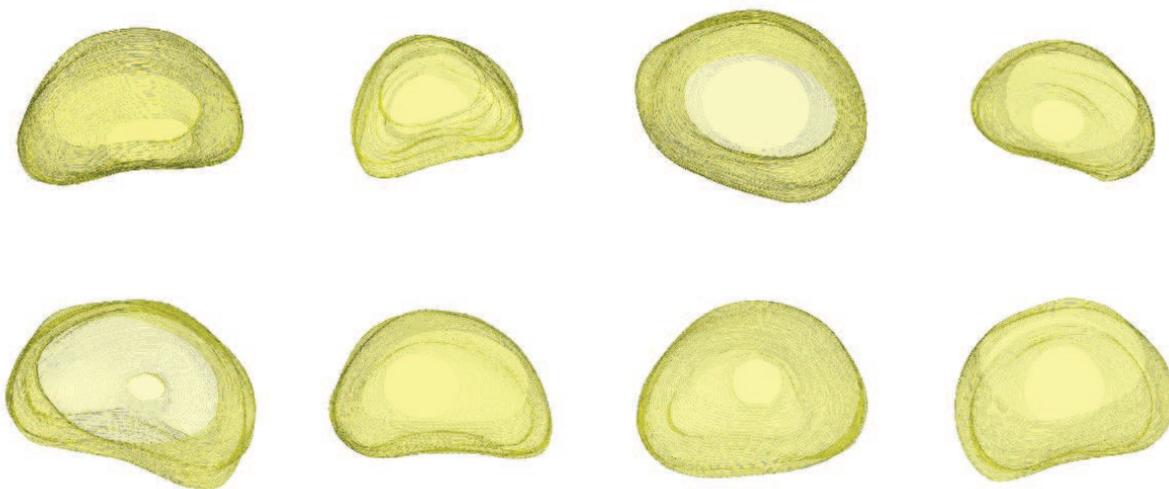


FIG. 3.12 – Différentes formes de prostate vues de la base.

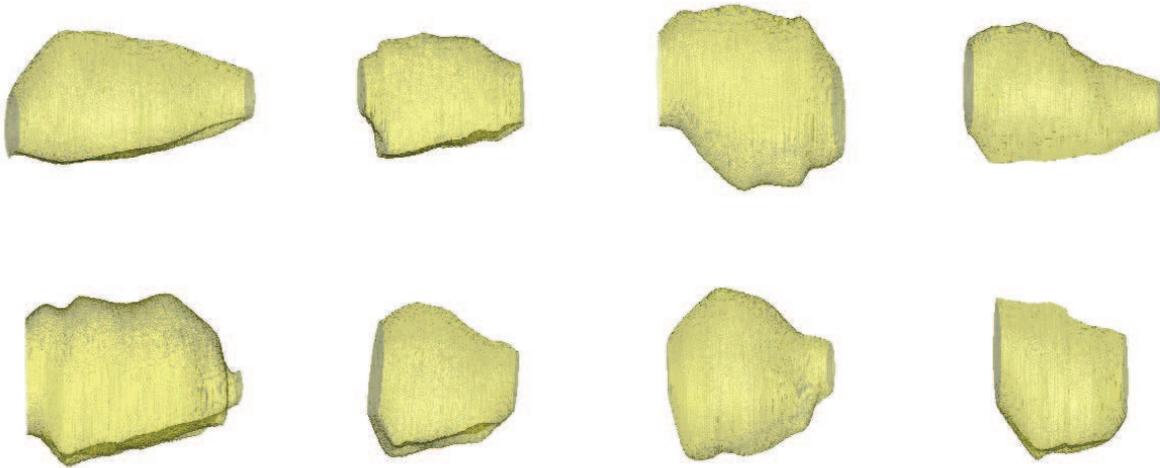


FIG. 3.13 – Différentes formes de prostate vues de profil, la base étant à gauche.

3.4 Tests préliminaires

Ces tests ont eu comme objectif de mieux cerner les caractéristiques des images sur un plan quantitatif. Ils prolongent les éléments précédents, principalement qualitatifs et visuels, et font appel à des propriétés élémentaires typant soit les régions, soit les contours. Celles-ci jouent en effet un rôle essentiel dans les méthodes de segmentation. Les critères mis en œuvre sont simples avec d'une part, la moyenne et l'écart-type à l'intérieur et extérieur de la prostate et, d'autre part, les gradients sur les contours.

3.5 Moyenne et écart-type

A première vue, la prostate paraît plus sombre que son environnement. Les études présentées par la suite s'intéressent par conséquent à la moyenne et l'écart-type des intensités pour évaluer leur pouvoir discriminant.

3.5.1 Couronnes

Le premier test consiste à mesurer la moyenne et l'écart-type dans des couronnes de 4 pixels d'épaisseur autour du contour expert (figure 3.14). Ainsi, chaque point de la référence est déplacé suivant sa normale de 32 pixels de l'intérieur vers l'extérieur, produisant ainsi 8 bandes. La courbe 3.15 présente l'évolution des valeurs, où un point d'abscisse d correspond à la moyenne de la couronne allant de d à $d+4$. On constate, d'une part, que la moyenne augmente progressivement au niveau du bord puis se stabilise une fois à l'extérieur. A noter que la légère diminution au point d'abscisse 12 est provoquée par l'intégration de la paroi rectale dans la couronne. D'autre part, on observe une élévation de la déviation standard dans l'environnement de la prostate impliquant un plus grand étalement des distributions.

Ce même test a ensuite été réalisé sur une coupe située à la base ainsi que sur une coupe centrale présentant des calcifications (figures 16 et 17). La hausse est nettement moins marquée mais la tendance est

cependant préservée dans le cas de la base. En revanche, la progression des déviations s'est inversée et est, ici, globalement équivalente ou plus forte que l'extérieur.

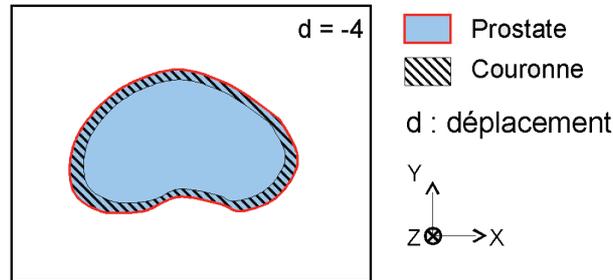


FIG. 3.14 – Couronne contenant l'espace entre le contour expert initial et ce contour déplacé vers l'intérieur de 4 pixels.

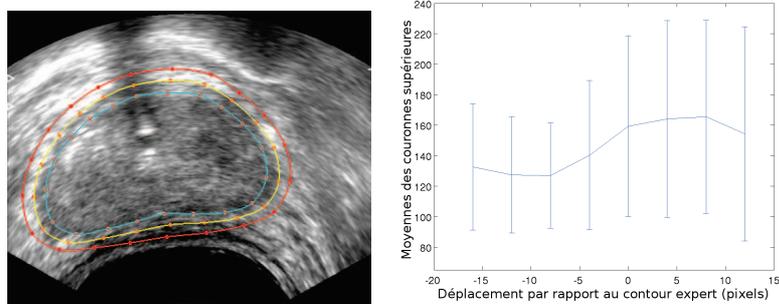


FIG. 3.15 – Evolution des moyennes et écarts-types sur le contour expert (jaune) rétréci et dilaté sur une coupe centrale bien contrastée. Le contour rouge (resp. cyan) représente le contour expert dilaté (resp. rétréci) de 16 pixels.

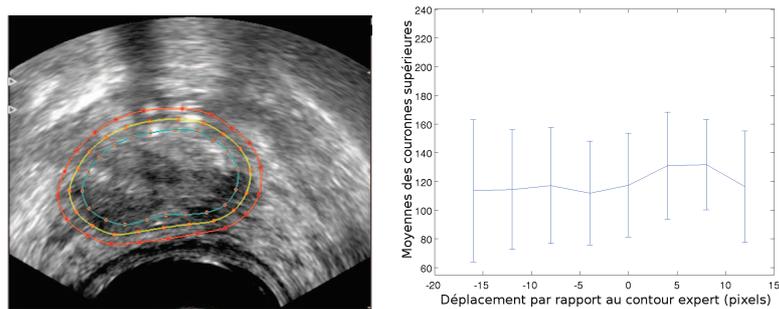


FIG. 3.16 – Evolution des moyennes et écarts-types sur le contour expert (jaune) rétréci et dilaté à la base. Le contour rouge (resp. cyan) représente le contour expert dilaté (resp. rétréci) de 16 pixels.

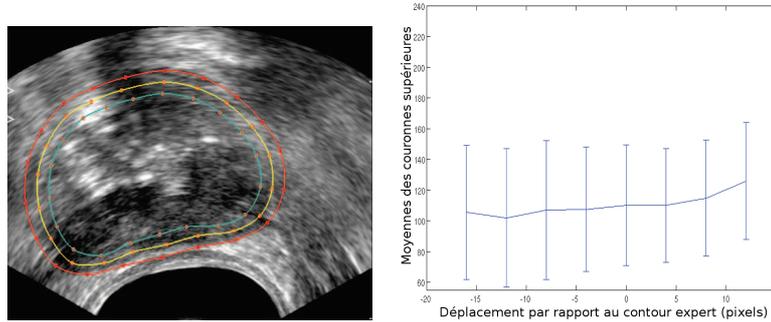


FIG. 3.17 – Evolution des moyennes et écarts-types sur le contour expert (jaune) rétréci et dilaté sur une coupe centrale présentant des calcifications. Le contour rouge (resp. cyan) représente le contour expert dilaté (resp. rétréci) de 16 pixels.

Les moyennes et écarts-types considérés globalement autour du bord de la prostate augmentent donc à l’extérieur sur les images bien contrastées. En revanche, les coupes moins bien définies altèrent ce schéma en diminuant la différence des moyennes entre intérieur et extérieur et, plus particulièrement, en présentant de fortes variations d’intensité au sein de la glande. Ce premier test montre donc, d’une part, que le contraste de régions (intérieures et extérieures) au voisinage des contours est bien réel mais qu’il reste peu marqué et surtout variable selon la localisation de la coupe et la présence ou pas de calcifications. D’autre part, les fortes valeurs de la variance soulignent l’hétérogénéité de ces régions.

3.5.2 Histogrammes

L’étude suivante vise à évaluer la différence entre les distributions, non plus sur l’ensemble du contour, mais dans des fenêtres de 50 pixels de côté situées à l’intérieur et l’extérieur de la prostate (figures 3.18 et 3.20). Les histogrammes sont présentés sur les figures 3.19 et 3.21. Les lignes du haut, qui correspondent aux fenêtres intérieures, montrent que la première image est plus homogène, mais que la texture interne varie tout de même selon les zones, pour ces deux exemples. Comme l’illustrent les lignes du bas, les distributions à l’extérieur de la prostate sont tout aussi variables. Les déviations standards de l’intérieur et de l’extérieur de la glande ne semblent donc plus aussi différentes que dans l’exemple précédent sur la même base de données.

Les courbes 3.18 et 3.20 modélisent ces histogrammes sous forme de gaussiennes. Bien qu’il s’agisse là d’une approximation, cela permet de mettre en évidence l’existence de distributions similaires entre l’intérieur et l’extérieur, comme par exemple celles représentées par les courbes mauves et vertes, ou encore rouges et bleues sur la figure 3.20. On remarque également que certaines gaussiennes appartenant à l’extérieur sont comprises entre celles de l’intérieur (courbe jaune de la figure 3.18). Ainsi, étant donné que les histogrammes occupent toute la plage des niveaux de gris en se recouvrant, une distinction nette entre intérieur et extérieur ne paraît pas envisageable. A noter que ces tests ont été effectués sur des images correctement contrastées, et que, par conséquent, leur exploitation sur des images de mauvaise qualité serait encore plus difficile.

Finalement, si l’on compare, les régions analysées à des positions à peu près équivalentes d’une image à l’autre, telles que les zones comprises dans les fenêtres bleues, magenta, rouges et vertes, on constate une différence prononcée dans les distributions, notamment à l’extérieur.

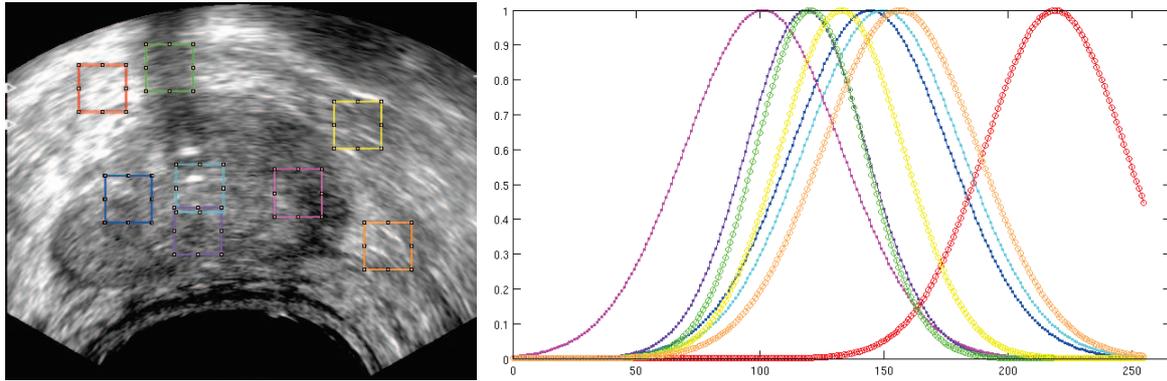


FIG. 3.18 – Position des fenêtres pour l'évaluation d'histogrammes d'intensité. Modélisation des histogrammes par des gaussiennes.

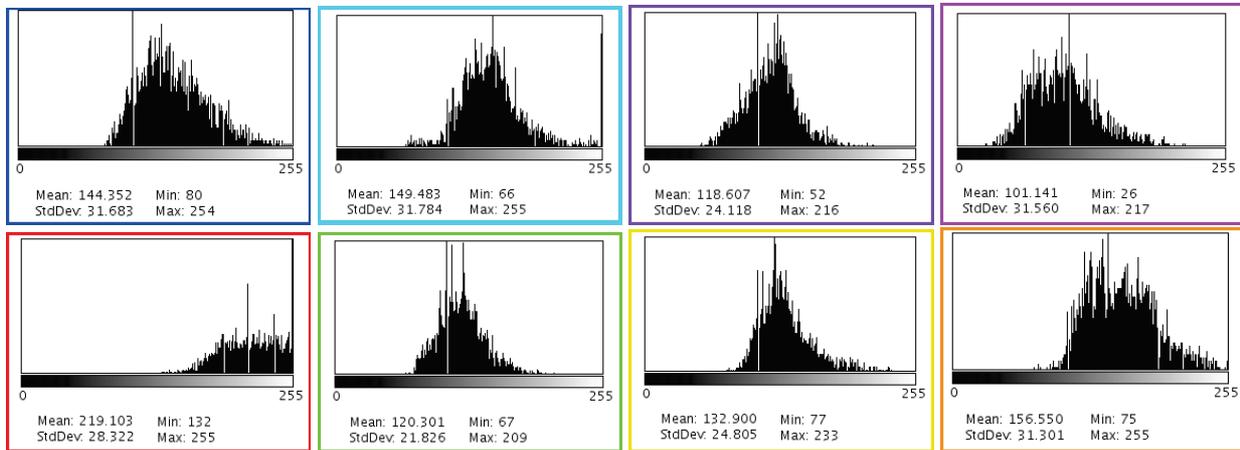


FIG. 3.19 – Histogrammes des intensités dans des fenêtres à l'intérieur et à l'extérieur de la prostate.

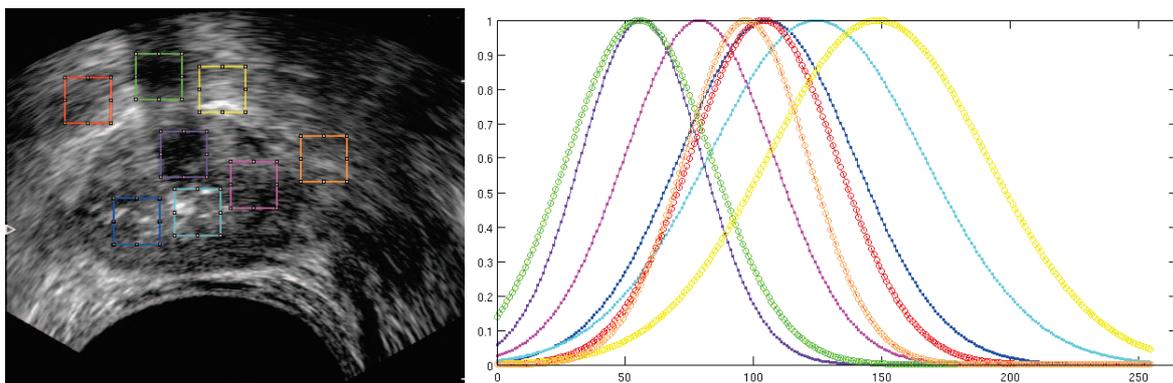


FIG. 3.20 – Position des fenêtres pour l'évaluation d'histogrammes d'intensité. Modélisation des histogrammes par des gaussiennes.

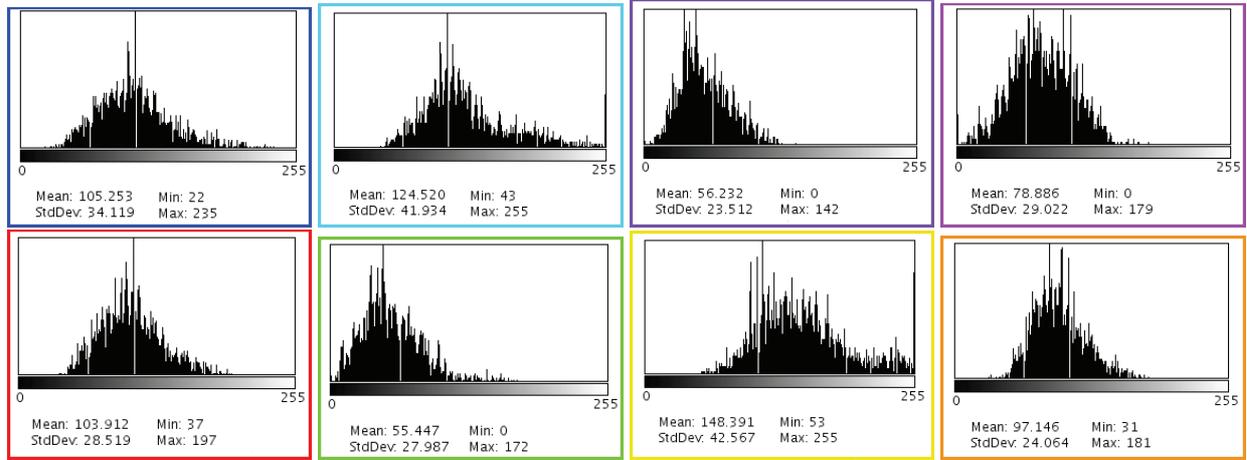


FIG. 3.21 – Histogrammes des intensités dans des fenêtres à l’intérieur et à l’extérieur de la prostate.

Le contraste local au niveau du bord a ensuite été examiné en regardant la différence entre les histogrammes externes et internes. Pour cela des points situés le long de la normale, espacés de 5 pixels et s’étendant sur 60 pixels répartis entre l’intérieur et l’extérieur du contour, ont été considérés. Pour chacun d’entre eux, deux histogrammes d’intensité, découpés en 32 intervalles, positionnés de part et d’autre du point, ont été construits en se basant sur le contenu de cylindres de 7 pixels de hauteur et 9 pixels de diamètre orientés suivant la normale. La différence entre ces deux distributions a ensuite été calculée par :

$$diff = \sum_i^n |t_{in}^i - t_{ex}^i|. \quad (3.1)$$

où n est le nombre d’intervalles, et t_{in}^i (resp. t_{ex}^i), le taux de pixels dans l’intervalle i pour l’histogramme interne (resp. externe). La figure 3.22 illustre les résultats sur une image bien définie, chaque sphère représentant une différence. Les valeurs de 0, 1 et 2 indiquent respectivement que les histogrammes sont confondus, qu’ils se recouvrent de moitié ou qu’ils sont totalement dissociés. La figure (b) correspond au côté gauche de l’image et montre clairement de fortes différences au niveau du bord, majoritairement supérieures au voisinage. En revanche, pour le côté droit, illustré sur la figure (c), bien que l’écart sur le contour se positionne dans les plus élevés, il apparaît moins net avec une valeur équivalente à d’autres points de son voisinage. Le contraste seul ne permettrait donc pas, dans ce cas, d’affirmer la localisation du bord.

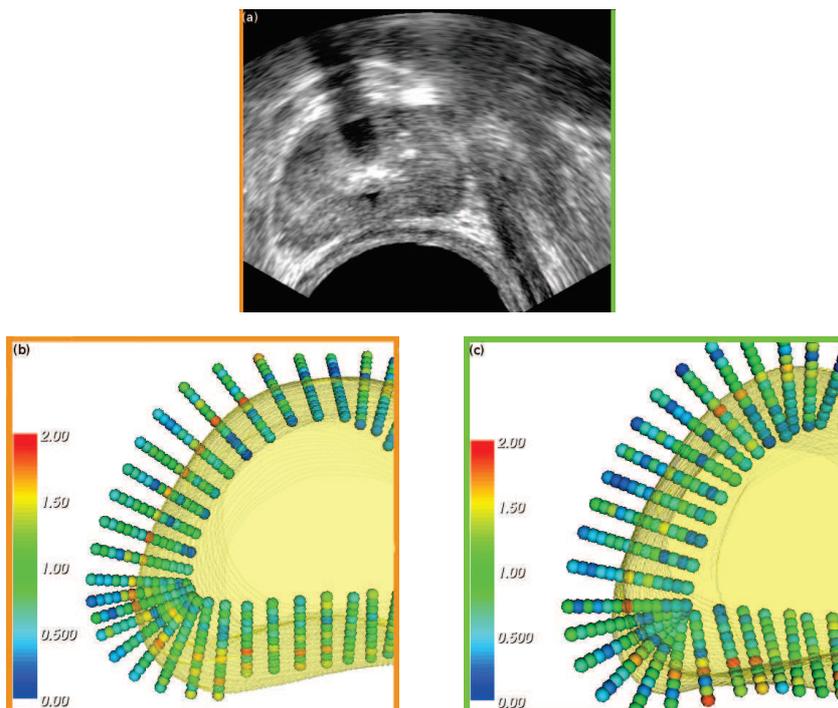


FIG. 3.22 – Différence des histogrammes d’intensité de part et d’autre de points situés le long de la normale au contour expert sur une coupe centrale contrastée.

Cette même procédure, appliquée à une image moins contrastée, confirme la difficulté de caractériser la limite de l’organe en se basant sur la différence des distributions locales (figure 3.23).

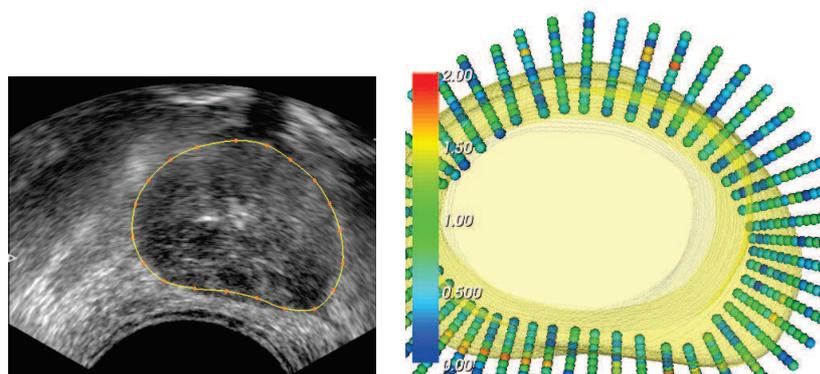


FIG. 3.23 – Différence des histogrammes d’intensité de part et d’autre de points situés le long de la normale au contour expert sur une coupe centrale peu contrastée.

En étudiant de manière plus locale les distributions d’intensité des images échographiques de prostate, on remarque que des inhomogénéités apparaissent à l’intérieur de la glande et dans son environnement immédiat. En outre, des similitudes existent entre ces deux zones ce qui complique la caractérisation de ces régions par leur moyenne et leur écart-type et, par conséquent, leur différenciation d’un point de vue local.

3.6 Gradient

Le gradient est couramment utilisé pour détecter les ruptures d'intensité présentes sur les bords. Son comportement dans les images ultrasonores de prostate a donc été analysé. Le premier test consiste à mesurer le gradient moyen sur le contour expert dilaté et rétréci. Tout comme dans la section 3.5.1, le déplacement s'étend de -16 à 16 pixels avec un pas de 4 pixels. Les résultats obtenus sur une base correctement contrastée affiche un pic net au niveau du bord (figure 3.24). En revanche, le comportement du gradient moyen est totalement perturbé sur des coupes dont le bord est altéré, et va jusqu'à fournir la plus petite valeur sur le contour de référence (figure 3.25).

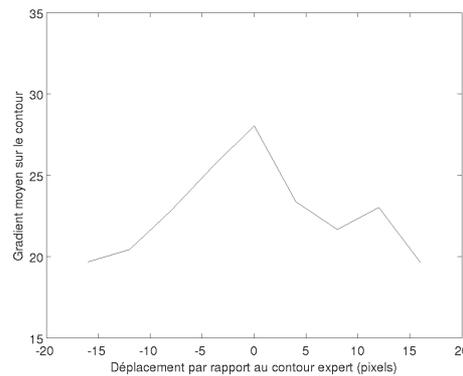


FIG. 3.24 – Evolution du gradient sur les contours initiaux rétrécis et dilatés sur une coupe centrale (figure 3.15).

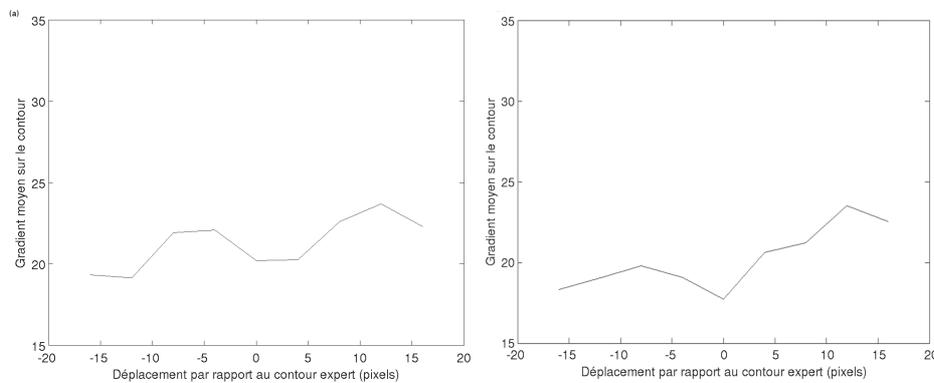


FIG. 3.25 – Evolution du gradient sur les contours initiaux rétrécis et dilatés : (a) à la base (figure 3.16), (b) sur une coupe centrale (figure 3.17).

Un des aspects du gradient exploité dans la segmentation de la prostate est sa direction. En effet, la prostate étant plus sombre que son environnement dans les images ultrasonores, le gradient est généralement dirigé vers l'extérieur sur sa limite, comme le montrent les vecteurs affichés sur la figure 3.26. L'image a préalablement été lissée par un filtre gaussien puis seuillée après calcul du gradient pour ne garder que les plus forts. On constate également la présence de quelques structures au voisinage de la prostate présentant un fort gradient orienté vers l'extérieur, mais la majorité d'entre elles correspond à des gradients dirigés vers l'intérieur.

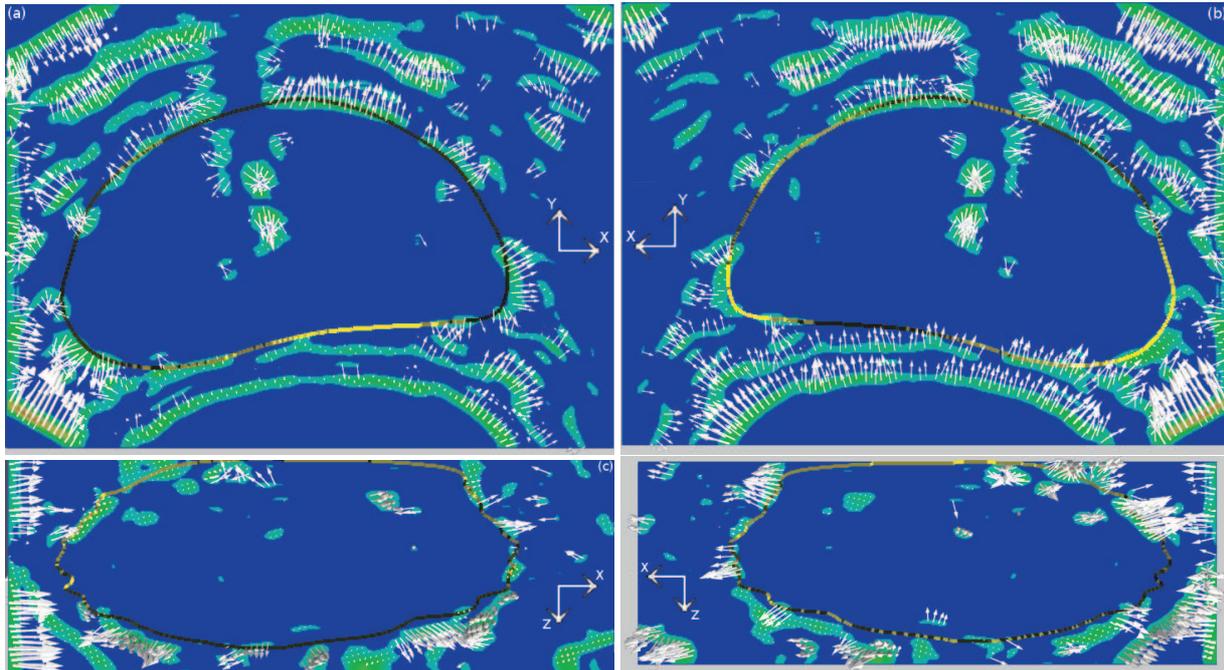


FIG. 3.26 – Orientation des gradients obtenus à partir de l'image lissée par un filtre gaussien puis seuillés. (a) et (b) Coupe axiale centrale, (c) et (d) Coupe coronale non interpolée. Contour jaune : référence expert. La carte en couleur correspond à l'amplitude des gradients où le bleu représente une valeur nulle et le rouge, les valeurs maximales, le vert étant alors associé aux amplitudes intermédiaires. Même base de données que sur la figure 3.15.

L'exemple de la figure 3.27 représente le champ de gradient obtenu pour une image dont les bords sont manquants sur sa partie supérieure. Le seuil a été diminué afin de les faire apparaître. Cependant de nombreuses structures possédant des valeurs similaires se manifestent. La localisation des bords devient alors difficile et l'est d'autant plus que les directions des gradients, excepté sur sa partie inférieure qui est bien définie, sont relativement aléatoires au niveau du contour de la glande.

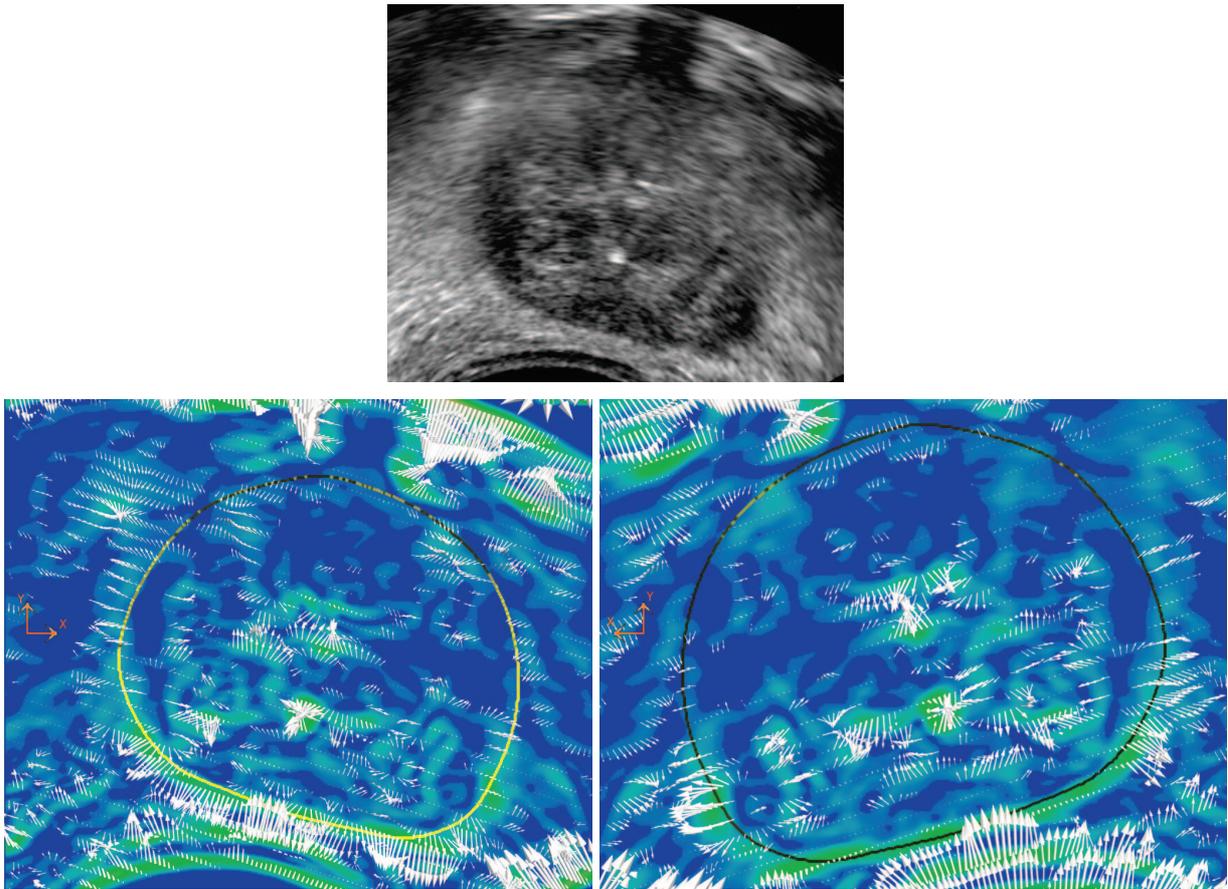


FIG. 3.27 – Orientation des gradients obtenus à partir de l'image lissée par un filtre gaussien puis seuillés. En haut : image originale, en bas : coupe axiale centrale. Contour jaune : référence expert. La carte en couleur correspond à l'amplitude des gradients où le bleu représente une valeur nulle et le rouge les valeurs maximales, le vert étant alors associé aux amplitudes intermédiaires.

Etant donné l'orientation du gradient, son produit scalaire avec la normale à la surface dirigée vers l'extérieur doit être positif sur le bord. Les études suivantes s'intéressent au signe de ce produit scalaire au voisinage et sur le contour de la prostate. Le premier test présente le taux de produits scalaires positifs dans des cylindres de 10 pixels de profondeur et de rayon, centrés sur des points situés tout les 10 pixels le long de la normale et commençant à l'intérieur à une distance de 20 pixels de la surface. La figure 3.28 illustre les résultats obtenus pour une coupe centrale où l'on observe que les produits scalaires sont globalement davantage positif à l'intérieur et sur le bord qu'à l'extérieur.

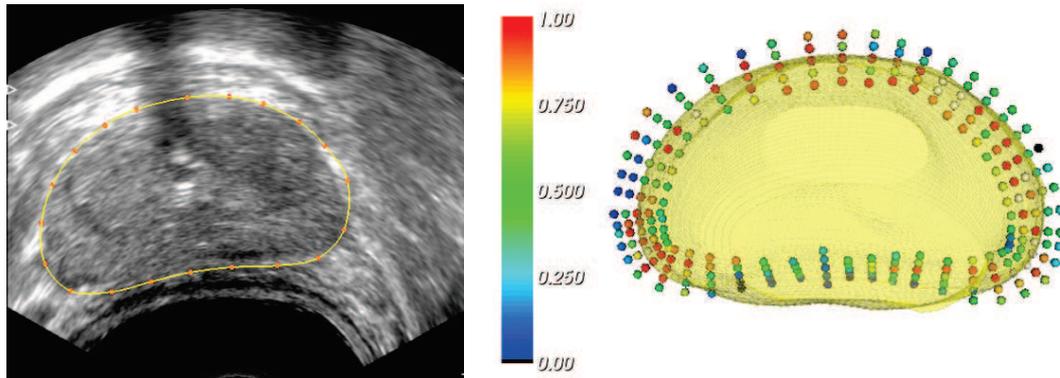


FIG. 3.28 – Taux de produit scalaire positif entre le gradient et la normale à la surface dirigée vers l'extérieur, dans des cylindres de 10 pixels de rayon et de profondeur, centrés tous les 10 pixels de part et d'autre du contour expert, sur une coupe centrale.

Ces taux ont finalement été examinés sur l'ensemble de la surface mettant en évidence que les produits scalaires sont le plus souvent positifs, excepté à la base et à l'apex où de faibles proportions peuvent être aperçues (3.29). Leur distribution au niveau de la paroi rectale est quant à elle variable d'une base de données à l'autre (figure 3.30).

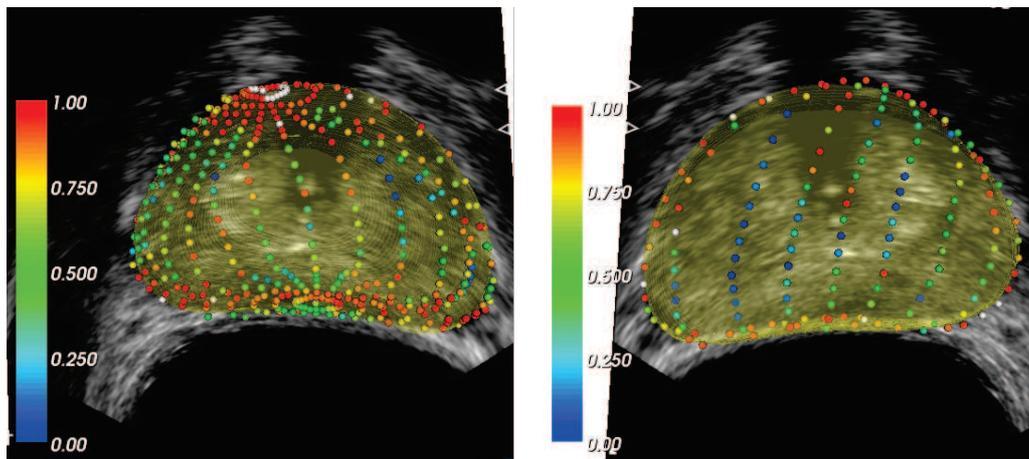


FIG. 3.29 – Taux de produit scalaire positif entre le gradient et la normale à la surface dirigée vers l'extérieur, dans des cylindres de 10 pixels de rayon et de profondeur, centrés sur le contour expert. Gauche : vue de l'apex, droite : vue de la base.

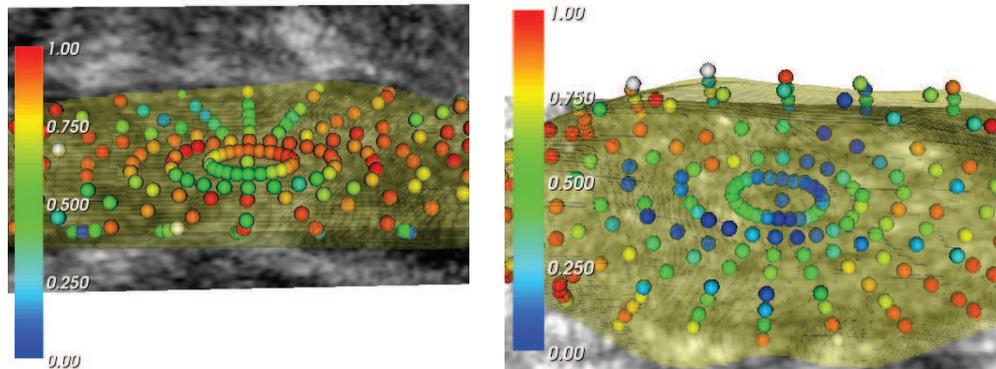


FIG. 3.30 – Taux de produit scalaire positif entre le gradient et la normale à la surface dirigée vers l'extérieur, dans des cylindres de 10 pixels de rayon et de profondeur, centrés sur le contour expert, au niveau de la paroi rectale.

La présence d'autres organes, de structures hyper- ou hypo-échogènes et d'artefacts provoque l'apparition de gradients parasites dans l'image. L'information directionnelle peut alors être utilisée pour faire un premier tri et extraire le bord de la prostate, le plus souvent défini par un gradient dirigé vers l'extérieur. Cependant, le contour de l'organe n'est pas toujours correctement défini dans les bases de données de mauvaise qualité. Les valeurs de gradient seront alors très faibles ou inexistantes.

Les moyennes et écarts-types des intensités ainsi que les gradients apportent des informations exploitables pour les images bien définies. Cependant, la qualité des bases de données échographiques est couramment perturbée par les divers éléments décrits dans ce chapitre. La segmentation devra donc se baser sur des caractéristiques supplémentaires, issues de l'image ou sur la forme, pour limiter l'attraction vers les informations non pertinentes et délimiter correctement la prostate.

Chapitre 4

Etat de l'art

Ce chapitre n'a pas pour ambition de dresser l'état de l'art des méthodes de segmentation. Nous nous intéresserons plus particulièrement aux principales techniques parues dans la littérature appliquées à la segmentation des images échographiques de prostate [Shao 03], [Noble 06]. Les approches majeures mises en œuvre seront décomposées en deux premières sections consacrées aux algorithmes basés contour puis région, en excluant cependant les modèles déformables auxquels la troisième partie est consacrée. La qualité des images ultrasonores, comme nous venons de le voir, n'offre pas toujours un terrain propice à l'efficacité des méthodes classiques. Les prétraitements et l'intégration de connaissances *a priori* sur la forme et l'apparence de la prostate se retrouvent ainsi fréquemment dans les procédés utilisés.

4.1 Méthodes basées contours

4.1.1 Détecteurs de bords et connexité

La détection de bords est une méthode de segmentation classique qui cherche en premier lieu à identifier les variations d'intensité dans l'image. Les contours ainsi extraits ne correspondent généralement pas seulement à l'objet d'intérêt et apparaissent le plus souvent discontinus en présence de bruit. Une sélection suivie d'une procédure de connexion sont alors appliquées pour achever l'extraction du contour. Ces deux dernières étapes se révèlent nécessaires mais pas toujours aisées dans les images échographiques. En effet, le speckle produit de nombreux bords parasites et ceux de la prostate ne sont pas toujours bien définis. Les méthodes présentées par la suite se sont donc efforcées de limiter le nombre de fausses localisations par des prétraitements, des détecteurs robustes et l'intégration de connaissance *a priori* sur la forme et l'apparence.

La procédure présentée dans [Aarnink 94] est une bonne illustration des différentes étapes suivies. Ainsi, l'image est tout d'abord lissée par un filtre uniforme avant de rechercher les discontinuités par une combinaison de filtres de Laplace et de gradient, basés tout les deux sur les minima et maxima locaux. En associant la force des bords avec les passages à zéros de la dérivée seconde, une carte des contours représentés par leur intensité est alors obtenue. La phase de sélection, dont l'objectif est de discriminer les bords de l'organe du bruit, utilise ensuite les fortes intensités des contours, leur position ainsi que leur connexité pour rehausser les plus probables. Les morceaux résultants sont alors interpolés linéairement ou quadratiquement selon la distance qui les sépare. La segmentation est finalement réalisée en sélectionnant le plus court chemin fermé et en découpant les branches résiduelles aux bifurcations. Les méthodes telle que celle présentée ici nécessitent de filtrer fortement l'image pour limiter les fausses détections. Cependant, il en résulte une localisation peu précise du bord.

Afin d'améliorer cette précision, [Aarnink 98] reprend cette méthode en effectuant une détection multirésolution de contour. La taille des masques est ainsi dépendante de la déviation standard locale des intensités et donc réduite pour les zones moins homogènes. Cela implique cependant l'apparition de plus de discontinuités car les bords ne sont pas détectés avec les mêmes paramètres mais également plus de fausses détections du fait d'un lissage moins fort. Par conséquent, le nombre d'interpolations ainsi que le risque d'erreurs augmentent.

Une méthode de bas-relief radial (RBR = *Radial Bas-Relief*) est proposée dans [Liu 97] pour détecter les contours. Celle-ci consiste en une normalisation puis une inversion de l'image pour obtenir des intensités négatives, une légère dilatation (109 %) de cette image puis l'addition de l'image normalisée et de l'image normalisée, inversée et dilatée. L'ajout d'un seuillage produit finalement un bord épais dont l'intensité est proche de zéro. Une binarisation suivie d'opérations morphologiques d'érosion et de dilatation sont alors réalisées afin de réduire les bords parasites. Finalement, seules les régions les plus grandes sont préservées. Le résultat final est un bord relativement large avec quelques branches résiduelles qui nécessitera des post-traitements pour obtenir un contour fin et fermé. Les principaux inconvénients des RBR sont leur difficulté à gérer les bords fins ou parallèles aux directions radiales et leur sensibilité à la précision de la localisation du centre de la prostate.

La même équipe reprend cette méthode dans [Kwoh 98] pour la finaliser grâce aux harmoniques sphériques qui permettent de reconstruire un contour lisse à partir des données. Les harmoniques sphériques, basés sur les coefficients de Fourier, travaillent en coordonnées polaires et ont l'avantage d'être invariants par rotation. Une fois les bords échantillonnés angulairement à partir du centre de la prostate, le nombre de coefficients est sélectionné en éliminant les plus élevés afin de préserver une forme lisse. Ceux-ci sont ensuite interpolés pour reconstruire le contour. Les points de départ se trouvant à une trop grande distance de la courbe reconstruite sont supprimés. Le tout est ainsi répété jusqu'à ce que le contour converge. Les harmoniques sont attirés par les fortes concentrations de points situées sur les branches parasites et divergent en l'absence de bords mais leur méthode, bien qu'un seul exemple soit illustré, semble bien se comporter. Cette technique reste néanmoins sensible à la détermination du centre obtenu par calcul statistique sur différentes images.

[Pathak 00] propose une méthode pour aider l'opérateur à délimiter la prostate. L'image est tout d'abord prétraitée en appliquant l'algorithme « sticks » [Czerwinski 98]. Celui-ci considère que les bords dans une image échographique sont représentés par des lignes dont la longueur est plus réduite pour le speckle. Le masque consiste ainsi en un ensemble de segments de droite de différentes orientations. La somme des intensités le long de chaque segment augmente lorsque ceux-ci suivent un bord. En attribuant aux pixels la valeur maximale de la somme et en choisissant le meilleur compromis pour la taille du filtre, celui-ci permet alors de réduire le speckle et d'améliorer la définition des contours. Par la suite l'image est à nouveau lissée par un filtre anisotrope qui préserve les bords en détectant les discontinuités. Les contours sont ensuite extraits par l'algorithme de Canny qui applique successivement un filtre gaussien puis un gradient. Finalement, lors de la sélection, les bords présentant une transition allant du clair au foncé, ainsi que ceux s'éloignant le plus du centre de la prostate sont supprimés.

Les travaux présentés précédemment mettent en évidence la quantité de traitements pré- et post-détection nécessaires à l'extraction correcte des contours de la prostate. Malgré cela, le bruit, les calcifications, les organes avoisinants... et l'absence de bords rendent difficile la détection, la sélection et l'exploitation de la connexité, limitant leurs résultats. Intégrer les connaissances sur la forme globale, par exemple par les harmoniques sphériques, devient alors une bonne option pour améliorer leur efficacité et leur robustesse.

4.1.2 Suivi

Les techniques décrites par la suite s'écartent des détecteurs classiques dans le sens où les étapes de sélection et de connexion sont réalisées par un filtre de Kalman. Elles s'inscrivent donc dans les approches de suivi d'un objet en mouvement où le bord de l'organe correspond à la trajectoire.

[Abolmaesumi 04a] utilise ainsi un filtre probabiliste d'association de données (PDAF = Probabilistic Data Association Filter), assimilable à un filtre de Kalman, pour extraire le contour de l'organe en deux dimensions. Plusieurs rayons sont, dans premier temps, lancés à partir d'un point source, chacun d'entre eux correspondant à un échantillonnage temporel. La succession de distances entre le bord et le point source, sur chacun de ces rayons, est ensuite considérée comme le trajet d'un objet. Son mouvement est ainsi représenté par un modèle d'évolution soumis à des incertitudes et caractérisant un contour lisse. Le filtrage récursif commence par prédire la distance à l'instant courant à partir de l'instant précédent. L'estimation est ensuite mise à jour en se basant sur les observations actuelles. Ces dernières correspondent à plusieurs candidats obtenus en appliquant un détecteur de bord 1D le long des rayons. La probabilité des candidats, basée sur leur amplitude et leur distance au centre, est combinée au gain de Kalman pour déterminer la nouvelle position. Ce gain prend en compte les incertitudes sur les estimations et les données pour conditionner l'ampleur des modifications apportées à la première prédiction. Afin d'augmenter la robustesse au bruit et d'autoriser des changements de forme, plusieurs modèles d'évolution, construits sur différents niveaux de bruit et de régularité, ont été intégrés. Un estimateur IMM (= Interacting Multiple model) est ainsi utilisé pour sélectionner le modèle le plus approprié en fonction de la quantité de bruit dans l'image et de la forme du contour. Les résultats obtenus sont intéressants et semblent peu sensibles à la mauvaise définition des bords. Cependant, bien qu'un léger changement dans la position du point source ne modifie que peu la segmentation, sa localisation reste tout de même à optimiser. Afin d'améliorer la méthode et de limiter les perturbations dues au speckle, [Abolmaesumi 04b] applique tout d'abord un filtre « sticks » avant d'extraire les bords par l'algorithme PDAF/IMM.

Les travaux de [Sahba 05] reposent sur une approche multirésolution en estimant tout d'abord une version grossière du contour avant de la raffiner. La première étape débute par l'amélioration du contraste de l'image de manière globale. La logique floue est ici utilisée pour adapter la taille du masque en fonction de l'homogénéité des intensités. Le résultat est ensuite seuillé puis soumis à des opérateurs morphologiques pour combler les trous. La prostate est à ce stade presque isolée de son environnement. Un filtre de Kalman estime alors le contour pour la dissocier complètement du fond résultant en une estimation grossière. A partir de l'image originale, le contraste est à nouveau rehaussé mais cette fois-ci en ne considérant que les pixels proches du bord ou à l'intérieur de la prostate. La logique floue décide ici du rehaussement ou de l'assombrissement des pixels selon leur niveau de gris. Un filtre de Canny est ensuite appliqué pour détecter les bords au voisinage du premier contour produit. De nombreuses petites branches étant présentes, une première sélection basée sur la distance et l'orientation de ces branches par rapport à l'estimation grossière ainsi que l'amplitude de leur gradient est effectuée. La segmentation finale est obtenue en appliquant à nouveau le filtre de Kalman. L'application de cette méthode sur diverses qualités d'images paraît, ici aussi, efficace en ne présentant que de légères marges en l'absence de bords.

Finalement, [Mahdavi 08] propose une approche différente consistant à gauchir l'image dans un premier temps. En effet, dans le cas d'une acquisition endorectale, la prostate est déformée par la sonde. Une suite

de transformations géométriques est donc appliquée pour lui redonner une forme elliptique. Une ellipse est ensuite ajustée en se basant sur la carte des bords obtenue par un algorithme IMM/PDA, puis utilisée pour réitérer l'opération sur l'ensemble des coupes. Bien que les résultats restent convenables, cette méthode a tendance à surestimer le volume de la prostate et présente des écarts importants au niveau de la base et de l'apex.

Les approches de suivi permettent une meilleure segmentation que les détecteurs de bords classiques grâce à l'intégration de la corrélation entre les candidats sur l'ensemble du contour. Les approches 2D fournissent une bonne segmentation de la prostate de manière rapide, mais l'extension en 3D paraît néanmoins peu évidente.

4.2 Approches basées régions

Cette section s'intéresse aux méthodes exploitant les caractéristiques de l'image contenues dans des régions et, non plus uniquement sur les frontières des objets, pour segmenter la prostate. Des approches de classification, de croissance de régions mais également d'apprentissage par renforcement seront donc abordées. Ces techniques aussi différentes qu'elles soient se confrontent toutes à la variabilité de la texture au sein des images échographiques et à la difficulté de discriminer entièrement la prostate de son environnement.

4.2.1 Classification de texture

La classification cherche à partitionner les données en maximisant à la fois l'homogénéité des caractéristiques au sein d'un groupe et la différence des caractéristiques entre ces groupes. Dans le cas des images échographiques, la difficulté réside dans le choix des attributs qui sépareront au mieux l'organe du fond. En outre, ces méthodes peuvent être dites supervisées lorsqu'elles apprennent au préalable sur des données déjà annotées pour ensuite guider le partitionnement en comparant les caractéristiques des données test à celles de référence.

La classification de texture est utilisée dans [Richard 96] pour segmenter la prostate en deux dimensions. Quatre masques de Law 2D [Law 80], basés sur des filtres unidimensionnels détectant des structures simples tels que des bords, des tâches ou des vagues, sont appliqués à une image lissée afin de déduire quatre caractéristiques pour chaque pixel. Le nombre de textures différentes et donc de classes est ensuite estimé par un algorithme de clustering. Une première probabilité d'appartenance à chacune des classes est attribuée aux pixels, puis des coefficients de compatibilité sont définis en s'appuyant sur la probabilité d'apparition dans l'image de deux pixels voisins chacun d'une certaine classe. Finalement, dans un processus itératif incluant des contraintes spatiales, l'étiquetage final est réalisé. Les résultats sont très variables avec selon les images une ou plusieurs régions assignées à la prostate. De plus, le nombre de classes ne peut pas être prédit.

[Zaim 05] propose lui de classifier l'image échographique par un réseau de neurones. Appliqué à une image tout d'abord prétraitée pour enlever le speckle, il exploite les coordonnées des pixels, leur intensité et leur contraste pour rassembler les éléments proches en texture et en position. Le contraste est ici défini comme la mesure, dans une fenêtre, de la quantité et de l'amplitude des variations d'intensité entre deux pixels connexes. L'image obtenue contenant des trous et des régions isolées, des opérateurs morphologiques sont appliqués pour produire le résultat final. Cette méthode, entièrement automatique, semble cependant

fournir une segmentation approximative de la prostate.

[Misic 07] cherche à réduire la quantité d'interaction nécessaire au radiologiste pour estimer le volume de l'organe. Ils utilisent ici une méthode de classification supervisée qui se base sur des contours manuels réalisés dans des coupes transversales le long de la prostate. Les textures extraites s'appuient sur les matrices de cooccurrence des niveaux de gris obtenues pour différents angles. Elles permettent de déduire la probabilité d'apparition d'un couple de pixels possédant chacun leur niveau de gris, séparés par une distance d suivant une certaine orientation. Dans la phase d'apprentissage, quatre caractéristiques, dont le contraste et l'entropie, sont calculées pour construire les vecteurs associés aux classes « prostate » et « non prostate » pour plusieurs régions de l'organe et de son environnement dans des coupes délinées manuellement. Un classifieur des plus proches voisins est par la suite appliqué aux images test. Pour différentes zones, un vecteur de caractéristiques est estimé puis comparé aux références acquises durant l'apprentissage. La classe dont le vecteur se rapproche le plus de la région traitée est alors attribuée aux pixels puis la transition entre les deux classes est détectée pour construire le contour. Ce dernier est finalement ajusté à un polynôme d'ordre 4 pour le lisser et corriger les éventuelles erreurs. Afin de valider la méthode, des études ont été réalisées en réduisant le nombre de coupes utilisées pour entraîner le classifieur. Les auteurs ont montré qu'ils obtenaient une bonne adéquation dans l'estimation du volume en réduisant de 2 à 4 fois l'interaction qui consistait auparavant au contourage de 12 à 16 coupes selon les bases de données.

Enfin, [Mohamed 07] se sert d'une méthode de clustering spectral pour classifier les pixels de l'image. Un graphe est construit avec comme nœuds les pixels, reliés à leur voisins dans une région donnée. Les arcs sont pondérés en se basant sur la similitude des intensités, la proximité des pixels et l'amplitude des bords situés sur la ligne reliant leurs extrémités. Ces poids sont ensuite stockés dans une matrice d'affinité dont les vecteurs propres sont utilisés pour déterminer le découpage optimal du graphe. La segmentation résultante est de bonne qualité mais les images utilisées présentent un fort contraste entre la prostate et son environnement.

Au vu des résultats, la classification de texture appliquée aux images échographiques de prostate rencontre des difficultés à fournir une segmentation précise en raison de l'inhomogénéité de l'organe et de la présence de textures similaires à l'intérieur et l'extérieur de sa limite. L'apprentissage sur différentes régions de l'image permet dans certains cas d'améliorer les résultats mais les caractéristiques choisies pour représenter la texture conditionneront fortement l'efficacité de la segmentation. Un dernier point important est le caractère chronophage de la majorité de ces méthodes, par conséquent moins adaptées aux applications per-opératoires.

4.2.2 Croissance de région

La croissance de région consiste simplement à agglomérer progressivement des pixels présentant des caractéristiques proches. Ainsi, lors de l'initialisation, un ou plusieurs points sources sont placés au sein de l'objet à segmenter. Ses voisins sont ensuite traités et ajoutés à la région s'ils vérifient un critère d'agrégation. En itérant le processus, les nouveaux points font à leur tour office de source pour étendre la région jusqu'à ce qu'aucun pixel connexe ne vérifie le critère.

[Crivianu-Gaita 97] applique cet algorithme pour segmenter la prostate dans deux plans orthogonaux puis la reconstruire en 3D. Un point proche du centre de l'organe est manuellement entré pour faire office de point source. Il est également utilisé pour définir en partie le critère. Ainsi, le cosinus de l'angle, formé

par le gradient et le vecteur reliant le point courant et le centre de la prostate doit être inférieur à un seuil. En effet, ce cosinus est considéré comme proche de 1 à l'intérieur et compris entre -1 et 0 à l'extérieur. Afin de palier à l'inhomogénéité de la prostate, le pourcentage de voisins acceptés entre aussi en considération. Après avoir segmenté deux plans orthogonaux et obtenus deux contours P et Q, la prostate est reconstruite en 3D en la considérant comme un ensemble de coupes parallèles dont le contour est similaire en forme à P à une échelle définie par la section de Q.

Les algorithmes de croissance de région, bien que moins coûteux en temps de calcul, rencontrent les mêmes difficultés que les méthodes de classification. L'application sur des images de mauvaise qualité conduit par conséquent à une segmentation approximative.

4.2.3 Apprentissage par renforcement

Les méthodes d'apprentissage par renforcement sont basées sur le concept d'agent capable de construire à partir d'exemples la meilleure stratégie décisionnelle dans la résolution d'un problème. Cet agent est décrit par des états et des actions. La technique proposée par Watkins [Watkins 89] de « Q-learning » consiste à affecter une valeur numérique (e.g. « reward ») pour chaque couple état-action traduisant le bien fondé ou pas de réaliser une action précise dans un état donné. Ces valeurs numériques sont conservées dans une matrice dite Q-matrice constituant l'apprentissage. Le processus se déroule en deux phases successives itérées suivant le résultat : exploration des actions possibles puis exploitation par sélection des plus prometteuses. La convergence est contrôlée jusqu'à satisfaction d'un critère ou en limitant le nombre d'itérations.

Cette méthode est mise en œuvre dans [Sahba 08] pour segmenter les images échographiques de prostate. Les états, au nombre de quatre, sont définis à partir de caractéristiques de forme des objets extraits (surface, compacité, nombre et position) à chaque étape. Les actions sont limitées à un seuillage et une ouverture morphologique. La discrétisation des seuils et les tailles de l'élément structurant étant prédéfinies, les exemples servent à apprendre les meilleurs couples état-action. Pratiquement, en omettant les étapes de prétraitement, l'image 2D est décomposée en sous-images régulières. L'agent opère alors de manière indépendante et séquentielle dans chaque sous-image par seuillage (augmenté ou diminué) puis dilatation. Pendant l'apprentissage, la vérité terrain étant connue sous forme d'un masque binaire correspondant à la prostate, il suffit de calculer pour chaque paire état-action et pour chaque sous-image les pixels mal classifiés. Cette mesure permet de définir la valeur d'un couple état-action : elle est positive, fixée *a priori*, ou nulle si le résultat n'apporte aucun bénéfice. Lors de l'application sur de nouvelles images, l'objectif n'étant pas connu, une étape supplémentaire est ajoutée. Elle peut prendre la forme d'une intervention de l'utilisateur mais aussi faire appel à une analyse globale du résultat. Dans ce dernier cas, une représentation en géométrie polaire des bords de la région est construite (le point central de l'objet étant entré manuellement, il est reconnu comme sensible) puis mise en correspondance avec la signature (forme) dite standard des prostates utilisées lors de l'apprentissage. Un filtre de Kalman est appliqué pour évaluer et suivre les évolutions de la signature de l'objet en cours de segmentation, les ruptures ou les irrégularités détectées permettant de pénaliser ou pas le processus appliqué.

Les résultats fournis bien que limités à des images de bonne qualité montrent de bonnes performances. On peut cependant douter de la capacité de cette méthode à répondre au problème pour plusieurs raisons : l'apprentissage sur des images très diversifiées en bruit, forme, localisation peut induire des problèmes de convergence ; seules des propriétés très pauvres sont exploitées ; les interactions entre sous-images ne sont pas prises en compte ; les actions sont très limitées. Il est possible bien entendu d'enrichir une telle ap-

proche sur ces différents plans mais au prix d'une combinatoire bien plus élevée. Les auteurs reconnaissent d'ailleurs qu'il ne s'agit que d'un exercice exploratoire dont l'objectif se résume à montrer la faisabilité en segmentation des techniques d'apprentissage par renforcement.

4.3 Modèle Déformable

Les modèles déformables ont été largement appliqués en segmentation d'image, et notamment à la prostate. En effet, ces courbes se déforment sous l'influence de forces qui se basent sur l'information image mais qui incluent également des contraintes sur la régularité diminuant ainsi la sensibilité au bruit. La première partie de cette section s'intéresse aux méthodes classiques de modèle déformable que sont les contours actifs paramétriques et géométriques. Nous introduiront également les contours dynamiques discrets couramment employés pour la segmentation des images échographiques. Etant donné l'importance que représente ces approches, une description brève mais plus détaillée que celles présentées précédemment sera effectuée. Nous développerons, finalement, les procédés adoptés pour corriger les lacunes des méthodes classiques qui s'appuient sur l'intégration de modèles statistiques et paramétriques de forme, et d'apprentissage sur l'apparence.

4.3.1 Méthodes sans apprentissage.

4.3.1.1 Modèle de Contour Actif

Les contours actifs paramétriques, communément appelés « snakes », ont été introduits par Kass, Witkin et Terzopoulos [Kass 88]. Une courbe $v(s) = (x(s), y(s))$, $s \in [0, 1]$, fermée ou ouverte, se déforme dans une image I en minimisant l'énergie :

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s), I) ds \tag{4.1}$$

où E_{int} est l'énergie interne qui régularise le contour et E_{ext} est l'énergie externe, basée sur l'image, qui le conduit vers les bords. L'énergie interne, telle que décrite dans [Kass 88], est une somme pondérée d'énergies de tension et de rigidité :

$$E_{int}(v) = \frac{1}{2} \left(\alpha(s) \left| \frac{dv}{ds} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{d^2v}{ds^2} \right|^2 \right). \tag{4.2}$$

$\alpha(s)$ et $\beta(s)$ représentent leurs poids respectifs. $\alpha(s)$ conditionne l'élasticité de la courbe en lui autorisant des variations de longueur. $\beta(s)$, quant à lui, agit sur la courbure. Un $\beta(s)$ faible autorisera des angles aigus tandis qu'une valeur élevée lissera fortement le contour. Diverses expressions de l'énergie externe existent, généralement basée sur l'intensité ou le gradient de l'image. Elle doit être minimale au niveau des bords et peut s'écrire par exemple comme :

$$E_{ext} = -|\nabla(G_\sigma * I)|^2, \tag{4.3}$$

où G_σ est un filtre gaussien.

La minimisation de l'énergie E_{snake} se fait par la résolution de l'équation d'Euler-Lagrange. Le contour final doit ainsi vérifier :

$$\frac{\partial E_{snake}}{\partial v} = \frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha \frac{\partial v}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) + \nabla E_{ext} = 0 \quad (4.4)$$

$$= \mathbf{f}_{int} + \mathbf{f}_{ext}, \quad (4.5)$$

qui peut être vue comme une équation d'équilibre des forces, où \mathbf{f}_{int} correspond aux deux premiers termes de droite et \mathbf{f}_{ext} au troisième.

Les atouts de cet algorithme proviennent de sa rapidité de traitement et de l'intégration de contraintes de lissage qui augmente sa robustesse au bruit. De nombreuses variantes ont ensuite été introduites pour réduire sa sensibilité à l'initialisation et augmenter sa capacité à capturer les concavités, dont quelques unes utilisées dans les travaux présentés par la suite. L'une d'entre elles, appelée GVF (=Gradient Vector Flow), génère un champ de vecteurs calculé par diffusion itérative de la force externe standard. Elle étend ainsi la distance à laquelle le contour peut voir les bords. Dans le même but, les VFC (=Vector Field Convolution) convolue une carte des bords par un noyau de champ de vecteur prédéfini.

Divers auteurs ont appliqué les snakes aux images échographiques de prostate. Cependant, cette méthode est sensible aux minima locaux ainsi qu'aux bords manquants. L'algorithme a donc été adapté de différentes façons pour tenter de corriger ces problèmes.

Ainsi, pour réduire le risque d'attraction vers les minima locaux, des études [Yu 04b], [Li 08], s'appliquant à des images suspubiennes, proposent d'initialiser le contour au niveau du bord de la prostate. L'organe n'étant pas déformé sur sa partie basse comme il peut l'être par la sonde dans les acquisitions transrectale, Yu *et al.* initialise leur algorithme à partir d'une ellipse générée par deux points entrés manuellement. Une première approximation est obtenue par une méthode de level sets, basée région, stoppée avant convergence (voir section 4.3.1.2). Un snake, exprimé en coordonnées polaires, est finalement utilisé pour raffiner le contour en s'appuyant sur les bords extraits par un détecteur ICOV (=Instantaneous coefficients of variation) [Yu 04a], opérateur différentiel utilisant l'intensité, le gradient et le laplacien, après application d'un filtrage anisotrope SRAD (=Speckle Reducing Anisotropic Diffusion), adapté au bruit multiplicatif.

La méthode présentée dans [Li 08] initialise quant à elle automatiquement le snake sur une image préalablement lissée par un filtre SRAD. A partir d'un champ de force \mathbf{f} généré par GVF ou VFC, l'énergie externe E est estimée par l'équation de Poisson $\nabla E = -\text{div} \mathbf{f}$, de telle manière que le gradient négatif de E soit le plus proche de \mathbf{f} . Seuls les bords les plus forts sont préservés et un filtre morphologique (fermeture) est appliqué pour enlever les petites structures. Des isolignes (ou isosurfaces en 3D), possédant la même valeur d'énergie, sont ensuite définies. L'isoligne (ou l'isosurface) d'énergie totale (correspondant à l'intégration de l'énergie externe et de l'énergie interne sur son contour) la plus petite est choisie comme initialisation et se révèle très proche du bord de la prostate.

Plutôt que de rapprocher l'initialisation du bord, les travaux de [Zhang 07] et [Zaim 07], sur des acquisitions transrectales, prétraitent fortement les images avant de les segmenter. Zhang *et al.* appliquent ainsi des prétraitements en cascade qui s'appuient sur des filtres médian pondérés appliqués sous formes de « sticks », et des transformées en ondelettes. L'application d'un snake classique sur ces images montre une amélioration des résultats.

Après avoir supprimé le speckle se présentant sous forme de longues tâches blanches au dessus-de la prostate en vue axiale (cf. figure 3.28, section 3.6), Zaim *et al.* recherche les pics d'intensité plus réduits présents à l'intérieur de l'organe. Pour cela, un détecteur de tâches lumineuses (*dot-pattern select cells*) d'une certaine taille, modélisé par une différence de gaussiennes (DoG), est appliqué pour rehausser les

zones d'intérêt et écarter les autres caractéristiques telles que les lignes. Après normalisation du contraste de l'image filtrée, les tâches apparaissent essentiellement dans la prostate. L'intensité et le gradient de l'image obtenue sont alors utilisés pour conduire le snake.

L'application de prétraitements et la modification de l'initialisation contribue à réduire les attractions vers les minima locaux et à conduire le contour vers le bord de la prostate. Cependant, cela ne règle pas le problème d'un organe mal délimité. En effet, un snake, dont la forme n'est pas fortement contrainte, continuera à évoluer s'il ne rencontre pas de bord. Les paramètres d'élasticité et de rigidité peuvent ainsi être choisis pour forcer le lissage, mais une trop forte régularisation risquerait d'empêcher le contour d'atteindre le bord ou d'épouser la forme de la prostate.

4.3.1.2 Level sets

Les modèles géométriques déformables ont été introduits par Sethian [Sethian 99] sous le nom de « level sets » [Malladi 95], les mêmes concepts étant repris sous l'appellation de contour actif géodésique dans [Caselles 93], [Caselles 97]. Contrairement au snake, aucune paramétrisation n'est utilisée pour décrire la courbe. Celle-ci est représentée implicitement par le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieure, la fonction de level set Φ [Osher 88]. L'évolution de la courbe consiste donc à chaque instant t , à déterminer l'ensemble de points vérifiant $\Phi(t) = 0$ dans le domaine de l'image. Les changements de topologie sont ainsi autorisés, permettant de segmenter plusieurs objets simultanément. Plus précisément, on considère une courbe $\mathbf{S}(s, t) = [x(s, t), y(s, t)]$, où s est la paramétrisation, qui évolue d'après :

$$\frac{\partial \mathbf{S}}{\partial t} = V(c)\mathbf{N}, \quad (4.6)$$

où $V(c)$ est la vitesse dépendant de la courbure et \mathbf{N} la normale à la surface dirigée vers l'intérieur. [Osher 88] montre que cette formulation peut s'exprimer comme l'évolution du niveau zéro de Φ par :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = V(c)|\nabla \Phi|, \quad (4.7)$$

avec la courbure au niveau zéro définie comme :

$$c = \nabla \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}. \quad (4.8)$$

Une formulation classique de la vitesse est donnée par :

$$V(c) = k(c + V_0), \quad (4.9)$$

où V_0 est une vitesse constante et

$$k = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I)|}. \quad (4.10)$$

La courbe évolue donc sous l'influence de V_0 et est stoppée par k en présence de forts gradients. Cependant, l'absence où la mauvaise définition des bords entraînera des fuites avec cette formulation, et de forts gradients parasites risqueraient d'arrêter la déformation ailleurs que sur le contour. Des variantes ont ainsi été développées pour palier ce problème, notamment par l'utilisation de propriétés de région. Nous citerons comme exemple les travaux de *Chan et Vese* [Chan 01] qui, en considérant l'image constante par morceaux, minimisent une énergie basée sur la fonctionnelle de Mumford-Sha [Mumford 89] :

$$E(\Phi, a_1, a_2) = \mu(L(\Phi)) + \nu(A(\Phi)) + \lambda_1 \int_{\Phi_{in}} (I(x, y) - a_1)^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Phi_{ext}} (I(x, y) - a_2)^2 dx dy \quad (4.11)$$

où μ , ν , λ_1 et λ_2 sont des constantes positives ou nulles, $L(\phi)$ est la longueur de ϕ , $A(\Phi)$ est l'aire à l'intérieur de la courbe, et a_1 et a_2 les intensités moyennes de l'image, respectivement, à l'intérieur et l'extérieur de l'objet segmenté. Cette approche améliore la segmentation mais reste tout de même sensible aux zones de l'image, internes et externes à l'objet, présentant des similitudes du point de vue de leur intensité. D'autres méthodes ont donc été proposées en intégrant de nouvelles informations de région, ou en couplant des forces basées sur le gradient à celles obtenues par la texture.

L'application des levels sets à la segmentation des images ultrasonores de prostate impose, tout comme pour les snakes, des adaptations et/ou des post-traitements. En effet, les méthodes classiques sont sensibles au speckle, au faible contraste ou encore à l'absence de bords.

Une approche de level sets basée gradient est présentée dans [Kachouie 07]. Cette équipe utilise une texture nommée MTLBP (= *Medical Texture Local Binary Pattern*) pour mesurer le contraste de l'image. En représentant la texture de la région par une densité de probabilité gaussienne, les zones homogènes correspondant à la prostate sont différenciées des zones contrastées plus fréquentes à l'extérieur. Une carte de gradient en est ensuite déduite puis traitée par des opérateurs morphologiques avant d'être injectée dans un level set pour conduire la déformation. Bien que le résultat obtenu sur une très bonne image soit probant, cette méthode risque de rencontrer des difficultés sur des images plus hétérogènes et moins bien contrastées.

Les levels sets utilisés pour la détection des contours sont plus sensibles aux bords manquants ainsi qu'aux minima locaux. Les approches appliquées à la prostate s'appuient donc essentiellement sur les régions [Shao 02], [Barqawi 07]. La segmentation tridimensionnelle proposée dans [Shao 02] considère les variations d'intensité plus faibles au sein de l'organe par rapport à son environnement. Grâce à un seuil sur ces fluctuations, la vitesse est alors définie pour agrandir ou rétrécir le contour. La qualité des segmentations résultantes est variable avec parfois une bonne adéquation au contour expert tandis que pour d'autres bases de données le contour apparaît trop ou pas assez étendu en l'absence de bord ou en présence d'hétérogénéités. Barqawi *et al.* ajoute aux level sets deux termes pénalisants, l'un sur la forme, l'autre sur la topologie, pour garder une courbe à la fois régulière et unique. En effet, étant donné les plages hyperéchogènes apparaissant au sein de la prostate, la segmentation peut être tentée de détecter plusieurs objets. Cette méthode semble fournir de bons résultats mais la qualité des images utilisées n'étant pas précisée, il est difficile d'évaluer l'efficacité de l'algorithme lorsque les limites de la prostate sont diffuses ou absentes.

Les méthodes de level sets présentent l'avantage de ne pas imposer une initialisation proche du bord et de s'étendre facilement au 3D. Cependant, elles sont coûteuses en temps et sont sensibles à la qualité des images car naturellement moins contraintes en forme et en topologie. L'intégration d'une connaissance a priori sur la forme semble ici encore nécessaire à l'obtention d'une segmentation plus précise.

4.3.1.3 Contour Dynamique Discret

Les contours dynamiques discrets (DDC) ont été introduits par [Lobregt 95] comme méthode de segmentation. Le contour est représenté par un ensemble de points reliés par des segments de droite, initialement obtenu par interpolation cubique de quelques points (4-8) positionnés interactivement sur le bord de l'objet. Dans la phase de segmentation, ce contour se déforme sous l'influence d'une force totale définie, pour chaque sommet i , par :

$$\mathbf{f}_i^{tot} = w_{int}\mathbf{f}_i^{int} + w_{ext}\mathbf{f}_i^{ext} + w_d\mathbf{f}_i^d. \quad (4.12)$$

où l'on retrouve les forces internes, basées sur la courbure, qui lissent le contour, et externes qui le dirigent en s'appuyant sur les caractéristiques de l'image. Tout comme pour les snakes, la force externe utilise une énergie, similaire à celle donnée par l'équation 4.3. Une force d'amortissement est ici ajoutée afin d'éviter les oscillations de part et d'autre des bords de l'objet. L'ensemble est finalement pondéré par w_{int} , w_{ext} et w_d choisis égaux pour tous les sommets et constants au cours du temps. Cette méthode qui travaille dans un voisinage proche des points du contour, fournit de bons résultats lorsque l'initialisation n'est pas trop éloignée des limites de l'objet.

Les contours dynamiques discrets ont été largement employés pour la segmentation des images échographiques de prostate. Ladak *et al.* les ont tout d'abord appliqués en deux dimensions [Ladak 00]. Cependant, afin de limiter l'attraction vers les minima locaux, les auteurs ont modifié la force externe de telle manière que seules les transitions d'intensité allant du sombre au clair soient prises compte. De plus, les erreurs éventuellement produites du fait d'une mauvaise initialisation sont en partie corrigées par un outil d'édition avant de relancer la déformation. Son caractère local, présenté jusqu'ici comme un inconvénient, permet tout de même à la déformation de ne pas trop s'écarter du contour initial déjà proche de la prostate en forme et en position. La segmentation produite apparaît par conséquent fidèle aux contours experts.

Les différents paramètres ont été validés dans [Ladak 03] en utilisant des distributions de probabilité des points initiaux pour générer des segmentations. Les paramètres optimaux donnant la meilleure adéquation aux contourages experts ainsi que la plus faible variabilité ont ainsi été déduits.

Les études 2D réalisées par la suite ont eu pour objectif de diminuer la sensibilité à l'initialisation. Ainsi, [Chiu 04] ajoute au DDC une approche multirésolution par le biais d'ondelettes. Une transformation rapide en ondelettes dyadiques, développée par [Mallat 92], décompose, à chaque étape, l'image en une version plus grossière représentée par les coefficients d'approximation auxquels s'ajoutent les coefficients d'ondelettes contenant les détails, ces derniers étant proportionnels aux composantes du gradient. Chiu *et al.* exploitent cette propriété pour construire deux forces externes, chacune établie à partir d'un type de coefficients. La première déformation, basée sur les coefficients d'approximation, tient uniquement compte des forces dirigées vers l'intérieur afin de capturer les parties concaves de la prostate. La segmentation est ensuite raffinée par le biais de la deuxième force externe. Ces deux étapes sont réalisées à une échelle grossière et une autre plus fine résultant en deux contours déformés par des niveaux de détails différents. Le choix final entre les parties distinctes repose sur l'amplitude des modules des coefficients d'ondelettes. L'amélioration est nette en ce sens où les parties concaves éloignées de l'initialisation sont à présent capturées alors qu'elles ne l'étaient pas avec les DDC classiques. Cependant les exemples donnés s'appuient sur des images de bonne qualité et ne permettent pas une évaluation solide.

La méthode présentée dans [Nanayakkara 06] utilise également une approche multirésolution en repositionnant automatiquement les sommets sur des bords probables avant de lancer la déformation à chaque échelle. Ces candidats, sélectionnés le long de la normale, se voit assigner une crédibilité d'autant plus élevée que la structure à laquelle ils appartiennent s'étend parallèlement au bord de la prostate. Cette mesure est également pondérée à l'aide d'un système d'inférences floues. Celui-ci intègre des informations de région telles que le contraste, défini comme le rapport entre les moyennes d'intensité des pixels dans des zones du voisinage extérieur et intérieur, et la texture correspondant à la déviation standard des intensités dans une région à l'intérieur. Les poids deviennent nuls à une certaine distance, de telle sorte que la longueur de recherche soit faible pour les bords correctement définis. Ces connaissances, utilisées dans le repositionnement des sommets, servent également à construire la force externe. La méthode donne de bons résultats et parvient à attraper les parties concaves de la prostate. Cependant, les images présentées sont encore une fois de bonne qualité avec un fort contraste entre intérieur et extérieur et une prostate homogène. L'amélioration

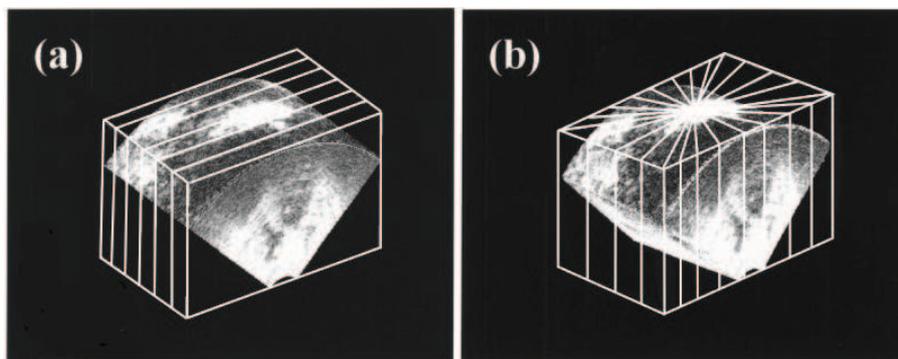


FIG. 4.1 – (a) Approche parallèle, (b) approche rotationnelle.

apportées au DDC classique est certaine mais les *a priori* sur le contraste et la texture incorporés se feront certainement piéger par des artefacts plus intenses qui peuvent apparaître au sein ou aux alentours de l'organe.

L'algorithme des Contour Dynamique Discret a été repris pour contourer la prostate par une approche pseudo-3D dans [Wang 03], [Ding 07], [Diaz 08] et [Wei 08]. Le principe est de tout d'abord segmenter l'organe dans une coupe centrale puis de projeter, sur la coupe voisine, le résultat qui servira d'initialisation. Pour cela deux approches ont été envisagées : la première consiste à projeter le résultat dans une coupe parallèle tandis que l'autre effectue une rotation (figure 4.1). En propageant de proche en proche, la prostate est finalement segmentée en trois dimensions. La segmentation parallèle pose tout de même problème au niveau de la base et de l'apex car il est difficile de savoir quand s'arrêter. Cela explique en partie que l'approche rotationnelle fournisse de meilleurs résultats au niveau de ces extrémités.

Dans [Wang 03], l'expert peut stopper le processus et intervenir à tout moment s'il constate un trop grand éloignement au bord de la prostate, avant de relancer la déformation. [Ding 07] constate que sans ces interactions, les erreurs s'accumuleraient au fil de la propagation. Ils proposent donc de corriger automatiquement ces écarts. En considérant une coupe coronale centrale intersectant le contour, deux points opposés sont obtenus. Le rapport entre leurs distances respectives au centre de la prostate est alors contraint pour chaque projection de ne pas trop s'éloigner de celui de la coupe de départ. Cette méthode permet d'améliorer nettement les résultats obtenus par [Wang 03] sans interaction.

La classification est également appliquée dans [Diaz 08] pour initialiser les DDC par une approche rotationnelle. Ainsi, les contours dynamiques discrets sont tout d'abord appliqués à 4 coupes aux angles de 0, 45, 90 et 135 °. Le résultat de ces segmentations est utilisé pour entraîner 4 SVMs (« Support Vector Machine ») qui permettent de classifier une entrée en deux sorties et dans ce cas précis d'attribuer aux pixels une valeur « prostate » ou « fond ». Les caractéristiques utilisées sont la moyenne, la variance et l'intensité des pixels avant et après filtrage par deux filtres dont les « sticks ». Une fois entraînés, les SVMs sont appliqués sur les coupes se trouvant en amont et en aval de leur plan d'origine, chacune étant alors traitée par deux SVMs différents. Les classes résultantes sont ensuite fusionnées, traitées par des opérateurs morphologiques pour finalement donner une initialisation aux DDC 2D qui délinéeront la prostate complètement. Cependant les caractéristiques intégrées sont peu discriminantes. Par conséquent, cette méthode est plus spécifique mais moins sensible que le DDC sans SVM. En d'autres termes, les régions qui n'appartiennent pas à la prostate sont moins incluses dans la segmentation mais plus de zones qui devraient être prises en compte sont

exclues. De plus, cette méthode s'adapte mal aux difficultés présentes à la base et de l'apex ainsi qu'aux artefacts qui entraînent de mauvaises classifications.

Afin de répondre au problème d'arrêt posé au niveau des extrémités par l'approche parallèle, [Wei 08] suggèrent une approche bi-directionnelle. Une première segmentation est donc effectuée dans les coupes transversales suivie d'un contourage dans les plans sagittaux, c'est à dire dans une direction orthogonale, qui contiennent, dans chaque coupe, une partie de la base et de l'apex. Ces positions extrêmes sont ensuite utilisées pour corriger la première segmentation.

Cet algorithme a finalement été étendu au 3D dans [Hu 03] et [Ghanei 01]. L'initialisation consiste alors en un maillage construit dans [Hu 03] à partir de 6 points. Le principe de la déformation est ensuite le même que dans [Ladak 00] et souffre donc également d'une sensibilité à l'initialisation. Ghanei *et al.* créent par conséquent le maillage à partir de délimitations grossières sur 40 à 70 % des coupes pour augmenter la précision mais cela reste insuffisant. En outre, cette équipe préserve l'utilisation de la courbure pour la définition de la force interne au contraire de Hu *et al.* dont la régularisation présente alors l'inconvénient de faire rétrécir le contour en l'absence de force image.

L'algorithme de contour dynamique discret a été amplement appliqué, essentiellement en 2D et pseudo 3D, en raison de sa rapidité et de son efficacité. Cependant, cette méthode est sensible à l'initialisation et de nombreuses variantes ont été proposées pour réduire cet inconvénient, reposant sur la recherche de bords à plus grande échelle, la multirésolution, la régularisation, la classification ou encore l'augmentation de l'interaction. Une véritable approche 3D, intégrant de ce fait une information globale, a été peu exploitée et reste donc à envisager.

4.3.2 Modèles statistiques et paramétriques de forme

Les méthodes de détecteurs de bords, de texture, de snakes ou de level sets présentées précédemment offrent une segmentation correcte des images échographiques de prostate de bonne qualité. Cependant, leur sensibilité aux artefacts affecte leur comportement. Les approches présentées par la suite tentent ainsi d'y remédier en intégrant une connaissance *a priori* plus forte sur la forme globale par le biais de modèles paramétriques ou statistiques, et parfois aussi sur l'apparence.

4.3.2.1 Modèles statistiques

Les approches décrites ici s'intéressent à une représentation statistique de connaissances *a priori* sur la forme ou l'apparence de la prostate. Les informations recueillies lors de la phase d'apprentissage servent ensuite à contraindre la déformation du contour pour trouver le meilleur compromis entre les données issues de l'image et le modèle.

Le modèle de distribution de points (PDM = *Point Distribution Model*) est couramment utilisé pour caractériser une collection de formes. Les contours de l'ensemble d'apprentissage sont échantillonnés en un nombre de points de repère fixé que l'on doit retrouver d'un individu à l'autre. Divers algorithmes permettent d'optimiser la sélection de ces points [Cootes 95], [Arámbula Cosío 99], [Davies 04], qui, dans le cas de la prostate ne sont pas clairement identifiables. Les différentes formes sont ensuite alignées les unes sur les autres par le biais de translation, de rotation et de mise à l'échelle en minimisant les distances entre les points équivalents. Néanmoins, même après alignement, les positions de chacun des repères varient. Le modèle de distribution de point a donc pour objectif de caractériser statistiquement ces variations. Si le contour est défini par n points de coordonnées (x,y) , il peut être représenté par un point dans un espace à $2n$

dimensions. L'ensemble des formes constitue alors un nuage dans cet espace, contenu dans une région que l'on appelle « domaine des formes autorisées » que l'on peut, par exemple, caractériser par une ellipse. Les axes principaux sont calculés par une analyse en composantes principales (ACP). Ainsi, les vecteurs propres p_k de la matrice de covariance donnent les modes de variation, directions dans lesquelles les points tendent à se déplacer ensemble lorsque la forme varie, et les valeurs propres λ_k indique leur importance. Seuls les m premiers modes représentant plus de 98 % de l'information sont généralement conservés. De nouvelles formes, contenues dans le domaine autorisé, peuvent alors être générées en additionnant la forme moyenne à une combinaison linéaire des vecteurs propres :

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \sum_{k=1}^m b_k \mathbf{p}_k. \quad (4.13)$$

Les poids b_k utilisés sont proportionnels aux valeurs propres et doivent conduire à des formes cohérentes avec l'espace d'apprentissage. Etant donné que la population est majoritairement contenue dans 3 déviations standards par rapport à la moyenne, les limites utilisées sont généralement :

$$-3\sqrt{\lambda_k} \leq b_k \leq 3\sqrt{\lambda_k}. \quad (4.14)$$

Ce modèle peut ensuite être employé pour segmenter un objet en imposant à la forme de rester dans le domaine autorisé. Dans le cas des modèles de formes actives (ASM = *Active Shape Models*) [Cootes 95], l'initialisation consiste généralement à positionner la forme moyenne sur l'image. Dans un premier temps, un critère, basé sur les caractéristiques de l'image au voisinage des points de repère, indique une meilleure position. Les paramètres b_k , contraints dans leurs limites, sont alors déduits pour coller au mieux au nouveau contour :

$$\mathbf{b} = \mathbf{P}^T(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}), \quad (4.15)$$

\mathbf{P} contenant les vecteurs propres considérés, et sont ensuite utilisés pour générer une autre forme en utilisant l'équation 4.13. La procédure est finalement répétée jusqu'à convergence.

Les formes actives ont été adoptées par [Hodge 06] pour segmenter la prostate par une approche pseudo-3D rotationnelle. Quatre PDMs correspondant à quatre zones angulaires sont tout d'abord créés. La déformation du contour s'appuie ensuite sur une fonction de coût calculée en chaque pixel d'un segment de droite normal à la surface aux points de repère. Le minimum de cette fonction, définie à partir des moyennes pondérées d'intensité de part et d'autre des pixels, renvoie la nouvelle position utilisée pour déterminer les paramètres de forme. Cette approche appliquée aux images échographiques fournit de meilleurs résultats que les méthodes de snakes ou de level sets classiques. En effet, le contour fuit moins car contraint par l'apprentissage de forme. Des écarts apparaissent tout de même lorsque les bords sont mal définis. En outre, les formes actives restent sensibles à l'initialisation en raison de minima locaux cohérents avec la forme de la prostate dans lesquels elles peuvent rester bloquées. Finalement, la méthode de sélection des points de repère ainsi que les poids associés aux moyennes conditionnent les résultats.

Quelques approches font appel à un algorithme génétique afin de rechercher la forme optimale pour la segmentation d'une image donnée. [Arámbula Cosío 99], [Arámbula Cosío 08], [Wu 00]. La première équipe utilise un PDM pour modéliser l'ensemble des délimitations manuelles. Les contours sont codés par 10 paramètres de formes et quatre paramètres de position puis intégrés dans l'algorithme génétique. A chaque étape de l'évolution, les meilleurs candidats sont sélectionnés par une fonction objectif. Cette fonction est ici basée sur les moyennes d'intensité calculées à l'intérieur et l'extérieur du contour et est minimale pour les bords limitant une région sombre entourée d'une région claire. Ces individus vont ensuite s'associer

et muter jusqu'à stabilisation vers la solution optimale en termes de forme et d'apparence. Cette méthode donne une première approximation mais présente tout de même de grands écarts par endroit avec le contour expert.

Afin d'améliorer la précision de la segmentation, ce principe est développé dans [Arámbula Cosío 08] pour initialiser un ASM. Un classifieur de Bayes est tout d'abord appliqué pour séparer la prostate du fond en se basant sur la position et l'intensité. Une probabilité *a priori* est donc déduite à partir des contours expert pour chacune de ces classes. Les pixels des images test se voient ensuite attribuer l'étiquette de la classe la plus probable *a posteriori*. L'algorithme génétique initialise alors grossièrement, sur l'image binaire, un modèle de forme active en approximant les paramètres de position et deux des paramètres de forme. Le contour obtenu est par la suite reporté sur l'image en niveaux de gris pour optimiser les variables précédemment définies. Les paramètres restants sont finalement déterminés par la déformation de l'ASM. Etant donné la sensibilité des ASM à l'initialisation, la segmentation est réalisée successivement sur des images lissées par des filtres gaussiens de variance 8, 4, 2 et 1. Les auteurs ont finalement montré que l'initialisation automatique qu'ils proposaient améliorerait légèrement les résultats obtenus par les ASM initialisés manuellement. Les algorithmes génétiques sont cependant coûteux en temps de calcul avec une durée de traitement, rapportée à la capacité actuelle des ordinateurs, d'environ 1 à 2 min par image.

Wu *et al.* [Wu 00], en partant du principe que la taille, la forme et la position de la prostate sont corrélées, n'utilise pas un modèle de distribution de points qui perd ces relations. Ils présentent un modèle de caractéristiques (FM = *Feature Model*) qui décrit les formes par la distance séparant le centre de la sonde à celui de la prostate et les distances entre le centre de la prostate et les points du contour. L'algorithme génétique déforme alors la courbe vers la solution optimale avec ici une fonction objectif basée sur le gradient. Leur méthode fournit des résultats variables liés à la qualité de l'image.

Le modèle statistique est utilisé dans [Betrouni 05] pour contraindre la forme d'un snake, grâce à une optimisation globale par recuit simulé. Une étape de prétraitement, basée sur un modèle de bruit, est tout d'abord réalisée pour réduire les forts gradients parasites aux abords de la prostate. Les images trans-abdominales présentent des zones de bruit d'apparence brillante avec une forme similaire et une position, proche du bord de l'organe, caractéristique de l'échographe et de la fréquence utilisés pour l'acquisition. Ainsi, en se basant sur l'histogramme, ils détectent manuellement ces tâches dans un ensemble d'apprentissage puis fusionnent les régions obtenues. Le masque ainsi constitué est utilisé comme élément structurant dans des opérations d'érosion et de dilatation. L'image est finalement lissée par un filtre médian à poids adaptatifs avant de lancer la déformation. Ces prétraitements ainsi que l'intégration de connaissances *a priori* sur la forme globale, corrigent les problèmes obtenus avec les snakes classiques et fournissent des résultats proches des contours experts.

[Lu 08] utilise le modèle statistique pour améliorer l'initialisation d'un contour dynamique discret dans une approche pseudo-3D rotationnelle. Pour limiter l'attraction vers les hyperéchogénéités, leur méthode travaille dans une région d'intérêt définie autour des bords de l'organe. Les points ayant les gradients, préalablement lissés par un filtre gaussien, les plus forts sont donc détectés à partir du centre de la prostate. Une ellipse en est déduite par moindres carrés pour finalement construire une bande. Les sommets du contour sont ensuite repositionnés, le long de lignes radiales, sur les pixels possédant une énergie minimale, dépendant du gradient et de la distance au centre. Une étape de régularisation est alors effectuée avant d'ajuster le modèle de forme. La déformation est ensuite réalisée par le DDC puis propagée aux autres coupes par rotation jusqu'à obtenir une segmentation 3D offrant une bonne corrélation avec le volume de référence.

Exceptée la méthode de [Arámbula Cosío 08] qui intègre des informations de régions pour l'initialisa-

tion, les techniques présentées jusqu'ici se sont contentées d'inclure des connaissances sur la forme dans le processus de déformation. Or, comme nous l'avons vu, les approches basées sur les textures, apportent tout de même de l'information. Les démarches suivantes s'intéressent donc à l'insertion de ces caractéristiques, en plus des contraintes de forme, dans un modèle statistique pour guider la segmentation.

De la même manière que les ASM, les modèles d'apparence active (AAM) consistent à estimer statistiquement, en plus de la forme, la texture de l'image pour chaque point de repère. Les caractéristiques utilisées sont diverses avec, par exemple, l'intensité ou le gradient. A chaque étape, et pour chaque sommet, le candidat fournissant la meilleure correspondance au modèle d'apparence est sélectionné le long de la normale. Ce nouveau contour est ensuite projeté dans l'espace des formes autorisées pour trouver la meilleure adéquation.

Après avoir prétraité l'image par un filtre médian, des opérations morphologiques et un filtre gaussien, [Medina 05] applique un AAM, basé sur l'intensité, à la segmentation 2D des images échographiques de prostate. Leur méthode semble fournir de bons résultats sur les images bien définies mais rencontre en revanche des difficultés à l'apex.

L'équipe de [Heimann 08] propose d'utiliser une méthode appelée détection de surface optimale (*Optimal Surface Detection*) [Li 05] pour définir les meilleurs candidats corrélés avec le modèle d'apparence à injecter dans le modèle de forme. Un graphe reliant les sommets du maillage entre eux ainsi que les voxels situés le long des normales à la surface est tout d'abord créé. Un poids, d'autant plus petit que la probabilité d'appartenir au bord est grande, est ensuite assigné au nœuds. L'algorithme de min-cut / max-flow [Boykov 04] appliqué à ce graphe permet finalement de trouver la solution globale, représentée par une surface, qui minimise les coûts. La probabilité des candidats est ici définie par son adéquation au modèle d'apparence. Trois caractéristiques ont été testées :

1. Les gradients le long de la normale aux points de repère sont utilisés afin de créer un modèle pour chacun d'entre eux. Les auteurs font ici l'hypothèse que ces profils peuvent être modélisés par une distribution gaussienne. Enfin, la probabilité des voxels test est obtenue à partir de la distance de Mahalanobis entre leur profil et le modèle correspondant.
2. Le deuxième modèle s'appuie également sur les gradients. Cependant, il ne considère plus les profils comme des distributions gaussiennes et intègre également de l'information concernant des points autres que ceux de la prostate. Un classifieur des plus proches voisins est alors entraîné puis appliqué en phase de test pour déterminer le taux de voisins appartenant au bord. La probabilité est finalement déduite de ce taux.
3. La troisième version cherche à intégrer plus d'information en s'appuyant sur un support plus large que les normales. Ainsi, les intensités des voxels contenus dans deux cylindres dirigés suivant la normale, l'un à l'intérieur, l'autre à l'extérieur, sont regroupées pour former un histogramme bimodal. Dans la phase de test, les histogrammes sont comparés à ceux obtenus en apprentissage par la norme L1, la distance minimale correspondant alors au poids.

Le modèle utilisant les histogrammes fournit de moins bons résultats que les autres et étonnamment le modèle incluant les profils des voxels n'appartenant pas au bord donne des résultats équivalents à la distribution gaussienne. Les auteurs interprètent cela comme étant dû aux contraintes de forme qui n'autorisent pas ici de déplacements libres. De grosses erreurs se produisent parfois, mais essentiellement à la base et l'apex où en présence de bords forts cohérents avec la forme de la prostate..

[Shen 03] s'appuie sur des caractéristiques plus évoluées issues de filtres de Gabor pour segmenter la prostate en deux dimensions dans un schéma multirésolution. Le modèle statistique de forme est construit en coordonnées polaires en intégrant la rotation de la prostate par rapport à la sonde. Ils utilisent un vecteur d'attributs invariants par transformation affine qui contient les aires de n triangles formés par le point de repère courant du contour et ses $n^{\text{ièmes}}$ plus proches voisins. Les attributs locaux reflètent les caractéristiques géométriques comme la courbure tandis que les attributs globaux représentent les relations spatiales avec les voisins éloignés. Ces vecteurs sont ensuite utilisés pour recalibrer les formes entre elles. Un modèle de texture est également construit en utilisant un banc de filtre de Gabor. Par dilatation et rotation de la fonction mère, les caractéristiques de l'image sont extraites à 3 différentes échelles et 6 angles. De plus, le filtre de Gabor peut être divisé en une partie imaginaire et une partie réelle. En sélectionnant les bons paramètres (fréquences centrales en fonction du nombre d'échelles et d'angles), la partie imaginaire représente un détecteur de bord et la partie réelle, un filtre de lissage permettant de réduire le speckle. En outre, afin de rendre les caractéristiques extraites invariantes par rotation, l'orientation par rapport à la sonde est intégrée. L'initialisation est ensuite réalisée à partir de la forme moyenne en faisant correspondre au mieux sa partie supérieure, où les transitions sont plus marquées, avec les bords forts, en optimisant la concordance avec la partie imaginaire du modèle à l'échelle la plus grossière. La déformation consiste alors à minimiser une énergie correspondant à une somme pondérée d'énergies interne et externe, cette dernière étant constituée de deux éléments. Le premier utilise la partie imaginaire pour attirer la déformation vers les transitions allant du foncé au clair. Le deuxième minimise la différence entre la partie réelle de l'image traitée et du modèle à l'échelle la plus grossière. L'énergie interne s'appuie, quant à elle, sur la différence entre les attributs de l'image et du modèle. Finalement, la segmentation est successivement effectuée sur des images de différentes résolutions. L'intégration de contraintes sur la forme et l'apparence, le tout à plusieurs échelles et angles, conduit à un modèle déformable non sensible à l'initialisation et semblant fournir de bons résultats. La validation sur uniquement huit bases de données ne permet cependant pas de se forger une opinion solide. En outre, l'algorithme est difficile à mettre en œuvre car il nécessite un choix de fréquences centrales adaptées aux images à traiter. Enfin, la multirésolution fournie par des filtres de Gabor augmente les temps de traitement.

La même équipe étend cette méthode en 3D avec comme principale modification, l'intégration de classificateurs KSVM (= *Kernel Support Vector Machine*) [Zhan 03], [Zhan 06]. Les KSVM permettent, à partir d'un nombre donné d'échantillons, de les séparer de manière optimale par un plan de décision non linéaire en se basant sur un apprentissage statistique. Dans la phase d'apprentissage, les voxels sont étiquetés comme appartenant ou non à la prostate, puis leurs caractéristiques de Gabor sont extraites par deux bancs 2D orthogonaux. Afin de tenir compte de l'inhomogénéité des images échographiques, la prostate est représentée par un maillage triangulaire divisé en sous-surfaces. Un KSVM est ainsi attribué à chaque sous-surface et entraîné dans son voisinage. Dans la phase de test, les KSVM attribuent à chaque voxel une probabilité d'appartenir à la prostate en renvoyant leur distance à l'hyperplan de décision. En partant du principe qu'un sommet du maillage est sur le bord de la prostate, les auteurs font l'hypothèse que les voxels dans son voisinage sont à peu près équitablement répartis dans chacune des classes et que ces ensembles de voxels sont symétriquement distribués de part et d'autre du sommet. La minimisation de l'énergie externe basée sur ces hypothèses conduit ainsi le contour à l'intersection des classes en le contraignant également en forme.

Des modifications ont été apportées à cette méthode dans [Zhan 04] pour réduire les temps de calculs. Trois résolutions différentes d'images sont utilisées, mais seule l'échelle la plus fine est soumise aux filtres de Gabor. Un détecteur de bords, s'appuyant sur des opérateurs de Zernike 2D, orthogonaux entre eux, est appliqué sur les images grossières dont la texture n'apporte pas beaucoup d'information. Uniquement trois moments sont extraits puis intégrés dans la force externe pour conduire la surface vers les limites de

l'organe. La déformation utilise la force et l'orientation des contours au voisinage du sommet considéré, la distance séparant le sommet du bord et la différence des intensités avec le modèle, le tout à partir des moments de Zernike. Le classifieur est également modifié en limitant le nombre de SVM qui décrivent les caractéristiques obtenues par les filtres de Gabor pour la prostate et le fond afin de simplifier l'hyperplan de séparation. Seul ce deuxième point est intégré dans [Zhan 06] pour réduire la complexité. Ces méthodes fournissent une segmentation qui semble également robuste, y compris lorsque les bords sont mal définis. Néanmoins, la validation est effectuée sur six volumes, ce qui est encore une fois insuffisant. Finalement, bien que les SVM soient également chronophages, les travaux présentés dans [Zhan 04] permettent de réduire considérablement la durée de traitement entre les algorithmes proposés dans [Zhan 03] et [Zhan 06], passant de 40 à 3 minutes.

Les modèles statistiques de forme améliorent ainsi fortement la robustesse des modèles déformables sur les images présentant des ombres acoustiques qui occultent les bords. Ils restent cependant sensibles à certains minima locaux coïncidant avec la forme de la prostate. En outre, leur construction nécessite de nombreuses données variées pour prendre en compte les différentes formes de prostate et leur efficacité est dépendante de l'algorithme utilisé pour les recalculer. L'application au 3D est ainsi moins évidente en raison de la grande diversité des spécimens. L'ajout de déformations libres au domaine des formes autorisées, et de connaissances *a priori* sur les informations issues de l'image, semblent, dans ce cas, nécessaires pour parvenir à de meilleurs résultats. Néanmoins, les performances des modèles d'apparence sont liés aux caractéristiques employées qui doivent, excepté pour les images bien contrastées et homogènes, s'appuyer sur des propriétés plus poussées que l'intensité ou le gradient. Ils permettent alors de diminuer la sensibilité à l'initialisation en réduisant l'attraction vers les minima locaux.

4.3.2.2 Modèle paramétrique de forme

Les modèles paramétriques de forme jouent le même rôle que les modèles statistiques, en représentant le contour des prostates par des superellipses, des harmoniques sphériques, etc. ou encore des coefficients d'ondelettes et non plus des points de repère positionnés le long du contour.

Les superellipses correspondent au modèle paramétrique de forme le plus appliqué à la prostate. Dans [Gong 04], la forme de l'organe est tout d'abord apprise à partir de contours manuels en y ajustant des superellipses et en minimisant la distance entre les aires. Les contours sont ainsi modélisés par uniquement huit paramètres de formes et de position. La diversité des transformations permet de s'adapter à une grande variété de formes mais rencontre des difficultés pour les parties concaves, cependant plus rares. En utilisant une carte de bords générée par [Pathak 00], la déformation est ensuite réalisée par une approche bayésienne qui maximise la somme des gradients aux points du contour tout en contraignant la forme en se basant sur l'apprentissage. La symétrie des superellipses provoque quelques écarts mais la comparaison des distances moyennes, pour une même image, d'une part, entre les segmentations produites et les délimitations manuelles et, d'autre part, entre les différents contours expert montre une diminution de la variabilité. Néanmoins, cette caractéristique limite l'intérêt des superellipsoïdes pour la segmentation 3D. Cette équipe reprend donc le même principe pour l'extension en 3D mais en modélisant cette fois-ci la forme de la prostate par des harmoniques sphériques [Tutar 06]. La segmentation produite ici est sensible à l'initialisation et à la qualité de la carte des bords.

[Gong 05] et [Saroul 08] implémentent également des superellipses déformables mais qui s'appuient cette fois-ci sur une approche région. Gong *et al.* intègrent ainsi les connaissances acquises durant l'ap-

prentissage dans une méthode de level sets. Le contour cherche alors, à chaque étape de la déformation, à maximiser la différence d'intensité entre intérieur et extérieur tout en étant influencé par les paramètres de forme déduits du niveau zéro. Cette méthode permet d'améliorer nettement l'évolution de la courbe et parvient à une segmentation proche du contour expert y compris sur des images où les bords manquent. Néanmoins, seuls quatre exemples sont donnés sans évaluation quantitative. Par ailleurs, l'implémentation est réalisée en utilisant uniquement les valeurs de la fonction level set à proximité du contour pour réduire les temps de calcul.

Saroul *et al.* appliquent une superellipse déformable sans apprentissage. Ils minimisent, par descente de gradient, une énergie associant des informations de forme et de texture modélisée par une distribution de Rayleigh, pour chaque octant, à l'intérieur et à l'extérieur de la superellipse. La déformation conduit donc à discriminer au mieux les régions internes et externes par leurs distributions tout en imposant la forme du contour.

Finalement, les ondelettes sont exploitées dans [Knoll 99] pour contraindre la déformation d'un snake. Une carte de bords est tout d'abord générée, à différentes échelles, en utilisant le module des coefficients d'ondelettes et leur angle, respectivement proportionnels au module du gradient et à sa direction. Ces bords sont ensuite sélectionnés sur leur amplitude et leur longueur. L'initialisation consiste alors à convoluer, à une échelle donnée, les délimitations manuelles avec la carte, et à préserver celle offrant la meilleure correspondance. La déformation du snake est conduite successivement par des énergies externes construites à partir des maxima des modules de coefficients d'ondelettes et leurs angles à différentes échelles. Afin que le contour évolue lorsque ce potentiel est nul, une force de type « ballon » ([Cohen 91]) est ajoutée, déformant ainsi le contour radialement vers l'extérieur. Le contour initial est donc tout d'abord rétréci pour se situer à l'intérieur. La déformation finale est réalisée avec le véritable gradient de l'image. Cependant, les résultats sont, à ce stade, mauvais car le contour est facilement attiré dans les minima n'appartenant pas à la limite de la prostate et s'échappe lorsque les bords sont mal définis. Afin de contraindre la forme, une transformée par ondelettes est appliquée aux contours pour les représenter comme un vecteur de descripteurs d'ondelettes. Si la différence entre les coefficients d'ondelettes du contour et ceux de son modèle (défini lors de l'initialisation) est trop grande, ces coefficients sont remplacés par ceux du modèle. Une force mesurant la différence entre le contour reconstruit et le contour réel est également ajoutée pour restreindre les écarts. Ce procédé limite ainsi l'attraction vers les minima locaux et évite la fuite lorsque le bord n'est pas visible.

De la même manière que les modèles statistiques, les modèles paramétriques de formes corrigent les problèmes de fuite des modèles déformables classiques. L'augmentation de la durée de la segmentation reste faible avec les superellipses, mais est un peu plus importante avec les harmoniques sphériques. Elle reste cependant négligeable s'il on considère l'apport sur la précision.

4.4 Conclusion

En définitive, de nombreuses familles de méthodes ont été appliquées à la segmentation de la prostate dans les images échographiques. Leur comparaison est cependant difficile sur le plan des performances car les métriques et leurs unités, la qualité des bases de données et le nombre de références expert utilisées diffèrent selon les articles. En outre, les temps de calculs, lorsqu'ils sont spécifiés, sont dépendants de la taille des images, du langage de programmation et de la capacité des ordinateurs, ces informations n'étant d'ailleurs pas toujours disponibles. L'annexe B récapitule les diverses métriques utilisées dans les travaux

présentés dans ce chapitre, ainsi qu'un tableau résumant les performances de ces approches.

Le bilan sur l'efficacité de ces méthodes met en évidence de bons résultats sur les images bien contrastées, peu bruitées et homogènes quel que soit le procédé. Les modèles déformables offrent cependant davantage de précision, notamment grâce à la présence d'une régularisation qui préserve une forme lisse. Néanmoins, la problématique de la segmentation à laquelle nous nous intéressons ne se résume pas aux bases de données de bonne qualité. En effet, ces algorithmes, utilisés dans un but clinique de diagnostic ou de planning pré, per ou post-opératoire, doivent être robustes pour s'adapter au plus grand nombre de patients. Les images échographiques présentent couramment des artefacts, comme nous l'avons vu dans le chapitre 3, liés aux effecteurs, au mode d'acquisition, à la pathologie et à la thérapie et les organes avoisinants perturbent également la netteté des bords. L'ensemble de ces difficultés complexifie ainsi énormément la segmentation de la prostate.

Ainsi, les détecteurs de bords seuls ne sont pas suffisamment spécifiques aux contours de l'organe. Les méthodes de suivi améliorent cette approche mais s'adaptent cependant difficilement au 3D. Les méthodes basées région, tel que la classification, la croissance de région ou l'apprentissage par renforcement, doivent s'appuyer sur des caractéristiques poussées et, pour le partitionnement des données, sur des classifieurs efficaces pour faire face à l'hétérogénéité de la prostate. Mais cela reste le plus souvent encore insuffisant et coûteux en temps de calcul. La meilleure solution semble donc, pour le moment, se trouver du côté des modèles déformables. Mais encore une fois, les contours actifs classiques, comme les snakes ou les level sets, ne suffisent pas à segmenter les images mal définies. En effet, les minima locaux, l'occultation des bords et les distributions similaires entre intérieur et extérieur affectent leur comportement. Les contours dynamiques discrets sont également sensibles à ces artefacts, mais le sont cependant moins grâce à une initialisation proche du bord et à leur caractère local. Des approches multirésolution ont donc été implantées permettant de réduire l'attraction vers les petites structures parasites. Mais, finalement, la majorité des études se sont penchées sur les modèles statistiques ou paramétriques pour améliorer les méthodes classiques et les résultats affichés sont nettement meilleurs. La sensibilité à l'initialisation et aux bords parasites persiste mais est cependant fortement diminuée, notamment grâce aux modèles d'apparence s'appuyant sur des informations de texture évoluées. Les erreurs de segmentation au niveau de la base et de l'apex subsistent tout de même pour la grande majorité de ces méthodes, en raison de la mauvaise définition de l'organe à ces extrémités, quelle que soit la qualité des données. Une dernière remarque sera faite sur les méthodes automatisées qui fournissent parfois une initialisation insuffisante en raison de la sensibilité à la définition de l'image. L'intégration d'une interaction, lorsque celle-ci reste simple et rapide, permet d'intégrer des connaissances expert pour obtenir une bonne initialisation sans que les contraintes ajoutées ne soit trop importantes. Le meilleur compromis entre interaction et robustesse doit donc être appliqué selon les performances de l'algorithme de segmentation.

L'objectif de cette thèse est d'apporter une segmentation robuste pour le planning d'une intervention par Ultrasons Focalisés à Haute Intensité. Au vu des contraintes imposées, évoquées au chapitre 2, qui, entre autres, ne permettent pas de s'orienter vers un modèle de forme et/ou d'apparence et des résultats parus dans la littérature, nous nous sommes tournés vers une méthode de contour dynamique discret tridimensionnelle qui répond déjà partiellement aux différentes conditions.

Chapitre 5

Méthode de base et améliorations apportées

L'étude bibliographique réalisée au préalable nous a orienté vers une méthode de Contour Dynamique Discret (DDC) tridimensionnelle [Hu 03], présentée à la section 5.1, en raison, entre autres, de ses qualités en terme de rapidité et de résultats. Ces derniers sont cependant fortement conditionnés par l'initialisation qui nécessite d'être proche des bords de l'organe. La méthodologie introduite a pour but d'éviter, comme cela est le cas dans l'utilisation simple de l'algorithme DDC, de converger vers un contour qui s'accrocherait pour partie sur des structures parasites. La difficulté vient de la faiblesse du signal de bord de prostate et de la présence de bords parasites leurrant facilement l'algorithme. Le problème est de contrecarrer ce type de convergence parasite, qui correspond à un maximum de la fonction énergie, obtenu dans le voisinage du contour initial, et ailleurs que sur le vrai contour. Une solution naturelle pour ce faire est d'élargir le domaine de recherche autour du contour initial, et d'utiliser des heuristiques pour transformer ce dernier en déplaçant tout ou partie de ses points vers des positions considérées comme de bonnes candidates à se trouver sur le vrai contour, dans ce champ de « vision » plus large.

Quand on envisage de procéder par heuristique on se trouve souvent face à une multitude de possibilités. Des choix doivent être faits, que l'on ne peut justifier qu'intuitivement et leur validité ne peut être discutée objectivement qu'au moyen d'évaluations quantitatives, éventuellement avec confrontation avec une méthode de référence si elle existe. Une question de principe peut d'ailleurs être posée : en étendant suffisamment l'espace de recherche autour du contour initial et pour une fonction énergie à maximiser (ou à minimiser) bien choisie, peut on espérer qu'une procédure d'optimisation globale fournisse avec une bonne probabilité (définie en raisonnant sur un ensemble varié de situations, y compris de mauvaises bases de données) un contour final proche du contour réel de l'organe. On ne pourra évidemment pas répondre dans le type de problème complexe posé ici à cette question (qui est une question d'évaluation de la précision statistique d'un estimateur, a moins de recourir à un modèle de simulation fiable difficile à élaborer et des calculs intensifs sur machine).

L'approche proposée ici, qui s'inscrit dans ce schéma de recherche de candidats et de repositionnement du contour, est bien entendu plus modeste et sera détaillée à la section 5.2. Cette partie des travaux correspond au bloc « points d'ancrage » du schéma 5.1, celui-ci récapitulant de manière plus large, les étapes majeures des études réalisées. Ainsi, alors que l'algorithme DDC exploite directement le champ de gradient de l'image, nous avons cherché à définir des amers et, de ce fait, à sélectionner au préalable l'information disponible. Différentes solutions étant proposées à ce stade, nous avons utilisé la méthode de détection de surface optimale (OSD) [Li 04] pour les fusionner avant de lancer la déformation par DDC. Nous avons alors été amenés à tester également l'OSD de manière directe à partir du maillage initial.

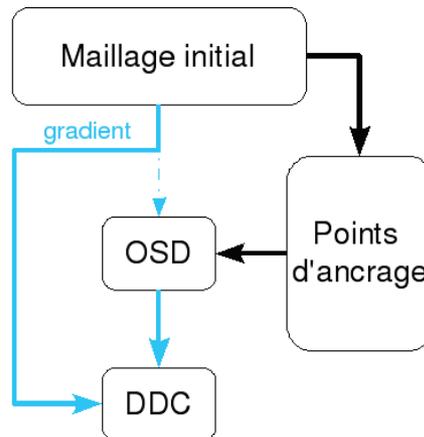


Fig. 5.1 – Schéma récapitulatif des travaux réalisés.

5.1 Contour Dynamique Discret

L'algorithme de Contour Dynamique Discret se décompose en deux phases avec, tout d'abord, l'initialisation correspondant à la création d'un maillage, puis l'amélioration de ce maillage par une méthode de modèle déformable pour l'ajuster au mieux sur le contour de l'organe.

5.1.1 Initialisation

L'initialisation est réalisée, dans [Hu 03], à partir de 6 points positionnés manuellement sur le bord de la prostate. Quatre d'entre eux (\mathbf{p}_0^{init} , \mathbf{p}_1^{init} , \mathbf{p}_2^{init} , \mathbf{p}_3^{init}) se situent dans une coupe centrale tels que représentés sur la figure 5.2, tandis que les deux restants (\mathbf{p}_4^{init} , \mathbf{p}_5^{init}) sont placés au centre de la base et de l'apex. Le point \mathbf{p}_0^{init} , \mathbf{p}_4^{init} , \mathbf{p}_5^{init} correspondent respectivement au point initial du côté de la paroi rectale, de la base et de l'apex.

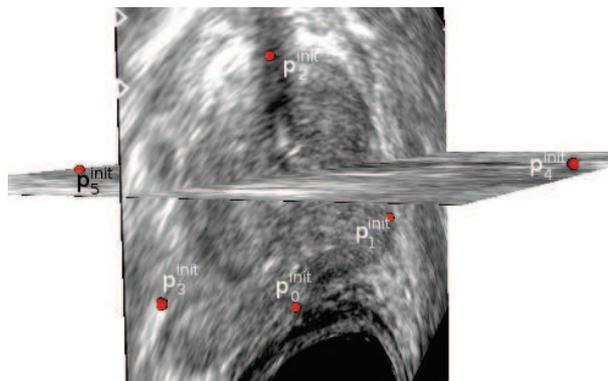


Fig. 5.2 – Points initiaux placés manuellement sur le contour de la prostate.

Un maillage, décrivant la surface d'un ellipsoïde, défini avec méridiens et parallèles (dont les sommets peuvent donc être précisés par deux entiers), est alors généré à partir des points initiaux $p_k^{init}(x_k, y_k, z_k)$, $k =$

0, ..., 5 où le centre $C(x_c, y_c, z_c)$ et les demi-axes s_x, s_y et s_z sont définis par :

$$\begin{aligned} x_c &= \frac{x_1 + x_3}{2}, & s_x &= \frac{x_1 - x_3}{2}, \\ y_c &= \frac{y_0 + y_2}{2}, & s_y &= \frac{y_2 - y_0}{2}, \\ z_c &= \frac{z_4 + z_5}{2}, & s_z &= \frac{z_5 - z_4}{2}. \end{aligned}$$

La surface obtenue ne passe pas exactement par les points initiaux et peut se situer, à ce stade, loin des bords de la prostate. Une transformation tridimensionnelle par plaques minces (« Thin Plate Spline ») [Bookstein 89], analogue aux splines cubiques en une dimension, est donc appliquée pour déformer l'ellipsoïde tout en préservant une forme lisse. Cette transformation fournit une fonction de mise en correspondance de deux ensembles de points homologues appelés points source et points cible, permettant de déduire pour chaque point (x, y, z) son point homologue déformé dans le volume image 3D :

$$(x, y, z) \rightarrow (f_x(x, y, z), f_y(x, y, z), f_z(x, y, z)), \quad (5.1)$$

où f_x, f_y et f_z sont les composantes de la fonction vectorielle d'interpolation par plaques minces $\mathbf{F} = (f_x, f_y, f_z)$. Chacune de ses composantes est décrite par :

$$f(x, y, z) = a_0 + a_1x + a_2y + a_3z + \sum_{k=0}^N w_k U(\|(x, y, z) - p_k^s\|), \quad (5.2)$$

où p_k^s correspondent aux points source. La fonction $U(\|d\|) = \|d\|^2 \ln \|d\|$ est une solution de l'équation biharmonique $\Delta^2 U = 0$ qui satisfait la condition de minimisation de l'énergie de courbure définie par :

$$\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial z^2} \right)^2 + 2 \left[\left(\frac{\partial^2 f}{\partial xy} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial xz} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial yz} \right)^2 \right] dx dy dz. \quad (5.3)$$

Les vecteurs de coefficients $\mathbf{a} = (a_0, a_1, a_2, a_3)$ et $\mathbf{w} = (w_0, w_1, \dots, w_N)$ peuvent être déterminés par une formulation matricielle qui, en notant p_k^c les points cible, s'exprime par :

$$[\mathbf{w}|\mathbf{a}]^T = \mathcal{L}^{-1} Y^T \quad (5.4)$$

$$\text{avec } \mathcal{L} = \begin{bmatrix} \mathcal{K} & \mathcal{P} \\ \mathcal{P}^T & \mathbf{0}_{4 \times 4} \end{bmatrix} \text{ et } Y = \left(p_1^c, p_2^c, \dots, p_N^c \mid 0 \ 0 \ 0 \ 0 \right), \quad (5.5)$$

$$\text{où } \mathcal{K} = \begin{bmatrix} 0 & U(d_{12}) & \dots & U(d_{1N}) \\ U(d_{21}) & 0 & \dots & U(d_{2N}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ U(d_{N1}) & U(d_{N2}) & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad d_{ij} = \|p_i^s - p_j^s\| \quad \text{et } \mathcal{P} = \begin{bmatrix} 1 & p_1^s \\ 1 & p_2^s \\ \vdots & \vdots \\ 1 & p_N^s \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

Dans le cas de l'initialisation, les points source correspondent aux extrémités des demi-axes de l'ellipsoïde tandis que les points cible sont définis par les points initiaux p_k^{init} . La fonction d'interpolation F permet

alors de déterminer pour chaque sommet du maillage de l'ellipsoïde, son sommet homologue déformé. Cette méthode permet finalement d'obtenir rapidement et simplement un maillage dont la forme ressemble à celle de la prostate et dont les sommets se sont rapprochés de sa frontière même s'ils en sont encore parfois éloignés (figure 5.3).



FIG. 5.3 – Maillage initial obtenu après transformation de l'ellipsoïde par plaques minces.

5.1.2 Déformation

Une fois le maillage initial créé, la déformation est produite en appliquant des forces aux sommets pour les conduire vers les bords de la prostate tout en préservant une forme régulière.

5.1.2.1 Dynamique

En introduisant une masse fictive en chaque sommet, leur déplacement est obtenu par application du principe fondamental de la dynamique. Ainsi la somme des forces en un sommet i permet d'en calculer l'accélération et d'en déduire la position et la vitesse à partir de l'instant précédent (approximation d'Euler) :

$$\mathbf{p}_i(t + \Delta t) = \mathbf{p}_i(t) + \mathbf{v}_i(t)\Delta t, \quad (5.7)$$

$$\mathbf{v}_i(t + \Delta t) = \mathbf{v}_i(t) + \mathbf{a}_i(t)\Delta t, \quad (5.8)$$

$$\mathbf{a}_i(t + \Delta t) = \frac{1}{m_i} \mathbf{f}_i^{tot}(t + \Delta t), \quad (5.9)$$

avec $\mathbf{p}_i=(x_i, y_i, z_i)$, la position du sommet,

\mathbf{v}_i , la vitesse,

\mathbf{a}_i , l'accélération,

\mathbf{f}_i^{tot} , la force totale,

m_i , la masse normalisée à 1,

et Δt , le pas temporel, également choisi égal à 1.

La procédure de déformation est ainsi répétée jusqu'à ce que les sommets s'immobilisent, ou plus précisément jusqu'à ce que l'accélération et la vitesse deviennent proches de zéro pour tous les sommets i :

$$\|\mathbf{a}_i\| < \epsilon, \|\mathbf{v}_i\| < \epsilon. \quad (5.10)$$

avec ϵ une faible valeur positive (de l'ordre de 0,01). Sans que les \mathbf{v}_i et les \mathbf{a}_i ne s'annulent exactement, les déplacements deviennent en général très faibles et n'apportent plus de changements notables au delà d'un certain nombre d'itérations. Par conséquent, dans le cas où le critère d'arrêt défini par les équations 5.10 n'est pas atteint, l'algorithme est stoppé après un nombre d'itérations fixé à l'avance et garantissant une bonne approche d'une position d'équilibre. De plus, les points initiaux entrés par l'opérateur appartenant par hypothèse au bord de la prostate, ceux-ci peuvent être maintenus à leur position en leur appliquant une force totale nulle.

5.1.2.2 Définition des forces

La force totale \mathbf{f}_i^{tot} , à l'origine de la déformation du maillage, s'exprime comme une somme pondérée d'une force externe (ou force image), d'une force interne et d'une force d'amortissement :

$$\mathbf{f}_i^{tot} = w_i^{ext} \mathbf{f}_i^{ext} + w_i^{int} \mathbf{f}_i^{int} + \mathbf{f}_i^d, \quad (5.11)$$

où les poids w_i^{ext} et w_i^{int} sont identiques pour tous les sommets et constants durant la déformation.

La force externe déplace le maillage vers des régions possédant les propriétés caractéristiques d'un bord de prostate. Elle est définie ici comme étant égale au gradient d'une fonction énergie (potentiel). Cette fonction dépend du gradient de l'image lissée par un filtre gaussien, et est définie par :

$$E(x, y, z) = \|\nabla(G_\sigma * I(x, y, z))\|, \quad (5.12)$$

où G_σ est un filtre gaussien isotope, I l'image, (x, y, z) les coordonnées des pixels. On a donc :

$$\mathbf{f}^{ext}(x, y, z) = \frac{\nabla E(x, y, z)}{\max\|\nabla E(x, y, z)\|}, \quad (5.13)$$

où $\max\|\nabla E(x, y, z)\|$ est le maximum détecté dans le volume image. L'amplitude de la déviation standard σ conditionne la distance à laquelle le bord pourra être attractif. Une grande valeur est donc préférable pour permettre de progresser vers les contours plus éloignés mais diminuera alors la précision de la localisation.

Afin d'éviter que les sommets ne se regroupent, les composantes tangentielles sont ignorées :

$$\mathbf{f}_i^{ext} = (\mathbf{f}^{ext}(x_i, y_i, z_i) \cdot \mathbf{r}_i) \cdot \mathbf{r}_i, \quad (5.14)$$

où $\mathbf{f}^{ext}(x_i, y_i, z_i)$ correspond à la force interpolée linéairement en trois dimensions aux coordonnées réelles du sommet i à partir des forces des voxels voisins et \mathbf{r}_i , le vecteur unité normal à la surface en ce sommet et orienté vers l'extérieur.

En outre, pour limiter l'attraction du contour vers des singularités autres qu'un bord de prostate, une contrainte directionnelle est incluse dans le processus de déformation (cf. chapitre 3). Considérant que la prostate est plus sombre que son environnement, seules les forces externes s'appuyant sur un gradient dirigé vers l'extérieur, c'est à dire dans le sens de la normale, sont prises en compte :

$$\mathbf{f}_i^{ext} = \begin{cases} (\mathbf{f}^{ext} \cdot \mathbf{r}_i) \cdot \mathbf{r}_i & \text{si } \mathbf{r}_i \cdot \nabla(G_\sigma * I(x_i, y_i, z_i)) \geq 0, \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.15)$$

Le bruit présent dans les images échographiques générant beaucoup de minima locaux via l'opérateur gradient, une force interne est ajoutée pour régulariser le contour :

$$\mathbf{f}_i^{int} = \left[\left(-\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \frac{e_{ij}}{\|e_{ij}\|} \right) \cdot \mathbf{r}_i \right] \cdot \mathbf{r}_i \quad (5.16)$$

où $\mathbf{e}_{ij} = \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j$ est le vecteur reliant le sommet j de coordonnée \mathbf{p}_j et le sommet i de coordonnée \mathbf{p}_i , et M le nombre de voisins. De la même manière que la force externe, la force interne est orientée suivant la normale \mathbf{r}_i . Cette force devient négligeable lorsque la surface s'aplanit localement. Ainsi, lorsque qu'un sommet produit un pic ou un creux relativement à ses voisins, la force interne le ramènera au niveau de ces derniers. Cependant, le maillage étant une surface fermée avec un échantillonnage relativement parcimonieux, l'agencement entre sommet voisins ne pourra pas s'apparenter à un plan. Cette définition de la force interne amène, en absence de force externe, le contour à rétrécir jusqu'à converger en un point.

Finalement, une force d'amortissement fluide, proportionnelle et opposée à la vitesse, permet d'assurer la stabilité du comportement dynamique et d'éviter des oscillations de part et d'autre du bord :

$$\mathbf{f}_i^d = w_i^d \mathbf{v}_i \quad (5.17)$$

avec w_i^d une pondération négative. En effet, \mathbf{f}_i^{int} peut être assimilée à une force élastique qui, conjointement avec la masse des sommets, constitue un système masse-ressort qui demande à être amorti.

Cette méthode a pour avantage d'avoir une initialisation simple, demandant peu d'interactions avec l'utilisateur, et produisant une forme similaire à celle de la prostate. Elle peut fournir dans bien des cas, une segmentation rapide et de bonne qualité. Cependant, elle n'exploite l'image que localement et est, par conséquent, sensible à l'initialisation. En effet, le maillage initial doit être à proximité du bord de la prostate, et ne pas être trop proche de la paroi rectale qui présente elle-même un fort gradient. Le contour initial ne vérifiant pas toujours ces conditions, la déformation après convergence mène parfois à des minima erronés. Par ailleurs, la méthode présente souvent de grands écarts au niveau de la base et de l'apex lorsque les bords sont mal définis. Néanmoins, comme nous l'avons vu au chapitre 4, cet inconvénient est commun à la majorité des approches. Enfin, la définition de la force interne, telle que présentée dans [Hu 03], a tendance à rétrécir le contour et peut donc « freiner » des forces images qui tendent à amener le maillage vers des bords de prostate se situant à l'extérieur du maillage.

5.2 Approches proposées

L'objectif des travaux présentés dans cette partie est de diminuer la sensibilité à l'initialisation de l'algorithme DDC appliqué aux images échographiques de prostate, dans sa version proposée dans les travaux de Hu *et al.* Dans un premier temps, nous présenterons, dans la section 5.2.1.1, le calcul de la normale, la construction du repère local associé ainsi que la définition de la courbure que nous utiliserons. Nous nous intéresserons ensuite aux premières modifications amenées à la méthode qui ont pour but de rapprocher le maillage initial du bord de l'organe avant de lancer la déformation. Après un léger changement dans l'initialisation (section 5.2.2), cinq étapes supplémentaires, illustrées sur le schéma 5.4, sont appliquées. La paroi rectale est tout d'abord extraite afin d'éviter de la confondre avec le bord de la prostate, comme décrit à la section 5.2.3. L'image à proximité du contour est ensuite explorée pour rechercher de nouveaux candidats puis repositionner les sommets. Cependant, les images échographiques sont fortement bruitées et présentent de nombreux artefacts. Le maillage obtenu à ce stade est par conséquent accidenté et un post-traitement est alors nécessaire pour le régulariser. Cette étape conduira cependant à l'obtention de deux solutions impliquant un choix. Pour ce faire, l'algorithme de détection de surface optimale, détaillé à la section 5.2.8, sera

utilisé. Finalement, après avoir modifié la force interne, la déformation par la méthode de contour dynamique discret sera appliquée pour finaliser la segmentation (section 5.2.9).

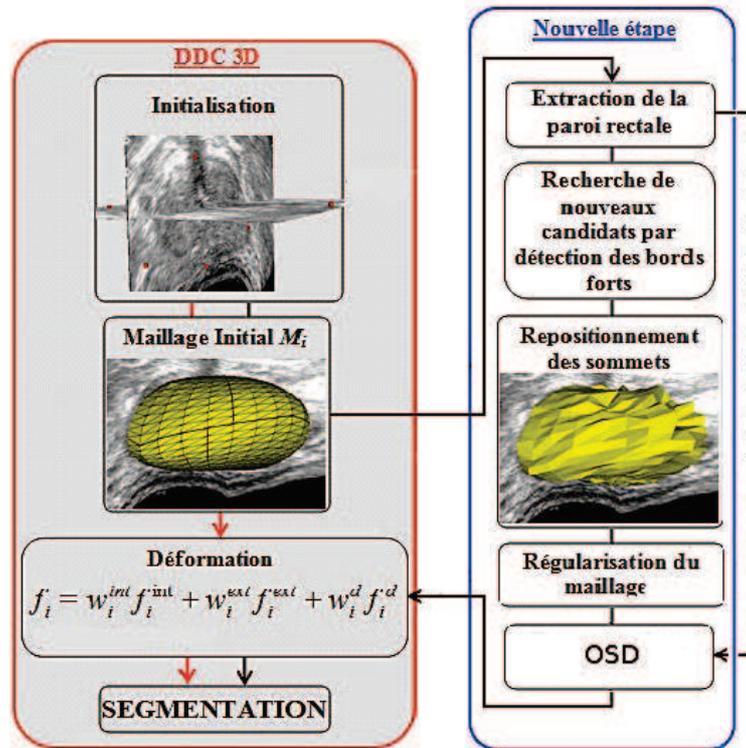


FIG. 5.4 – Algorithme de Contour Dynamique Discret appliqué à la prostate [Hu 03] (gauche). Etape supplémentaire qui rapproche le maillage initial du bord de la prostate avant d’appliquer la déformation (droite).

5.2.1 Définitions préliminaires

5.2.1.1 Normale à la surface

Le calcul de la normale n’étant pas décrit dans l’article de Hu et al., la définition proposée par [Ghanei 98] a été appliquée. Celle-ci définit la normale \mathbf{R}_i en un sommet i par une somme pondérée des normales (unitaires) \mathbf{n}_{ik} aux facettes voisines. Les pondérations, correspondant pour chacune d’entre elles à l’angle adjacent au sommet (figure 5.5), tiennent ainsi compte des contributions propres aux différentes facettes (équations 5.18, 5.19, 5.20, 5.21).

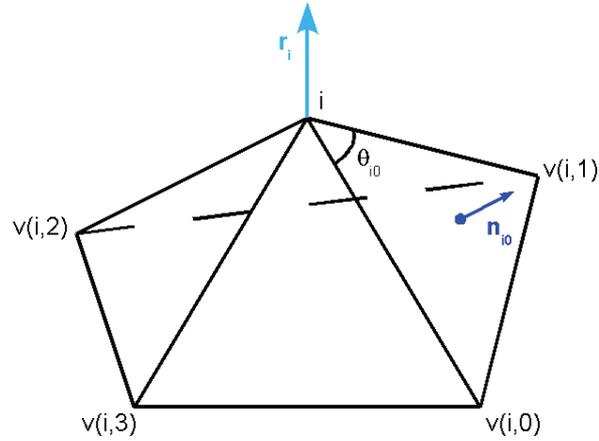


FIG. 5.5 – Définition de la normale au sommet i en fonction des normales unitaires $\mathbf{n}_{i,k}$ des facettes voisines et des angles adjacents au sommet $\theta_{i,k}$.

$$\mathbf{R}_i = \frac{1}{\theta_i} \sum_{k=0}^{M-1} \theta_{i,k} \mathbf{n}_{i,k}, \quad (5.18)$$

$$\text{où } \theta_i = \sum_{k=0}^{M-1} \theta_{i,k}, \quad (5.19)$$

$$\text{et } \theta_{i,k} = \cos^{-1}(\mathbf{e}_{i,k}, \mathbf{e}_{i,k+1}). \quad (5.20)$$

Le vecteur normal à chaque facette est obtenu par le produit vectoriel de deux de ces arrêtes :

$$\mathbf{n}_{i,k} = \frac{\mathbf{e}_{i,k} \wedge \mathbf{e}_{i,k+1}}{\|\mathbf{e}_{i,k} \wedge \mathbf{e}_{i,k+1}\|} \quad (5.21)$$

Finalement, le vecteur \mathbf{r}_i , dirigé vers l'extérieur, est construit par normalisation :

$$\mathbf{r}_i = \frac{\mathbf{R}_i}{\|\mathbf{R}_i\|}. \quad (5.22)$$

5.2.1.2 Repère local

La surface produite lors de l'initialisation est constituée d'un ensemble ordonné de sommets repérés par un indice $i = (a, b)$, où a et b sont les coordonnées sur le maillage précisant respectivement un indice de méridien et de parallèle (figure 5.6).

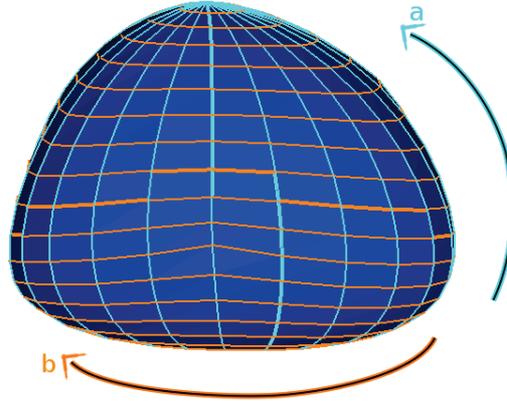


FIG. 5.6 – Coordonnées sur le maillage.

Les repères locaux, définis pour chaque sommet i , sont construits (figure 5.7) avec la direction Z' (rouge) donnée par celle de la normale \mathbf{r}_i . L'axe X' (bleu) correspond, dans notre cas, à la projection, sur le plan tangent défini par \mathbf{r}_i , du vecteur \mathbf{e}_{ji} avec $i = (a, b)$ et $j = (a, b - 1)$. La direction Y' est alors orthogonale à la paire (X', Z') . Il en résulte une matrice orthonormale $\mathbf{R} = [\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \mathbf{R}_3]^T$ permettant de passer du système de coordonnées globales recentrées sur le sommet i au système de coordonnées locales, avec :

$$\mathbf{R}_3 = \mathbf{r}_i \quad \mathbf{R}_1 = \frac{(\mathbf{I} - \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T) \mathbf{e}_{ij}}{\|(\mathbf{I} - \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T) \mathbf{e}_{ij}\|} \quad \mathbf{R}_2 = \mathbf{R}_3 \wedge \mathbf{R}_1 \quad (5.23)$$

où \mathbf{I} est la matrice identité.

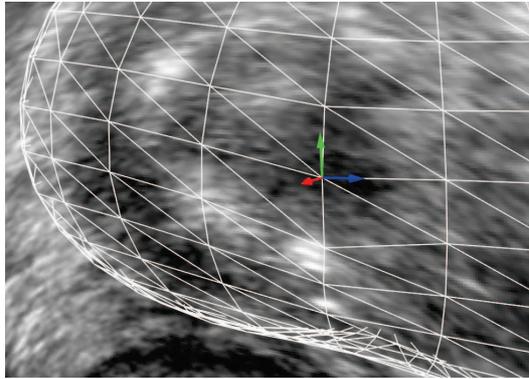


FIG. 5.7 – Repère local en un sommet du maillage. En rouge, $R_3 (Z')$; En bleu, $R_1 (X')$; En vert, $R_2 (Y')$.

5.2.1.3 Courbures

Par la suite, différentes étapes de la méthode utiliseront des courbures moyennes. Le choix de la méthode pour leur estimation s'est orienté vers l'ajustement d'une quadrique, qui offre une meilleure précision que d'autres approches classiques [Surazhsky 03]. Une forme simple de quadrique $Z' = aX'^2 + bX'Y' + cY'^2$ a été utilisée pour limiter les temps de calcul. Le principe consiste alors à ajuster cette surface lisse à un ensemble de sommets voisins du sommet d'intérêt i , puis à utiliser la courbure de cette surface comme estimation.

A partir du repère local défini précédemment, les coordonnées locales des sommets voisins sont, tout d'abord, déterminées par la relation $\mathbf{p}'_{v(i,k)} = \mathbf{R}(\mathbf{p}_{v(i,k)} - \mathbf{p}_i)$, puis exploitées pour déduire par moindres carrés les coefficients de la quadrique :

$$\begin{bmatrix} x'_{v(i,1)2} & x'_{v(i,1)}y'_{v(i,1)} & y'_{v(i,1)2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x'_{v(i,n)2} & x'_{v(i,n)}y'_{v(i,n)} & y'_{v(i,n)2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}_i = \begin{bmatrix} z'_{v(i,1)} \\ \vdots \\ z'_{v(i,n)} \end{bmatrix} \quad (5.24)$$

La courbure moyenne au sommet i est alors donnée par :

$$H_i = a_i + c_i. \quad (5.25)$$

Bien que nos travaux aient été effectués sur les bases de données non interpolées, la position réelle des sommets et leurs normales associées ont été prises en compte dans le calcul des courbures afin de ne pas introduire de biais.

5.2.2 Ajout de points initiaux

Les résultats de la segmentation sont fortement conditionnés par l'éloignement entre le maillage de départ et le bord de l'organe et donc par le placement des points initiaux. Les points p_0^{init} et p_2^{init} situés respectivement aux extrémités inférieure et supérieure dans une coupe axiale centrale sont approximativement alignés de manière à correspondre à l'orientation de la prostate dans cette vue (figure 5.8). p_1^{init} et p_3^{init} sont alors placés de part et d'autre de façon à ce que le segment qu'ils forment soit à peu près orthogonal à l'axe reliant p_0^{init} à p_2^{init} . Les figures 5.8 et 5.9, (a) et (b) illustrent deux exemples de contours initiaux (jaune) pour lesquels seuls les points initiaux p_1^{init} et p_3^{init} diffèrent. Dans le cas où ceux-ci sont placés à mi-hauteur, le maillage apparaît adapté à la partie haute de l'organe mais trop éloigné de sa partie basse. Il est donc usuel de les déplacer vers le bas, là où l'organe se montre souvent plus large, afin de s'approcher au mieux des bords à atteindre. Cependant, la prostate étant parfois bombée sur sa partie supérieure, ces quatre points initiaux ne suffisent pas toujours. Deux points ont donc été ajoutés sur le haut de l'organe pour préciser l'initialisation (figures 5.8 et 5.9 (c)). Bien que n'étant pas toujours nécessaire, ceci permet de s'adapter à une plus grande variété de formes sans pour autant être trop contraignant pour l'utilisateur.

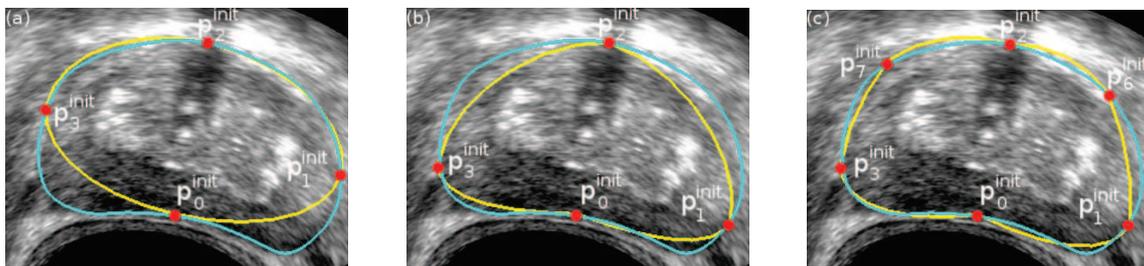


FIG. 5.8 – Différentes configurations du placement des points initiaux (rouge) au nombre de six (resp. huit) au total pour (a) et (b) (resp. (c)) donc quatre (resp. six) sur la coupe axiale présentée. Maillage initial en jaune, référence expert en cyan.



FIG. 5.9 – Vues 3D des maillages initiaux (jaune) correspondant aux différentes configurations du placement des points initiaux de la figure 5.8 superposées à la référence expert (cyan).

5.2.3 Extraction de la paroi rectale

La paroi rectale présente des gradients qui, lorsque l'on compare des valeurs de projection sur la normale à la surface du maillage, peuvent être plus importants que pour le bord de la prostate. Afin d'écartier cette région lors de la recherche de nouveaux candidats, une procédure préalable est appliquée, non pas pour segmenter précisément la paroi rectale, mais pour extraire une zone la contenant. Pour cela, des rayons sont tout d'abord lancés à partir du centre de la sonde, définis dans chacune des coupes, en couvrant complètement un angle d'environ 120° . Le ballon étant majoritairement hypoéchogène, les premiers pixels brillants p_b détectés appartiennent généralement à l'interface avec la paroi rectale. Néanmoins, quelques artefacts peuvent se manifester par des traînées de points peu intenses, entraînant une mauvaise localisation de la limite du ballon. La variation de longueur d'un rayon à son voisin doit cependant être a priori limitée. En outre, les voxels p_b parasites sont peu brillants et possèdent, par conséquent, un niveau de gris inférieur à la moyenne d'intensité des voxels p_b . Ces a priori ont ainsi été exploités pour prolonger les rayons ne vérifiant pas les conditions de continuité (de leur longueur, d'un rayon à un rayon voisin) et d'intensité afin de se rapprocher plus précisément de l'interface entre le ballon et la paroi rectale (figures 5.10 de gauche)(cf. annexe C pour plus de détails).

Les pixels situés dans une bande étroite à partir du bord du ballon sont ensuite considérés comme appartenant potentiellement à la paroi rectale (figures 5.10 de droite). L'épaisseur de cette région est définie comme égale à $d_i - 2$, où d_i correspond à la distance séparant le bord du ballon du point initial p_0^{init} en suivant la normale en ce sommet. Cependant, la prostate n'étant pas toujours accolée à la paroi rectale, notamment pour celles de petite taille, une épaisseur maximale de 20 pixels, déterminée empiriquement sur un ensemble de bases de données patient, a été choisie.

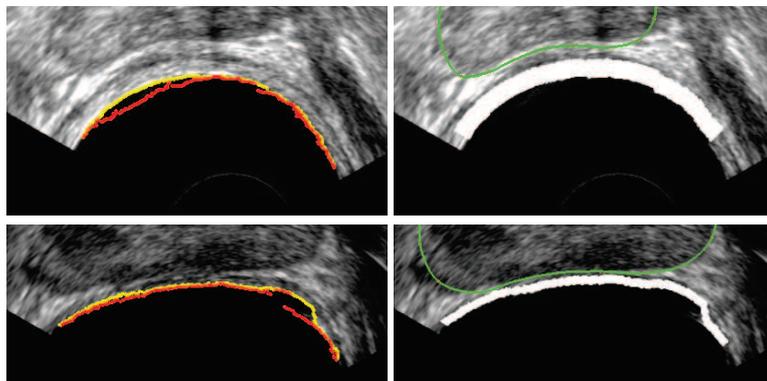


FIG. 5.10 – Détection de l'interface entre le ballon et la paroi rectale (gauche). Premiers pixels brillants (rouge), pixels corrigés par des contraintes de régularité et d'intensité (jaune). Extraction d'une zone (en blanc) contenant la paroi rectale (droite). Contour expert (vert).

La courbure de la paroi rectale et la proximité de la prostate conduisent parfois certains sommets du maillage initial à se situer dans le ballon ou sur la paroi rectale. Si tel est le cas, ces points sont alors déplacés, suivant le rayon qui les relie au centre de la sonde, en direction de la prostate jusqu'à ce qu'il sorte de la zone définie précédemment (figure 5.11).

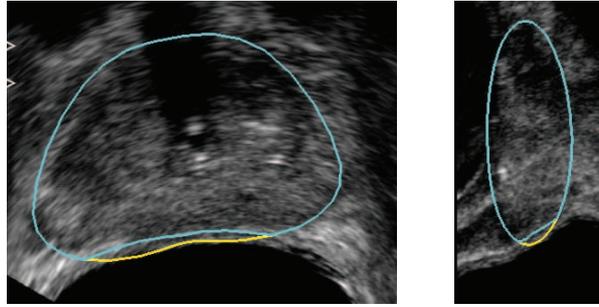


FIG. 5.11 – Maillage initial possédant des sommets dans le ballon ou sur la paroi rectale (jaune), déplacement de ces sommets vers la prostate (cyan). Vue axiale (gauche), vue sagittale non interpolée (droite).

5.2.4 Détection des candidats

La détection des candidats a pour objectif de rechercher localement dans un voisinage de chaque sommet, cylindrique et aligné sur la normale correspondante, de nouvelles positions candidates à être situées sur un bord de prostate, en exploitant les caractéristiques de l'image. Nous détaillerons ici la procédure appliquée pour y parvenir puis nous expliquerons le choix des longueurs définissant l'horizon de recherche.

5.2.4.1 Procédure de détection

Une fois la zone de la paroi rectale détectée et le maillage repositionné vers l'intérieur, cette région devient moins sensible aux faux positifs. Cependant, pour le reste de la prostate, le maillage peut se trouver éloigné de la limite de l'organe et risque de ne pas l'atteindre lors de la déformation. L'idée est donc ici, en des endroits où l'image est suffisamment informative, de repositionner le maillage à proximité du bord avant d'appliquer les forces. Le contour au voisinage du sommet i est, encore une fois, considéré comme caractérisé par un gradient $\mathbf{G}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z})$ fort orienté suivant la normale \mathbf{r}_i . A noter que, par simplicité, nous appellerons gradient, le gradient de l'image lissée par un filtre gaussien. Ainsi, pour chaque sommet, on considère un cylindre orienté normalement à la surface pour délimiter la zone de recherche (figure 5.12).

La première approche consiste alors à y détecter le point m_{ps} présentant le maximum de produit scalaire positif entre $\mathbf{G}(x, y, z) = \nabla(G_\sigma * I(x, y, z))$ et \mathbf{r}_i , que l'on nommera M_{ps} . Au niveau de la paroi rectale, la zone préalablement extraite (zone blanche sur la figure 5.10 à droite) est exclue de la recherche. Si $M_{ps} > 0$ une méthode de croissance de région est ensuite utilisée pour dégager un ensemble de voxels connexes et incluant \mathbf{m}_{ps} , que nous nommerons région candidate et noterons $Rg(i)$. Ces voxels présentent tous une valeur de gradient projeté comprise entre les seuils Tl et Th définis par :

$$Tl(\lambda) = \lambda M_{ps}, \quad (5.26)$$

$$Th = M_{ps}. \quad (5.27)$$

où $\lambda \in [0, 1]$.

Il en résulte, dans ce cas, une ou aucune région candidate par sommet, dépendant de la présence de \mathbf{m}_{ps} avec une valeur M_{ps} positive. Un exemple est donné sur la figure 5.13 où apparaît, sur la coupe axiale (a),

une bonne adéquation entre les régions extraites et le contour expert (cyan). Nous remarquons cependant l'absence de candidat sur la partie droite de l'image, où le bord est moins bien défini (ou même pratiquement invisible) avec parfois de faux positifs générés par d'autres structures (petite région à l'intérieur du contour rouge). La vue 3D (figures (b), (c) et (d)) met en évidence une plus forte concentration de régions sur la partie centrale qu'à la base où l'apex. Ces représentations illustrent également le gain obtenu par le traitement préalable appliqué à la paroi rectale qui permet d'éviter de forts gradients présents dans cette zone et de repérer ceux, de plus faible amplitude, présents sur le bord de la prostate.

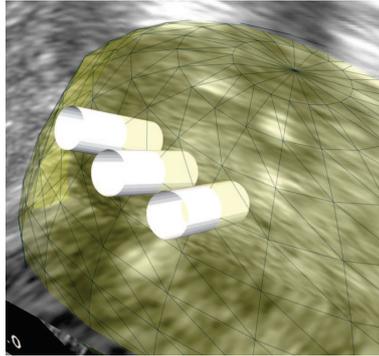


FIG. 5.12 – Cylindres centrés sur les sommets du maillage initial et orienté suivant la normale, délimitant la zone de recherche des nouveaux candidats.

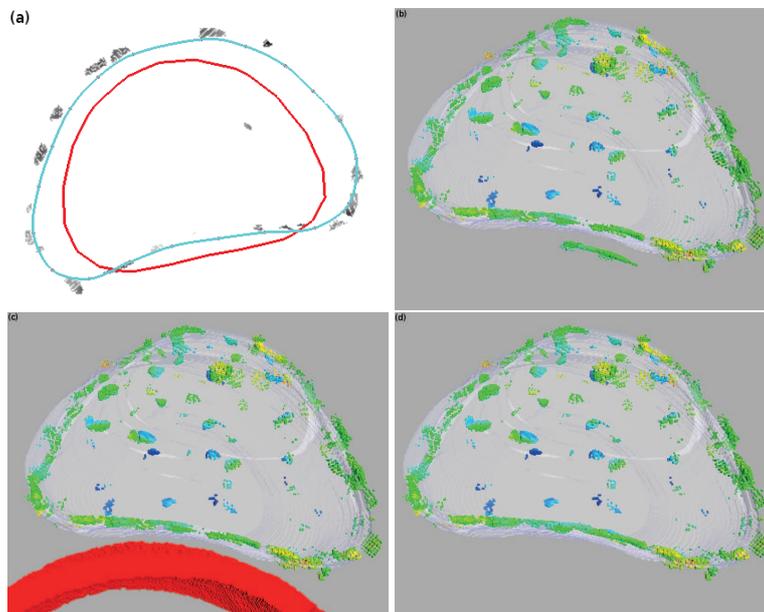


FIG. 5.13 – Extraction d'une région par sommet. (a) Coupe axiale avec contour expert superposé (cyan) et maillage initial (rouge). (b) Régions extraites sans détection préalable de la paroi rectale, (c) superposition de la zone contenant la paroi rectale, (d) Régions extraites en excluant les maxima contenus dans la région de la paroi rectale. La couleur utilisée pour les régions correspond à l'amplitude du gradient croissante du bleu au rouge.

La deuxième approche est motivée par le constat suivant : la limite de la prostate pouvant être peu marquée, avec parfois des structures avoisinantes présentant de fortes valeurs de gradients projetés, l'extraction

du maximum ne conduira par forcément vers la frontière de l'organe. Ainsi, plusieurs régions candidates par sommet ont été recherchées. Localiser le \mathbf{m}_{ps} dans le cylindre, extraire la région candidate associée puis exclure les voxels la constituant pour rechercher le maximum suivant, le tout itérativement, conduit fréquemment à une concentration des voxels autour du premier maximum plutôt qu'à l'obtention de plusieurs régions. Par conséquent, la procédure choisie a été de partitionner le cylindre en 2 ou 3 parties selon sa longueur pour y rechercher des \mathbf{m}_{ps} locaux. Des régions sont ensuite dégagées sans tenir compte de la partition. Dans le cas où deux régions 1 et 2 se recouvrent, seule celle issue du point possédant la valeur de gradient projeté $\max(M_{ps1}, M_{ps2})$ est retenue (région R2 dans le cas représenté sur le schéma 5.14). En effet, la taille de la région étant exploitée par la suite, il est nécessaire que seuls les voxels connexes appartenant à un intervalle $[\lambda Th, Th]$, avec λ fixé à une valeur entre zéro et un, y soient inclus. Finalement, chaque sommet i possède de 0 à 3 régions (figure 5.15), impliquant une phase de sélection avant de le repositionner au mieux. Avant de décrire les méthodes mises en œuvre pour y parvenir (section 5.2.5), nous allons, dans un premier temps, nous intéresser au choix des profondeurs de recherche.

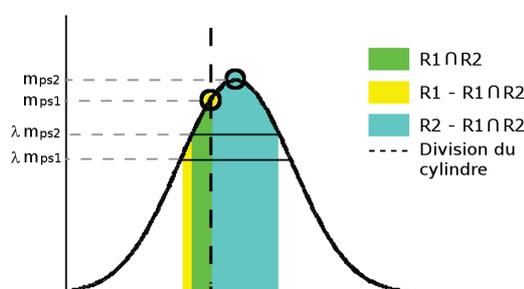


FIG. 5.14 – Recouvrement de régions extraites dans le cylindre au niveau d'un fort gradient représenté par un profil gaussien. R1 et R2 correspondent aux régions issues respectivement de \mathbf{m}_{ps1} et \mathbf{m}_{ps2} .

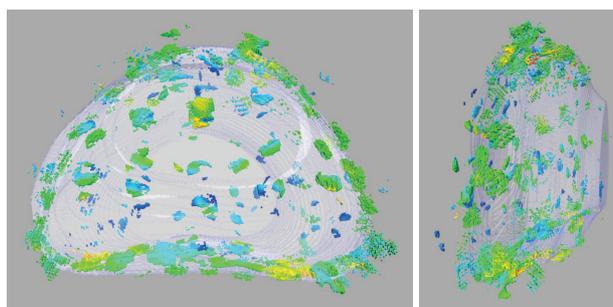


FIG. 5.15 – Extraction de plusieurs régions par sommet.

5.2.4.2 Longueurs de recherche

La distance maximale au contour initial à laquelle les candidats vont être recherchés conditionne les erreurs sur le recrutement des régions dans le cylindre. En effet, les images échographiques de prostate ne sont pas toujours bien définies. Une trop grande longueur de recherche augmente donc le risque de détecter des bords parasites mais une portée trop faible diminue les chances de capturer le contour lorsque celui-ci est éloigné.

Dans [Nanayakkara 06], les longueurs de recherche associées aux points du contour sont modulées en fonction de leurs probabilités d'appartenir au bord de la prostate. Ainsi, plus le contraste entre l'intérieur et l'extérieur est fort et plus les intensités au sein du contour sont homogènes, moins la profondeur de recherche associée au sommet considéré est grande. Ceci a du sens dans le cas d'une prostate bien contrastée et plus particulièrement en deux dimensions où le contour initial a de fortes chances d'être proche du bord. Cependant, dans le cas tridimensionnel, le maillage initial présente plus souvent des sommets éloignés des limites de la prostate. Par ailleurs, les limites de l'organe peuvent être peu marquées tout en se trouvant à proximité d'un gradient fort n'appartenant pas la frontière recherchée. Le sommet peut ainsi être positionné sur un bord probable sans que cela soit celui de la prostate. Définir de manière adaptative une bonne longueur de recherche en exploitant localement l'image s'avère donc problématique.

Plutôt que d'adapter les profondeurs de recherche, nous avons ainsi choisi de fixer à une même valeur, en tout point du maillage, la longueur des cylindres explorés.

Afin de déterminer le meilleur compromis de longueur, des tests ont été réalisés pour huit bases de données de prostate variées en forme et en taille et à partir de deux maillages initiaux pour chacune d'entre elles. Les évaluations ont été effectuées séparément sur les sommets pour lesquels la référence expert se situe à l'extérieur ou à l'intérieur du maillage. De plus, pour chacune de ces catégories sont distingués les sommets se situant au niveau de la paroi rectale, c'est à dire à une distance de moins de 30 voxels, et ceux qui en sont éloignés.

Le premier test comptabilise le pourcentage de sommets pour lesquels la longueur de recherche est suffisamment grande pour inclure le bord de la prostate. La figure 5.16 illustre les résultats obtenus pour des distances de 10, 15, 20, 25 et 30 pixels. Des valeurs plus élevées apportent peu de changements. Chaque couleur correspond à une base de données et chaque barre à un maillage. Chacune de ces bases de données disposant de deux contours expert, le premier a été utilisé pour placer les points initiaux et créer le maillage tandis que le deuxième a servi de référence. Cependant, certaines bases sont de mauvaise qualité et de forts écarts apparaissent entre les délimitations manuelles. Ceci étant le cas pour les trois derniers exemples (bleu, magenta et marron), la première barre correspond à un test effectué en utilisant le même contour expert pour l'initialisation et l'évaluation. A noter que huit points ne suffisent pas à obtenir un maillage qui épouse complètement la forme de la prostate. Ainsi, malgré une bonne initialisation, de grandes différences entre le maillage et le contour expert peuvent tout de même apparaître.

Le deuxième test évalue des distances moyennes entre le contour expert et l'extrémité du cylindre, en séparant le cas où le bord est inclus de celui où il est exclu (figure 5.17). Nous appellerons ces distances respectivement $d = d_{in}$ et $d = d_{ex}$. La longueur de recherche offrant le meilleur compromis est alors celle qui permet d'inclure une majorité de bords tout en limitant le risque de fausses détections. Les cas $d = d_{in}$ doivent donc être majoritaires mais avec une valeur moyenne des valeurs d_{in} la plus faible possible et les $d = d_{ex}$, très petites dans l'idéal. De petites valeurs, pour ces dernières, restent cependant acceptables puisque le filtre gaussien utilisé élargira les bords et les mettra plus à portée. Dans le cas de valeurs d_{ex} pas trop grandes, élargir la recherche présente un intérêt car cela indique la proximité des limites de la prostate. En revanche, si les d_{ex} sont trop élevées et que le pourcentage de sommets pour lesquels le bord est déjà inclus est grand, agrandir l'intervalle d'exploration augmenterait le nombre de faux candidats inutilement.

Sur la figure 5.16 (a), représentant les résultats pour les contours se situant à l'extérieur du maillage et éloignés de la paroi rectale, on constate qu'à partir d'une distance de 20 pixels, le gain sur le pourcentage de sommets qui incluent le bord de la prostate est nul pour la base jaune et les trois dernières bases qui sont de mauvaise qualité. En effet, la figure 5.17 (a) correspondante nous montre que les moyennes des d_{ex} sont bien trop grandes pour atteindre les limites de l'organe. En revanche pour les bases restantes (rouge, orange, verte

et cyan), une distance de 25 pixels apporte une amélioration en terme de pourcentage avec des d_{ex} restantes suffisamment petits pour ne pas utiliser une distance de 30 pixels. Pour les contours situés à l'intérieur et éloignés de la paroi rectale (figures 5.16 et 5.17 (b)), l'apport au delà de 15 pixels concerne essentiellement la dernière base très mal initialisée, avec toutefois un saut important dans les pourcentages entre 15 et 20, cette dernière valeur semblant finalement correspondre au meilleur compromis pour limiter les d_{in} . En ce qui concerne les sommets proches de la paroi rectale une longueur de 20 pixels améliore sensiblement les résultats pour une seule base de données (première barre de la base mauve pour les contours extérieurs et de la base jaune pour les contours intérieurs). En effet, les d_{ex} des premières bases étant quasiment nuls, le contour peut être considéré comme inclus pour l'ensemble de ces maillages. Dans le cas de la base mauve, le nombre de contours extérieurs étant faible, un petit nombre de sommets prend facilement de l'importance en termes de pourcentage. De plus, les distances vers l'extérieur ne doivent pas s'étendre trop dans cette zone pour limiter le risque présenté par les vésicules séminales. La longueur de recherche sera donc de 15 pixels vers l'extérieur, à proximité de la paroi rectale. En revanche, le nombre de sommets exclus pour la base jaune étant plus conséquent, une longueur de 20 pixels sera utilisée pour l'intérieur.

Enfin, le graphique sur les pourcentages met en évidence qu'adapter la longueur de recherche à la taille de la prostate n'a pas de sens. En effet, les bases orange et verte sont de petite taille et se comportent, selon les zones, de la même manière qu'une prostate de grande taille telle que la base rouge. Par ailleurs, un essai a été réalisé en augmentant les longueurs de recherche par rapport à l'éloignement aux points initiaux. Cependant, la prostate pouvant avoir des formes irrégulières, cette méthode fournit de moins bons résultats qu'une longueur fixée pour toutes les bases.

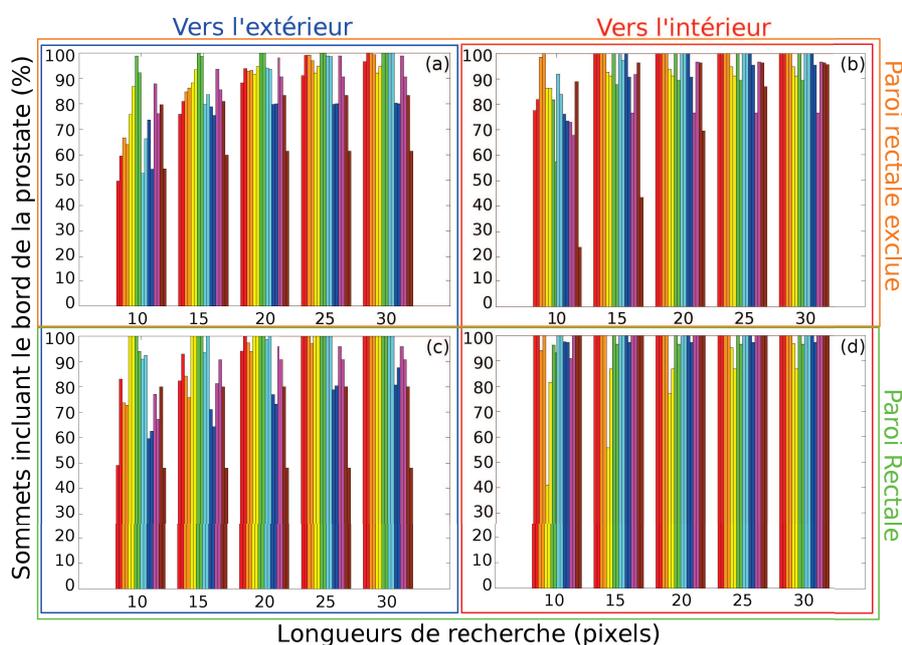


FIG. 5.16 – Pourcentage de sommets pour lesquels la longueur de recherche est suffisante pour inclure le bord de la prostate. Les sommets considérés sont ceux pour lesquels le contour se situe à l'extérieur (a et c) (à l'intérieur (b et d)) et en dehors (a et b) (au niveau (c et d)) de la zone de la paroi rectale. Chaque couleur correspond à une base de données différente, les deux barres, pour chacune d'entre elles, représentant le résultat obtenu à partir de différents maillages initiaux.

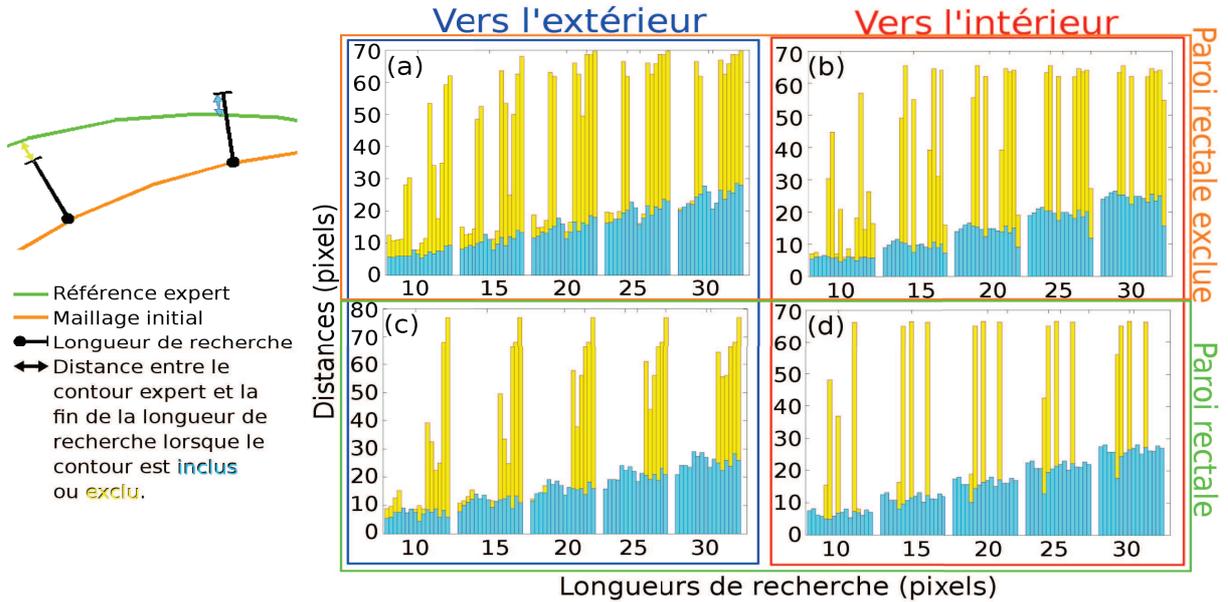


FIG. 5.17 – Distances entre le contour expert et l’extrémité des longueurs de recherche, Contour à l’extérieur (a) et à l’intérieur (b) du maillage excepté la paroi rectale, Contour à l’extérieur (c) et à l’intérieur (d) au niveau de la paroi rectale. Bleu : distances des contours compris dans les longueurs de recherche (d_{in}), jaune : distances des contours se situant au delà (d_{ex}).

5.2.5 Sélection des candidats

L’approche consistant à extraire plusieurs régions candidates par sommet implique, à un moment où à un autre, de sélectionner les plus probables quant à l’appartenance au bord de la prostate avant de les exploiter pour repositionner le maillage. Dans ce but, nous décrivons tout d’abord une mesure de régularité locale dont l’objectif est de quantifier dans quelle mesure un candidat forme un ensemble cohérent avec ses voisins. Dans un second temps nous utiliserons une régression logistique pour attribuer aux régions une probabilité d’appartenance à la frontière de l’organe recherchée.

5.2.5.1 Mesure locale de régularité

Le gradient des régions n’étant pas toujours le plus élevé au niveau du contour d’intérêt, celui-ci ne suffit pas pour caractériser l’appartenance au bord de la prostate. Le coupler à un autre critère s’avère donc nécessaire. Une mesure de régularité locale, appelée le poids (W) de la région, a ainsi été développée pour caractériser la compatibilité d’un candidat avec son voisinage, jusqu’à l’ordre 2. En effet, lorsque le bord de la prostate est quelque peu défini, même partiellement, un groupe cohérent de régions apparaît. Bien que d’autres structures artefactuelles puissent présenter un agencement similaire (par exemple forts échos générés par les calcifications) d’autres se manifestent plus isolément et pourront donc être évitées par cette mesure.

Pour chaque sommet une ou plusieurs régions peuvent avoir été extraites. Nous appellerons $M_{i,k} = \mathbf{P}_{r_i}(\mathbf{m}_{ps}(i, k))$ la projection du point de la $k^{ième}$ région du sommet i , $Rg(i, k)$, présentant un maximum de produit scalaire, sur la normale r_i . \mathcal{N}_i représentera l’ensemble des indices des sommets voisins à i , illustrés en rouge sur la figure 5.18. Enfin, comme pour le calcul des courbures, une quadrique Q_i est ajustée en chaque

sommet i . $Q_i(M_{i,k})$ correspond alors à la quadrique déduite de Q_i en translatant son graphe suivant r_i pour atteindre $M_{i,k}$.

$E_{i,k}(t)$ est ensuite défini comme l'ensemble des indices des voisins j de i pour lesquels il existe au moins un $M_{j,l}$ situé à une distance inférieure à t du graphe $Q_i(M_{i,k})$:

$$E_{i,k} = \{j \in \mathcal{N}_i / \exists M_{j,l} : \|M_{j,l} - \mathbf{P}_{Q_i(M_{i,k})}(M_{j,l})\| \leq t\}. \quad (5.28)$$

où $\mathbf{P}_{Q_i(M_{i,k})}(M_{j,l})$ est la projection de $M_{j,l}$ suivant \mathbf{r}_j sur la quadrique $Q_i(M_{i,k})$.

Le poids $W(i,k)$ de la région $M_{i,k}$, appartenant à $[0,1]$, s'écrit alors :

$$W_{i,k} = \frac{1}{\text{card}\{\mathcal{N}_i\}} \sum_{j \in E_{i,k}} \max_l \{\beta_{j,l}\} \quad \text{avec } \beta_{j,l} = \frac{1}{\text{card}\{\mathcal{N}_j\}} \text{card}\{E_{j,l}\}. \quad (5.29)$$

Ainsi, plus $W_{i,k}$ est proche de 1, plus $Rg(i,k)$ est susceptible d'appartenir à un ensemble régulier.

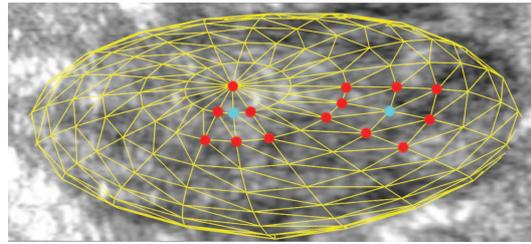


FIG. 5.18 – Voisins, en rouge, du sommet, en cyan, utilisés dans le calcul de la mesure de régularité locale (gauche).

Les quadriques de référence étant celles du maillage initial, celles-ci peuvent ne pas correspondre exactement au bord recherché. Une valeur seuil $t = 10$ voxels a donc été choisie pour tenir compte des écarts probables entre la forme de référence et celle de la prostate tout en limitant la prise en compte de régions trop éloignées.

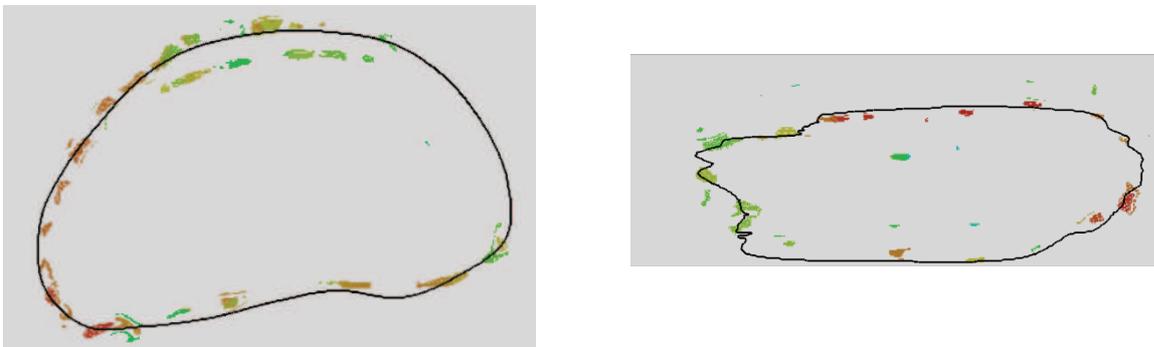


FIG. 5.19 – Coupes axiale (gauche) et coronale non interpolée (droite) de régions candidates colorées selon l'amplitude de leur poids ($W = 0$: bleu \rightarrow $W = 1$: rouge). Contour noir : référence expert.

La figure 5.19 représente deux coupes sur lesquelles apparaissent des régions, colorées en rouge pour les poids les plus forts ($W = 1$), et en bleu pour les plus faibles ($W = 0$). W est ainsi d'autant plus grand que le candidat considéré est cohérent avec la forme de la prostate sur un voisinage d'ordre 2 tandis que les sommets isolés ont un poids faible. La superposition du contour expert montre que les valeurs de poids sont globalement plus élevées sur le bord de la prostate. Cependant, de grandes valeurs peuvent également être attribuées à des ensembles de régions parallèles au bord de l'organe, comme celui apparaissant sur la figure de gauche. Ce critère n'est donc pas suffisant à lui seul pour différencier les régions sur la frontière de l'organe des autres.

5.2.5.2 Régression logistique

La régression logistique a été utilisée pour déterminer un ensemble de descripteurs susceptibles de caractériser les régions quand à leur appartenance ou non au bord de la prostate puis en leur attribuant une probabilité d'appartenance. On désire en fait obtenir une règle de décision qui, à partir d'une région Rg décrite par un vecteur $X(Rg)$, soit l'affecte au bord de la prostate sous la forme d'une décision $D = 1$, soit l'affecte à l'extérieur en délivrant $D = 0$. Cette procédure de régression considère une variable à prédire Y à valeurs dans $\{0, 1\}$ et un ensemble de variables explicatives $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$. Le modèle logistique propose alors de modéliser la probabilité conditionnelle $P(Y = 1|X = x)$ par une fonction $P^\alpha(Y = 1|X = x)$ de x paramétrée α , telle que :

$$\mathbf{logit}(P^\alpha(Y = 1|X = x)) = f^\alpha(x) = \alpha_0 + \sum_{k=1}^n \alpha_k x(k), \tag{5.30}$$

où **logit** est la fonction bijective et dérivable de $[0,1]$ dans $\mathbb{R} : p \mapsto \log(\frac{p}{1-p})$.

La probabilité que Y soit égal à 1 pour une observation x , est donc :

$$P^\alpha(Y = 1|X = x) = \frac{\exp(f^\alpha(x))}{1 + \exp(f^\alpha(x))}. \tag{5.31}$$

Le paramètre α est estimé par maximum de vraisemblance à partir de p observations pour lesquelles les variables explicatives et le label sont connus. Sa valeur est donc ajustée pour maximiser :

$$\prod_{i=1}^p P^\alpha(Y = y_i|X = x_i). \tag{5.32}$$

En considérant la règle de décision $P^\alpha(Y = 1|X = x) > \frac{1}{2} \Rightarrow D = 1$ (Rg déclaré sur le bord de prostate) et $D = 0$ sinon, la spécificité (Sp), la sensibilité (Se), les taux de faux positifs (FP) et de faux négatifs (FN), ainsi que le taux de bien classés (TBC) peuvent être introduits classiquement. Ceci permet de l'évaluer mais aussi de choisir les variables explicatives X les plus discriminantes.

	Vérité	
Affectation	1	0
1	a	b
0	c	d

$$Se = \frac{a}{a+c}, \quad FP = \frac{b}{a+b}, \quad TBC = \frac{a+d}{a+b+c+d},$$

$$Sp = \frac{d}{b+d}, \quad FN = \frac{c}{d+c}.$$

Pour constituer le vecteur $X(Rg)$ caractérisant la région Rg , différents descripteurs tels que la taille $T(Rg)$, c'est à dire le nombre de voxels lui appartenant, le niveau de gris et le gradient moyens, notés respectivement $I(Rg)$ et $G(Rg)$, ainsi que le poids $W(Rg)$ ont été étudiés. Différentes combinaisons de ces variables ont été testées afin d'évaluer la plus performante quand à la classification des régions candidates dans la classe « contour » ou dans la classe « extérieur ». Notons que l'écart entre les histogrammes d'intensité locaux à l'intérieur et à l'extérieur du maillage (cf. 3.5.2) a également été testé. Cependant, son intégration dans la régression logistique a fait ressortir cette mesure comme non significative. Les études ont été effectuées en regroupant des régions extraites dans huit bases de données, soit plus de 4000 Rg observées. La comparaison entre l'affectation obtenue après régression logistique et la vérité expert, a permis de mesurer les index de performance introduits plus haut. Par ailleurs, le seuil bas $TI(\lambda)$ (équation 5.26, section 5.2.4) qui conditionne la taille des régions, a été calculé en utilisant trois valeurs de λ ($\lambda = 0,8$, $\lambda = 0,7$ et $\lambda = 0,6$).

Les graphiques ci-dessous (figures 5.20 (a), (b) et (c) obtenus respectivement pour λ égal à 0,8, 0,7 et 0,6) mettent en évidence que les meilleurs taux de bien classés (TBC) sont équivalents quelque soit le λ . On remarque cependant que le taux de spécificité est globalement plus grand pour $\lambda = 0,8$, impliquant une meilleure capacité à classer les régions comme « non contour » lorsque cela est effectivement le cas. En revanche la sensibilité, caractérisant la capacité à classer correctement les régions appartenant au contour, est plus élevée pour $\lambda = 0,7$ et $\lambda = 0,6$.

En effet, en notant π_1 et π_0 la proportion de Rg appartenant respectivement au bord et à son environnement ($\pi_1 = 1 - \pi_0$), $TBC = \pi_1 Se + \pi_0 Sp$. Les TBC restant sensiblement inchangés et π_1 ne variant pas non plus, Se et Sp sont amenées à varier en sens contraire.

En observant plus particulièrement le comportement pour $\lambda = 0,8$, les combinaisons « $T + W$ », « $G + T + W$ » et « $G + T + I + W$ » fournissent les meilleurs TBC avec des valeurs d'environ 69%. Leurs spécificités sont, quant à elle, respectivement de 83,59%, 81,56% et 81,22% et leurs sensibilités de 52,04%, 53,95% et 59,9%. Les faux positifs présentent un écart maximal de 1,5% tandis que les faux négatifs sont équivalents avec des valeurs autour de 32%. L'association « $G+T+I+W$ » semble donc fournir le meilleur compromis pour $\lambda = 0,8$.

Avec des $\lambda = 0,7$ et $\lambda = 0,6$, les taux de biens classés sont légèrement supérieurs, comme le montre le tableau récapitulatif 5.1, avec les meilleurs compromis offerts par « $G+T+W$ » et « $G+T+W+I$ » dans les deux cas. Les résultats étant cependant très proches pour ces deux combinaisons, nous nous intéressons uniquement à « $G+T+W$ » qui présente le meilleur TBC et requiert moins de calcul. La comparaison entre $\lambda = 0,7$ et $\lambda = 0,6$ (tableau 5.1) aboutit à une spécificité plus grande dans le premier cas mais une sensibilité plus faible. La comparaison des index obtenus avec ces différentes valeurs de λ montre un léger avantage pour $\lambda = 0,6$. Les résultats présentés par la suite auront été obtenus avec cette valeur aussi bien pour l'extraction des régions que pour la régression logistique opérée avec la combinaison $G+T+W$. La probabilité $P^\alpha(Y = 1|X(Rg) = x = (G, T, W))$ est alors régressée telle qu'à l'équation 5.34.

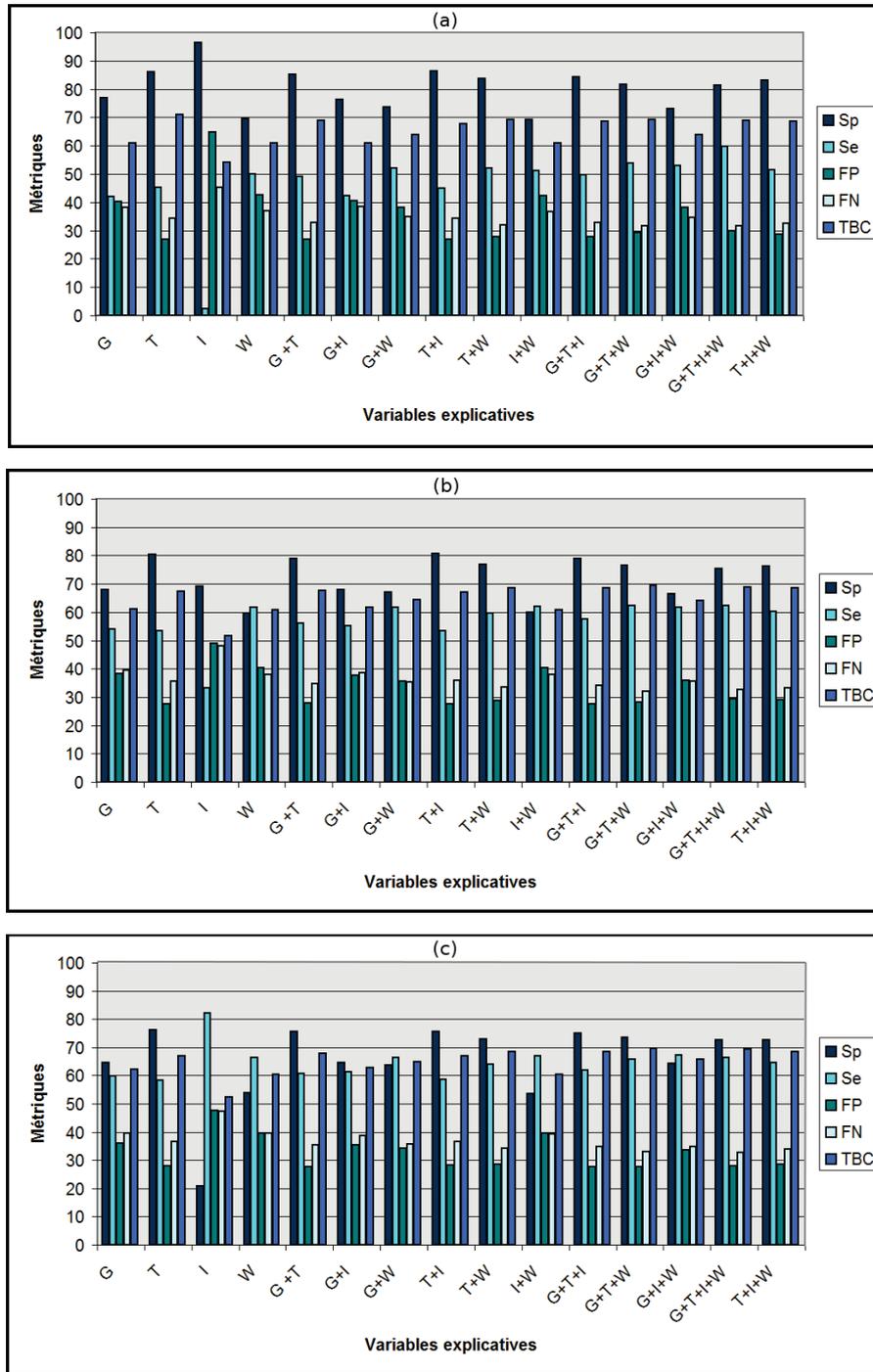


FIG. 5.20 – Spécificité, sensibilité, taux de faux positifs, taux de faux négatifs et taux de bien classés calculés sur le classement des régions candidates, obtenu par régression logistique avec différentes combinaisons des variables explicatives taille (T), gradient moyen (G), intensité moyenne (I) et poids (W). (a) $\lambda = 0,8$, (b) $\lambda = 0,7$, (c) $\lambda = 0,6$ (équation 5.26, section 5.2.4).

$$f(x = \{(G, T, W)\}) = -2,8170 + 0,00779 G + 0,00120 T + 2,2945 W, \quad (5.33)$$

$$P^\alpha(Y = 1|X = \{G, T, W\}) = \frac{\exp(f(x))}{1 + \exp(f(x))}. \quad (5.34)$$

Toutefois, le choix entre les trois combinaisons de caractéristiques du tableau 5.1 n'étant pas évident, celles-ci seront toutes évaluées lors de la phase de validation développée au chapitre 6.

Métriques Combinaisons	Sp	Se	FP	FN	TBC
G+T+I+W, $\lambda = 0,8$	81,22	59,9	29,79	31,79	68,9
G+T+W, $\lambda = 0,7$	76,6	62,19	28,13	32,18	69,54
G+T+W $\lambda = 0,6$	73,46	65,85	27,64	32,91	69,55

TAB. 5.1 – Tableau récapitulatif des combinaisons offrant les meilleurs compromis entre les différentes métriques pour $\lambda = 0,8$, $\lambda = 0,7$ et $\lambda = 0,6$.

5.2.6 Repositionnement des sommets du maillage

Une fois les régions candidates extraites celles-ci sont exploitées pour repositionner les sommets du maillage dans le but de le rapprocher du bord de l'organe.

Dans le cas où seule la région issue du maximum de produit scalaire dans le cylindre a été détectée, le sommet est repositionné sur le voxel en position médiane, parmi ceux rencontrés le long de la normale et appartenant à la région. Si l'intersection est vide et qu'une région existe, la projection du m_{ps} sur la normale au sommet est utilisée. En l'absence de candidat, la surface est déduite par interpolation des voisins.

Les contours rouges de la figure 5.21 représentent quelques exemples avec, tout d'abord sur l'image (a), une comparaison entre les surfaces repositionnées avec et sans extraction préalable de la paroi rectale dans une coupe centrale. Le bord de la prostate étant peu défini dans cette zone, l'ensemble des m_{ps} appartiennent ici à la paroi rectale (contour vert). Le prétraitement permet d'éviter cela et d'amener les sommets à proximité de la limite de l'organe d'intérêt. Le deuxième exemple (b) illustre une coupe axiale se situant entre le centre et l'apex. Alors que la prostate s'élargit, le maillage initial se contracte et se retrouve ainsi trop éloigné de la frontière souhaitée. Néanmoins, un bon contraste avec l'extérieur permet de déplacer majoritairement les sommets vers le bord de l'organe et d'améliorer le placement du maillage initial. En revanche, sur l'image (c1), les deux bandes blanches (flèches blanches) présentent de forts gradients et perturbent le repositionnement. En effet, bien qu'elles soient parfois proches du bord de l'organe, elles s'en éloignent sur le côté, là où de surcroît la prostate est plus difficile à repérer. Le nouveau maillage se retrouve ainsi plus dilaté, avec toutefois une forme cohérente avec celle recherchée. De plus, ces bandes étant présentes sur l'ensemble de la base de données, l'éloignement devient plus conséquent en se rapprochant de l'apex (image (c2)). Finalement, l'exemple (d) illustre le repositionnement obtenu dans une coupe où apparaissent de fortes hyperéchogénéités au sein de la prostate, suffisamment proches du maillage initial pour inhiber la détection du bord qui présente une amplitude de gradient parfois moins élevée et générer de grandes irrégularités.

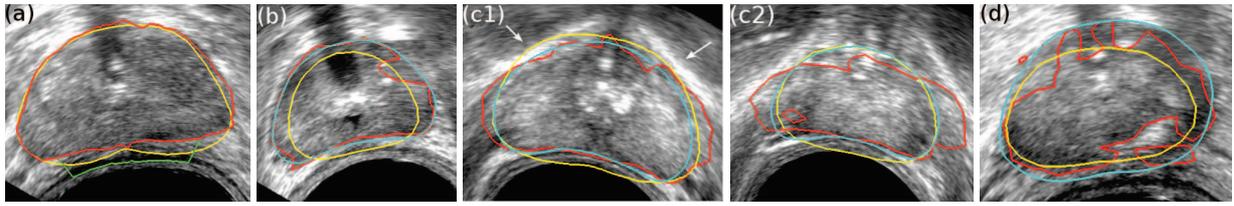


FIG. 5.21 – Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), maillage repositionné après extraction d’une région candidate par sommet : avec (resp. sans) omission de la paroi rectale (rouge) (resp. vert).

Lorsque plusieurs régions sont extraites, la procédure suivie pour le repositionnement est similaire. Ainsi la nouvelle position correspond au voxel médian de la région d’intérêt lorsque celle-ci intersecte la normale, sinon à la projection $\mathbf{P}_{r_i}(m_{ps}(i, k))$, où k est l’indice de cette région pour le sommet i , et enfin à l’interpolation si aucun candidat n’existe pour ce sommet. La différence tient au critère utilisé pour choisir la région qui n’est pas ici le plus fort gradient mais la plus grande probabilité par sommet (équation 5.34). En effet, bien que les taux de bien classés ne soient pas très élevés, ils sont tout de même supérieurs d’environ 10 % par rapport à ceux obtenus avec le gradient seul.

Les résultats produits sur les mêmes coupes qu’à la figure 5.21 sont présentés sur la figure 5.22. Dans l’exemple (a), la comparaison avec l’emploi du gradient (5.21 (b)) montre que le déplacement des sommets dans les zones correctement définies est également globalement correct. En revanche, bien que l’utilisation des probabilités corrige certaines erreurs, d’autres sont générées. Sur les images (b1) et (b2), la dernière approche semble plus intéressante avec une attraction limitée vers les forts gradients générés par les bandes blanches. Malgré un repositionnement approximatif sur la coupe (b2), l’effet d’éloignement au contour expert à cette étape de la méthode est notablement réduit par rapport à l’utilisation des gradients. Nous pouvons cependant noter sur cet exemple les erreurs introduites par les déplacements des sommets qui, au vu de la bonne localisation du maillage initial, semblent dégrader la situation. Toutefois, le gain est présent au niveau de la paroi rectale puisque l’algorithme DDC n’aurait pas pu atteindre le bord à partir de la position initiale. En outre, bien que dans ces coupes le repositionnement paraisse avoir un effet négatif, celui-ci apporte des améliorations dans d’autres parties de la base de données comme nous auront l’occasion de le voir. Finalement, sur la dernière image (c), les sommets sur la partie inférieure sont encore une fois moins attirés vers les forts gradients. Néanmoins, cette caractéristique, liée à l’utilisation des probabilités, nuit au repositionnement dans la partie supérieure où le bord n’est plus atteint alors qu’il était partiellement auparavant. L’apport des probabilités vis à vis du gradient ne se manifeste donc pas clairement à ce stade.

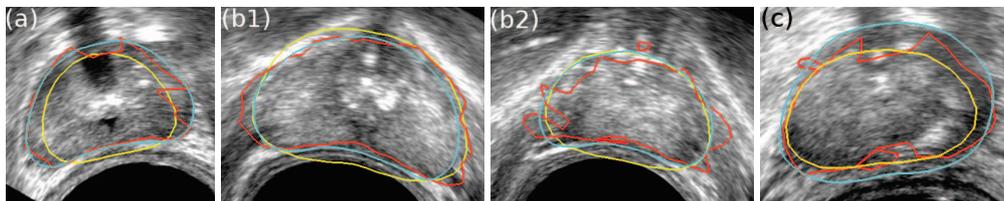


FIG. 5.22 – Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), maillage repositionné après extraction de plusieurs régions candidates par sommet (rouge).

Pour conclure à ce niveau quand à ces deux approches, le déplacement des sommets sur les régions extraites permet parfois de se rapprocher du bord. Cependant, bien que le maillage apparaisse relativement

lisse là où l'ensemble des candidats appartient à la frontière de l'organe, les perturbations présentes dans les images échographiques génèrent des irrégularités dans d'autres zones (déplacements vers des régions qui sont des faux positifs). Il est alors nécessaire d'appliquer un algorithme de régularisation afin de corriger ces erreurs et d'obtenir une forme globale plus en cohérence avec celle de la prostate.

5.2.7 Régularisation

a) Régularisation par la force interne :

Dans un premier temps, la force totale \mathbf{f}_{tot} (équation 5.11) sans force image ($\mathbf{f}_{ext} = \mathbf{0}$) a été employée pour lisser le maillage. A noter que la force interne proposée dans [Hu 03] tendant à faire rétrécir le contour en l'absence de force image, une autre définition qui corrige cet inconvénient a été utilisée. Celle-ci, basée sur les courbures moyennes des sommets, sera décrite ultérieurement à la section 5.2.9.1 (équation 5.47). Le poids w_{int} , associé à la force interne, a été choisi suffisamment élevé pour accélérer le lissage sans provoquer d'oscillations dues à des déplacements trop grands qui empêcheraient la convergence. Le nombre d'itérations reste tout de même assez important (200), requérant environ 2 secondes de temps d'exécution (PC Intel Xeon 2,33 GHz, 4 Go RAM). Le contour obtenu, représenté en bleu sur la figure 5.23, et la vue 3D (figure 5.24 (b)) montre que les zones régulières de la surface sont préservées. En revanche, en présence de creux ou de proéminences prononcés, la déformation entraîne le maillage vers une position moyenne. Ainsi, dans les zones contenant, en alternance, des régions candidates avérées et erronées, les sommets, même bien placés, sont délocalisés (figure 5.23 (a) flèches noires). Par ailleurs, le contour formé par un repositionnement de sommets successifs sur des candidats n'appartenant pas au bord de la prostate (figure 5.23 (a) et (b) flèches blanches) n'est que partiellement corrigé.

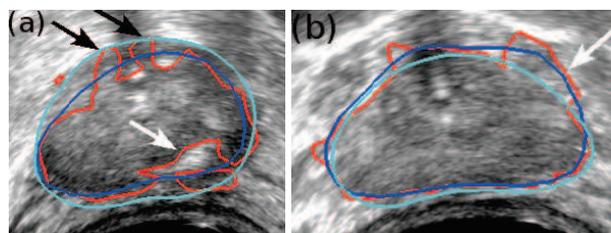


FIG. 5.23 – Maillage repositionné après extraction d'une région candidate par sommet (rouge), lissage par application de la force totale (équation 5.11) sans force image ($w_{img} = 0$, $w_{int} = 5$, $w_d = -0,6$) (bleu), référence expert (cyan). Coupes axiales proches de la base (a) et de l'apex (b).

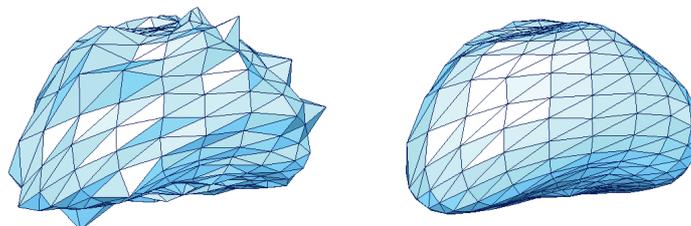


FIG. 5.24 – (a) Repositionnement des sommets sur l'unique région candidate correspondante, (b) Lissage par application de la force totale (équation 5.11) sans force image ($w_{img} = 0$, $w_{int} = 5$, $w_d = -0,6$).

b) Régularisation rapide : algorithme RCM :

Les approches proposées par la suite cherchent à régulariser la surface tout en préservant le gain apporté par le repositionnement. Celles-ci nécessitant un nombre plus ou moins important d'exécutions de l'algorithme de régularisation, nous avons tout d'abord cherché à réduire les temps de calcul. Ainsi, plutôt que d'utiliser la force totale qui déplace les sommets le plus souvent avec un pas inférieur à 1, l'algorithme RCM (**R**égularisation des **C**ourbures **M**oyennes), présenté dans le tableau 5.2, a été appliqué. Celui-ci déforme le maillage toujours suivant la normale, mais cette fois avec un pas constant de 1, la direction de propagation étant déterminée par le signe de la courbure. Cependant seules les grandes irrégularités sont ciblées. Ainsi, la position des sommets dont la courbure moyenne H_i est comprise dans l'intervalle :

$$Int_H = \begin{cases} [H_i^{init} - 0,01; 0] & \text{si } H_i^{init} \leq 0,01, \\ [0; H_i^{init} - 0,01] & \text{sinon,} \end{cases} \quad (5.35)$$

est maintenue ; H_i^{init} est la courbure moyenne du maillage initial ; $H_i > 0$ correspond au creux et $H_i < H_i^{init} - 0,01$ aux saillies relativement au maillage initial. Le processus est arrêté lorsque tous les sommets ont une courbure moyenne entre $H_i^{init} - 0,01$ et 0 ou que le nombre d'itérations maximal, fixé ici à 50, est atteint. A noter que le seuil de $H_i^{init} - 0,01$ a été choisi plutôt qu'un seuil fixe pour tenir compte des différentes courbures existant sur la surface. La valeur de $-0,01$ ne permet pas toujours d'obtenir une surface parfaitement lisse. Cependant, certaines prostates possèdent des formes légèrement irrégulières. Un seuil plus petit ne permettrait par conséquent pas à certains sommets initialement correctement positionnés de rester en place . En ce qui concerne le nombre d'itérations, une plus grande valeur n'apporterait rien puisque le pas est unitaire et que l'amplitude des longueurs de recherche autorise un écart maximal entre les profondeurs de deux sommets voisins de l'ordre de 45 voxels. Les contours régularisés, en vert sur les figures 5.25 et 5.26, mettent en évidence une similarité avec le résultat obtenu par application de la force totale. Toutefois, un gain est déjà perceptible au niveau des creux qui perturbent moins le maillage. Enfin, la procédure est à présent environ 10 fois moins longue, avec donc une durée d'exécution de l'ordre de 0,2 secondes dans le cas d'un nombre maximum de 50 itérations.

ALGORITHME $RCM(Int_H)$
 $NB_IT_MAX :=$ Nombre d'itérations maximal ;
 $NB_IT := 0$;
 $H_i :=$ courbure moyenne du sommet i ;

Faire :

Pour chaque sommet $i/H_i \notin Int_H$:

$\mathbf{p}_i \leftarrow \mathbf{p}_i + \text{signe}(H_i)\mathbf{r}_i$;

fin Pour

Mise à jour des H_i ;
 $NB_IT := NB_IT + 1$;
Tant que $\exists i/H_i \notin Int_H$ et $NB_IT < NB_IT_MAX$;

TAB. 5.2 – Régularisation des Courbures Moyennes.

c) Régularisation en deux temps des pics et des creux :

Basée sur les courbures moyennes : algorithmes *RCMN* et *RCMP* :

Afin d'éviter que les sommets correctement placés soient délocalisés en raison de la proximité d'une forte irrégularité, les creux et les pics ont été traités séparément et successivement. Pour cela l'algorithme RCM est appliqué tout d'abord en immobilisant les sommets dont la courbure moyenne est négative ou nulle ($RCM(-\infty, 0]) = RCMP = \mathbf{R}\mathbf{é}gularisation\ \mathbf{d}es\ \mathbf{C}ourbures\ \mathbf{M}oyennes\ \mathbf{P}ositives$), puis une deuxième fois en ne déplaçant cette fois que les sommets pour lesquels $H_i < 0$ et $H_i < H_i^{init} - 0,01$ ($RCM([\min(0, H_i^{init} - 0,01), \infty]) = RCMN = \mathbf{R}\mathbf{é}gularisation\ des\ Courbures\ Moyennes\ Négatives$) ou inversement, c'est à dire RCMN puis RCMP. L'ordre dans lequel sont appliquées ces corrections conditionne le résultat. Ainsi, si nous observons les régularisations des maillages repositionnés dans le cas où une seule région candidate par sommet a été extraite (extraction basée sur le gradient), nous constatons que les zones de la surface présentant les deux types d'erreurs sont globalement amenées vers l'extérieur si les creux sont ciblés en premier (contours jaune, figures 5.25 et 5.26), et vers l'intérieur sinon (contours orange, figures 5.25 et 5.26). Ces différences de résultats impliqueront de mettre en balance/fusionner les deux solutions proposées avant de poursuivre la déformation du contour par la force totale pour l'amener plus précisément vers la limite de la prostate.

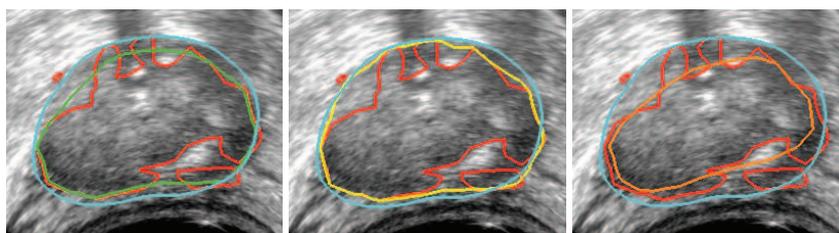


FIG. 5.25 – Maillage repositionné après extraction d'une région candidate par sommet (rouge), référence expert (cyan), creux et proéminences régularisés en même temps (vert), creux corrigés en premiers (jaune), proéminences corrigées en premier (orange).

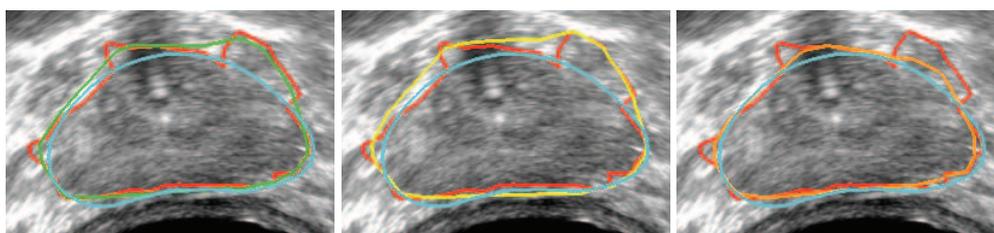


FIG. 5.26 – Maillage repositionné après extraction d'une région candidate par sommet (rouge), référence expert (cyan), creux et bosses régularisés en même temps (vert), creux corrigés en premier (jaune), proéminences corrigées en premier (orange).

En appliquant la même procédure aux maillages obtenus par repositionnement sur les plus grandes probabilités, c'est à dire dans la situation où plusieurs régions candidates sont proposées à chaque sommet, les contours produits après régularisation se distinguent parfois de peu de ceux générés par l'utilisation des plus forts gradients, comme le montrent les figures 5.27 (b1) et (b2). Des différences existent tout de même avec, par exemple sur la figure 5.27 (a1), un contour plus éloigné du bord et, dans le cas de (a2) plus proche

(par rapport au contour respectivement jaune et orange de la figure 5.25). Cependant, dans l'hypothèse où la surface la plus semblable à la prostate est choisie, le résultat fourni sera ici moins bon que dans le cas de l'extraction d'une seule région. Le gain par rapport à l'utilisation du gradient seul n'est encore pas ici démontré.

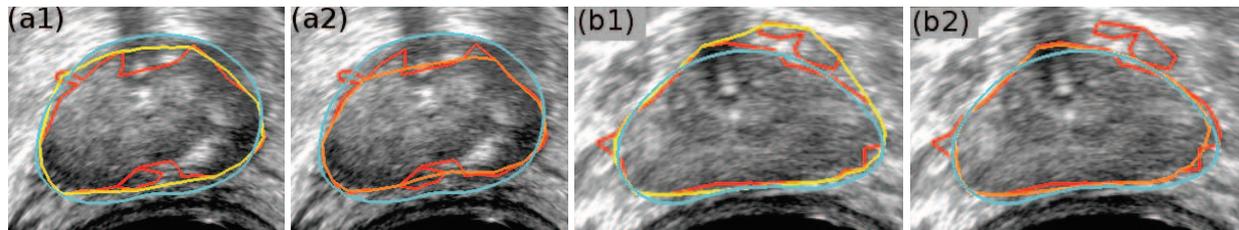


FIG. 5.27 – Maillage repositionné après extraction de plusieurs régions candidates par sommet (rouge), référence expert (cyan). régularisation par RCM : creux et bosses régularisés en même temps (vert), creux corrigés en premier (jaune), proéminences corrigées en premier (orange).

Basée sur les régions candidates (multiples par sommet) : algorithme CIRC :

Plusieurs régions candidates qui appartiennent potentiellement au bord de l'organe étant disponibles, une autre approche que par le contrôle des courbures a été introduite pour régulariser le maillage en tenant compte. L'algorithme CIRC (Correction des Irrégularités par exploitation des Régions Candidates, tableau 5.3) commence par détecter les irrégularités prononcées du maillage repositionné par comparaison au contour régularisé. Chacune est ensuite corrigée en recherchant une autre région candidate susceptible de réduire l'écart entre les deux maillages. Le tout est itéré jusqu'à ce qu'aucun changement ne s'opère. Les sommets pour lesquels aucune région n'est trouvée pour régulariser le contour sont finalement interpolés par plaques minces. Ce procédé s'applique comme précédemment, séparément et successivement aux creux et aux pics, en générant la surface lissée de référence soit par RCMN soit par RCMP selon les irrégularités ciblées. En outre, quelques accidents pouvant subsister, l'algorithme $RCM(Int_H)$ (Int_H étant défini à l'équation 5.35) a été employé pour finaliser la régularisation.

La figure 5.28 (a1) met en évidence un gain par rapport à l'approche précédente, avec une meilleure adéquation entre le contour régularisé et la référence expert mais apporte une régularisation similaire sur l'image 5.28 (b1). Cependant, les tests réalisés sur différentes bases de données ont montrés que, bien que cette procédure avantage la régularisation dans certaines zones, celle-ci entraîne parfois une « sur-correction » et fournit majoritairement de moins bons résultats. Les surfaces obtenues par correction préalable des pics semblent quant à elles presque identiques à celles produites par la régularisation basée sur les courbures. En effet, les longueurs de recherche étant plus réduites vers l'intérieur, les régions candidates sont moins à l'écart.

ALGORITHME *CIRC* (*Mode = CREUX (resp. PICS)*) \mathcal{M}^{rep} := Maillage repositionné ;**Faire :**

CHANGE := FAUX ;

 \mathcal{M}^{reg} := Maillage \mathcal{M}^{rep} régularisé par RCMP (resp. RCMN) ; $ds_{i,k}$:= Distance signée entre \mathcal{M}^{rep} et \mathcal{M}^{reg} , au sommet i ,:= $sign[(M_{i,k} - \mathbf{p}_i^{reg}) \cdot \mathbf{r}_i^{rep}] \|M_{i,k} - \mathbf{p}_i^{reg}\|$;**Pour** chaque sommet i :LABEL(i) := 1 ;**Si** $ds_{i,k} < -10$ voxels (resp. $ds_{i,k} > 10$ voxels) :**Si** $\exists M_{i,l} / l = k + 1$ et $|ds_{i,l}| < |ds_{i,k}|$
(resp. $\exists M_{i,l} / l = k - 1$ et $|ds_{i,l}| < |ds_{i,k}|$) : $\mathbf{p}_i^{rep} = M_{i,k} \leftarrow M_{i,l}$;

CHANGE := VRAI ;

Sinon :LABEL(i) := 0**fin Si****fin Si****fin Pour****Tant que** CHANGE == VRAI ;Interpolation par plaques minces des sommets $i / LABEL(i) = 0$;

TAB. 5.3 – Correction des Irrégularités par exploitation des Régions Candidates.

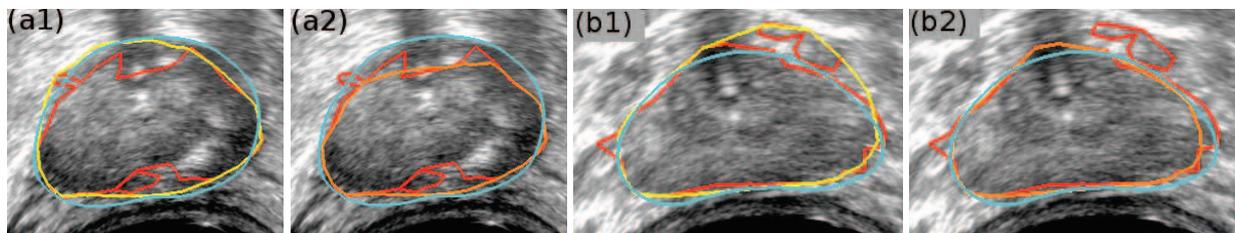


FIG. 5.28 – Maillage repositionné après extraction de plusieurs régions candidates par sommet (rouge), référence expert (cyan). régularisation par CIRC : creux et bosses régularisés en même temps (vert), creux corrigés en premier (jaune), proéminences corrigées en premier (orange).

d) Comparaison et fusion des deux solutions :

Les différentes méthodes proposées au paragraphe c) conduisent toutes à l'obtention de deux surfaces. Trois exemples sont illustrés sur les figures 5.29 et 5.30 sous formes de coupes sagittales non interpolées. Les contours obtenus par extraction d'une seule région candidate par sommet puis régularisés par les algorithmes RCM sont présentés sur les images d'indice 1, tandis que les indices 2 et 3 correspondent à ceux produits par extraction de plusieurs régions puis corrigés respectivement par les algorithmes RCM et CIRC. En comparant les deux contours à la référence expert (cyan), on remarque que les zones communes ou proches, c'est à dire séparées d'une distance inférieure à 10 voxels (parties bleues), se situent fréquemment à proximité du bord de l'organe. Cependant quelques écarts peuvent subsister notamment dans le cas où un bord cohérent avec la forme de la prostate présente un fort gradient en continu supérieur à celui de la limite de l'organe (flèche blanche, figure 5.29 (a1)). Cette situation est également susceptible de survenir en l'absence d'information image dans une zone où la prostate présente un changement brutal de forme (flèche blanche, figure 5.30 (c1)).

Là où les surfaces se séparent (parties rouges, le vert représentant la transition entre un sommet bleu et un sommet rouge), l'une des deux avoisine souvent la frontière de l'organe. Malgré les différences entre les méthodes 1 et 2, nous pouvons observer que, dans l'hypothèse où le bon maillage est choisi, les résultats seront similaires et en bonne adéquation avec la référence expert. De plus, alors que dans les exemples des figures 5.25 et 5.27 (a1) (contour jaune), le meilleur contour est obtenu par la méthode 1, dans le cas de la base de données (c), la méthode 2 prend l'avantage en haut à droite de la coupe. En ce qui concerne la méthode 3, l'exemple (b3) illustre bien la « sur-correction » (en haut à gauche) qui engendre ici une zone conséquente dans laquelle aucune des deux solutions ne correspond au bord de l'organe.

En observant les zones de séparations, nous constatons que le maillage le plus cohérent n'est pas systématiquement le même pour l'ensemble de la base de données. Par ailleurs, les parties rouges de la surface pouvant être étendues, il arrive que le passage d'un maillage à l'autre doive se faire au sein même de ces zones pour coïncider au mieux avec le bord de la prostate. Se pose alors le problème de partitionnement de ces régions qui définira les ensembles de sommets à confronter. Des essais ont ainsi été effectués en comparant, pour un critère donné, des ensembles composés d'un sommet et de ses voisins à l'ordre 1 ou à l'ordre 2, des sommets contenus dans une même région rouge appartenant au même méridien ou au même parallèle ou encore des sommets, encore une fois d'une même région, contenus dans une tranche de plusieurs voxels parallèles aux plans axiaux. Par ailleurs, pour assigner les parties du maillage (ensembles de sommets formés comme décrit ci-avant) à telle ou telle solution, des critères tels que le plus fort gradient moyen, l'homogénéité du gradient, la plus forte probabilité moyenne, la courbure, le contraste, la déviation standard des distances entre la surface repositionnée et le maillage initial ou encore la symétrie dans les coupes axiales par rapport à un axe parallèle à celui formé par les points initiaux p_0^{init} et p_2^{init} ont été testés seuls ou combinés. Cependant, les sommets de l'une ou l'autre des solutions apparaissent souvent également probables lorsque l'on se base sur leurs caractéristiques images puisque le repositionnement dont ils sont issus s'appuie déjà sur ce type d'information. En outre, les contours étant régularisés, leurs caractéristiques de forme locale ou globale ne sont par conséquent pas suffisamment sélectives. En définitive, ces critères permettent pour certaines bases de données d'opter pour la bonne solution. Mais les combinaisons les plus appropriées varient d'un patient à l'autre. En fait le pouvoir discriminant de ces informations repose beaucoup sur le partitionnement qui n'est pas ici optimal. Afin de contourner ce problème, la méthode de détection de surface optimale, présentée à la section suivante, a été intégrée à l'algorithme.

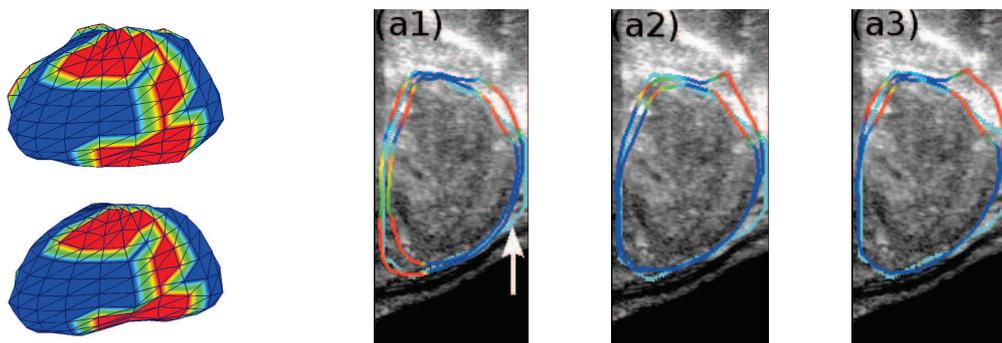


FIG. 5.29 – Comparaison des deux maillages régularisés avec la référence expert (cyan). Les parties bleues correspondent aux contours communs ou proches (< 10 voxels), les zones rouges aux contours séparés. Le vert illustre la transition d'un sommet rouge à un sommet bleu. Maillages repositionnés et régularisés respectivement par extraction d'une seule région candidate et algorithmes RCM (indice 1), extraction de plusieurs régions candidates et algorithmes RCM (indice 2) ou algorithmes CIRC (indice 3).

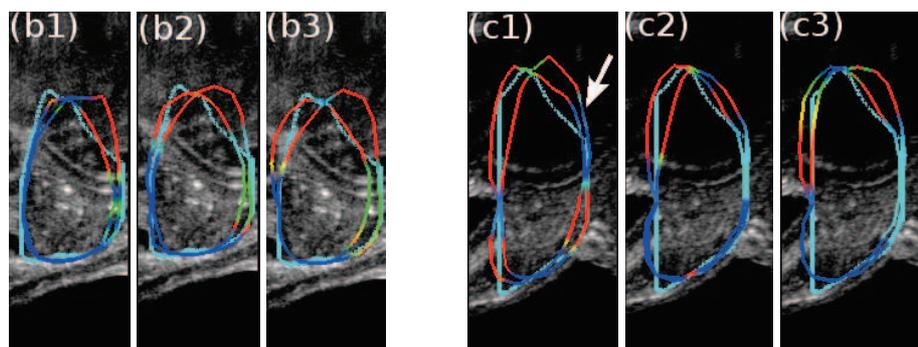


FIG. 5.30 – Comparaison des deux maillages régularisés. Même légende qu'à la figure 5.29.

5.2.8 Détection de Surface Optimale

La méthode de détection de surface optimale, que l'on nommera OSD, permet de réaliser une segmentation globalement optimale dans un volume image. Grâce à une formulation sous forme de graphe orienté et pondéré, doté de deux nœuds terminaux s et t , la solution est trouvée en un temps polynomial, par recherche de la coupe minimale correspondant au chemin reliant s à t possédant la somme des coûts la plus faible.

Cet algorithme nécessite, tout d'abord, l'obtention d'une segmentation approximative de l'objet recherché représentée sous forme de maillage. Ce dernier est utilisé pour structurer le graphe et définir les relations de voisinage entre voxels. Pour les besoins de la méthode, un changement de système de coordonnées est opéré afin de représenter le maillage sous forme de plan (figure 5.31). Dans notre cas, le maillage est découpé au niveau du méridien de coordonnées $b = 0$ et les points $(a, b) = (0, 0)$ et $(a, b) = (n_a - 1, 0)$ sont répétés, dans la représentation planaire, $n_b - 1$ fois aux extrémités $a = 0$ et $a = n_a - 1$.

La construction du graphe débute ensuite en associant à chaque sommet $i = (a, b)$ du maillage, une colonne $Col(i)$ (ou $Col(a, b)$) constituée de n_c nœuds $N(i, c)$ correspondant chacun à un voxel $V(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic})$ le long de la normale r_i . Deux ensembles d'arcs orientés de poids infinis sont alors créés (figure 5.31 de droite). Le premier relie les nœuds d'une même colonne entre eux :

$$\langle N(i, c), N(i, c - 1) \rangle, c > 0, \tag{5.36}$$

tandis que le second assure la connexion entre colonnes voisines :

$$\langle N(i, c), N(j, \max(0, c - \Delta)) \rangle, j \in \mathcal{N}_i, \tag{5.37}$$

où \mathcal{N}_i est le voisinage de i (figure 5.18). Le maillage de départ étant une surface fermée, les nœuds d'indice $b = 0$ incluent dans leur voisinage ceux d'indice $b = n_b - 1$ et inversement. En outre, Δ est une constante qui conditionne la rigidité. Une surface sera alors considérée comme réalisable si elle vérifie la contrainte de régularité, c'est à dire si l'écart suivant c entre deux nœuds voisins est inférieur à Δ . Ainsi, plus Δ est petit, plus la surface optimale sera lisse. Dans notre étude, la distance entre sommet n'étant pas constante, le Δ est ajusté en conséquence :

$$\Delta_{ij, j \in \mathcal{N}_i} = E(\delta \|p_i - p_j\|), \tag{5.38}$$

où p_i est la position du sommet i dans le repère de la base de données, δ une constante réelle, et $E()$ la partie entière.

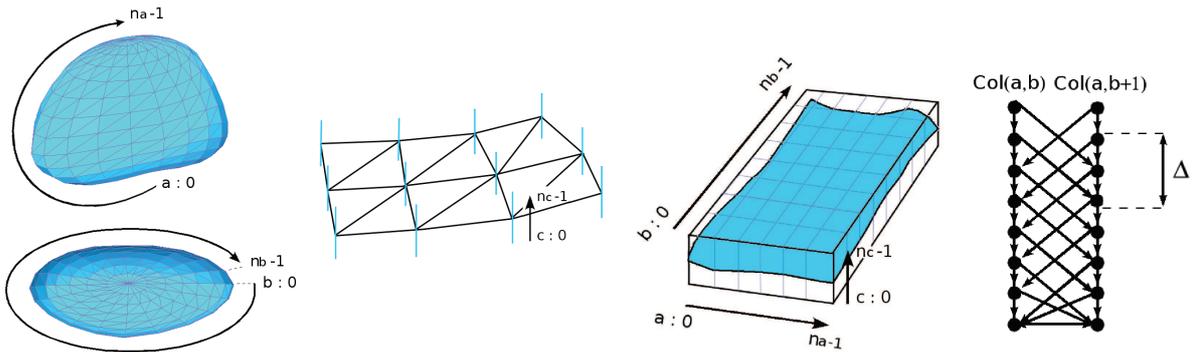


FIG. 5.31 – Construction du graphe pour l'application de la méthode OSD : relation entre les sommets et les normales du maillage initial, et les nœuds du graphe se présentant sous forme de colonnes. A droite : arcs créés au sein d'une même colonne et entre deux colonnes voisines.

Dans un second temps, des informations issues de l'image sont exploitées afin de définir une fonction de coût $C(i, c)$ d'autant plus petite que le voxel correspondant à $N(i, c)$ a une forte probabilité d'appartenir au bord recherché. Celle-ci permet de déduire pour chaque nœud du graphe un poids $w(i, c)$ tel que :

$$w(i, c) = \begin{cases} C(i, c) & \text{si } c = 0, \\ C(i, c) - C(i, c - 1) & \text{sinon.} \end{cases} \tag{5.39}$$

Par la suite, deux nœuds terminaux, la source s et le puits t , sont ajoutés. Des arcs sont alors créés, ceux-ci allant d'une part de la source jusqu'aux $N(i, c)$ pour lesquels $w(i, c) < 0$ et d'autre part, des $N(i, c)$ pour lesquels $w(i, c) \geq 0$ vers le puits, les arcs étant pondérés dans les deux cas par $|w(i, c)|$. La surface optimale, intersectant chaque colonne en un de ses nœuds et minimisant globalement la fonction de coût est finalement déterminée en injectant le graphe dans un algorithme de « min-cut / max-flow » (Annexe D)[Boycov 04].

Cette méthode a été appliquée à la segmentation de la prostate dans les images échographiques par Heimann et al. [Heimann 08]. Leurs travaux, qui s'appuient sur des modèles d'apprentissage sur la forme et

l'apparence, ont mis en évidence les difficultés rencontrées par la méthode en présence d'un bord peu défini. Du fait, d'une part des *a priori* utilisés que nous ne pouvions intégrer pour des raisons pratiques, et d'autre part des résultats fournis qui ne semblaient pas répondre à la qualité des images issues de l'Ablatherm, nous avons par conséquent écarté cette approche.

Son intérêt est apparu face au problème posé à la section précédente (5.2.7 d)). En effet, le repositionnement des sommets, basé sur le gradient ou les probabilités issues de la régression logistique, suivi de la régularisation du maillage (sections 5.2.6 et 5.2.7) ont conduit à deux surfaces, avec le plus souvent l'une ou l'autre proche du bord de l'organe. Le choix entre ces solutions n'a cependant pas abouti du fait de la faible robustesse des critères testés et, particulièrement, en raison de la difficulté à déterminer la partition des zones à comparer. L'algorithme de détection de surface offre alors une solution en ce sens que la transition d'un maillage à l'autre s'effectuera automatiquement de manière optimale.

Parmi les diverses combinaisons possibles entre le repositionnement (gradient ou probabilités), la régularisation (RCM ou CIRC) et fonction de coût (gradient ou probabilités), seules les deux plus efficaces, qui se distinguent des autres de peu, seront détaillées. Ainsi, la première approche, que nous appellerons OSD 2SG, utilise les Surfaces, \mathcal{M}_1 et \mathcal{M}_2 , obtenues par repositionnement sur les plus forts Gradients puis régularisées par les algorithmes RMCP et RMCN. Un troisième maillage, \mathcal{M}_{ref} , est ensuite créé à partir de ces deux solutions en préservant les zones communes puis en interpolant par plaques minces les sommets qui diffèrent. Celui-ci sert alors de référence à la construction du graphe. Les ensembles de voxels candidats E_{vi} , quant à la nouvelle position des sommets, contiennent ainsi les projections des sommets i de \mathcal{M}_1 et \mathcal{M}_2 sur la normale \mathbf{r}_i^{ref} de \mathcal{M}_{ref} auxquelles s'ajoute le sommet i de \mathcal{M}_{ref} et leurs voisins suivant la normale sur une distance de 2 voxels :

$$E_{vi} = \{\mathbf{P}_{\mathbf{r}_i^{ref}}(p_i^1) + d\mathbf{r}_i, \mathbf{P}_{\mathbf{r}_i^{ref}}(p_i^2) + d\mathbf{r}_i, p_i^{ref} + d\mathbf{r}_i\}_{d=-2 \text{ à } 2}. \quad (5.40)$$

La fonction de coût, inspirée de celles proposées dans [Sonka 07], inversement proportionnelle au gradient de l'image (préalablement lissée par un filtre gaussien), pondéré conditionnellement à son orientation, a été définie comme suit :

$$C_1(i, c) = \begin{cases} -\|\mathbf{G}(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic})\| \frac{sc_{ic}+1}{2}, & \text{si } V(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic}) \in E_{vi}, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.41)$$

$$\text{avec } sc_{ic} = \frac{\mathbf{G}(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic}) \cdot \mathbf{r}_i}{\|\mathbf{G}(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic})\|}. \quad (5.42)$$

Dans le cas où le sommet i est un point initial p^{init} , la fonction de coût s'écrit alors :

$$C_1(i, c) = \begin{cases} -255 & \text{si } \exists k / V(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic}) = \mathbf{p}_k^{init}, k = 0, \dots, 7 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.43)$$

afin d'imposer à la surface de passer par ces points particuliers.

La deuxième approche, l'OSD 2SPRL, exploite les Surfaces produites par repositionnement sur les plus fortes Probabilités issues de la Régression Logistique puis régularisées par les algorithmes RCM. Le maillage de référence ainsi que les ensembles E_{vi} sont ensuite construits de la même façon que précédemment. La fonction de coût, quant à elle, se base sur la probabilité de la région la plus proche du sommet

$p_i^l, l \in \{1, 2, ref\}$ associé au nœud considéré $\mathbf{P}_{r_{ref}}(p_i^l)$ dans un rayon de 10 voxels :

$$C_2(i, c) = \begin{cases} -P_{i,k}^\alpha, / \min_k \|M_{i,k} - p_i^l\|, l \in \{1, 2, ref\} & \text{si } \|M_{i,k} - p_i^l\| \leq 10 \text{ et si } V(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic}) \in E_{vi} \\ -0.1 & \text{sinon si } V(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic}) \in E_{vi}, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.44)$$

Dans un but comparatif, l'OSD a été testée de manière plus classique en considérant l'ensemble des voxels intersectés le long de la normale, E_{vi} étant alors égal à :

$$E_{vi} = \{V(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic}), c = 0, \dots, n_c - 1\}. \quad (5.45)$$

Le maillage initial, préalablement repositionné au niveau de la paroi rectale, a été employé comme segmentation approximative et donc comme référence pour la construction du graphe. En outre, la fonction de coût C_1 à été utilisée.

Par ailleurs, l'objectif de nos travaux à ce stade étant de trouver un chemin reliant les différentes régions candidates pour générer une surface régulière et fermée proche de la limite de l'organe, il était naturel d'évaluer l'OSD en les exploitant directement. L'ensemble E_{vi} se définit ainsi comme les voxels rencontrés suivant la normale r_i et appartenant aux régions d'indices (i, k) . Les différents $M_{i,k} = \mathbf{P}_{r_i}(\mathbf{m}_{ps}(i, k))$ associés sont également intégrés pour tenir compte des cas où aucune région n'est intersectée. Enfin, si le sommet correspond à un point initial p^{init} , ce dernier constitue à lui seul E_{vi} . Le coût $C_3(i, c)$ assigné aux nœuds du graphe s'exprime alors par :

$$C_3(i, c) = \begin{cases} -P_{i,k}^\alpha & \text{si } V(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic}) \in E_{vi}, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.46)$$

avec $P_{i,k}^\alpha = 1$ si i est un point initial. Cette méthode sera référencée comme l'OSD RC (exploitant les régions candidates).

Pour l'ensemble de ces méthodes, la surface optimale se doit de passer, pour chaque sommet, par l'un des voxels candidats appartenant à E_{vi} tout en vérifiant la contrainte de régularité Δ . Cette contrainte conditionne le résultat en ce sens qu'une valeur trop petite peut empêcher la surface optimale d'accrocher au bord si la forme de la prostate varie brusquement tandis qu'une valeur trop élevée risque d'entraîner des irrégularités. Dans le cas de l'OSD et de de l'OSD RC, un $\delta = \frac{1}{3}$ a montré une légère amélioration et a donc été utilisé pour les résultats présentés par la suite. En revanche, pour l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL un δ de $\frac{1}{4}$ est apparu plus adapté. En outre, les nœuds du graphe ont été formés à partir des voxels intersectés par les segments de droite dirigés suivant les normales et s'étendant de 20 voxels à l'intérieur jusqu'à 30 voxels vers l'extérieur. Cette dernière valeur, qui était de 25 voxels pour la recherche des régions candidates, entraîne un gain pour certaines bases de données dans l'application de l'OSD. L'extraction des régions s'est donc finalement alignée sur cette amplitude pour la comparaison.

Quelques irrégularités, souvent réduites et ponctuelles, étant présentes, l'algorithme $RCM(Int_H)$ (tableau 5.2) a été appliqué pour lisser la surface produite par la détection optimale. Par ailleurs, les sommets du maillage se situant dans la zone de la paroi rectale (détectée à la section 5.2.3) ont été redéplacés vers l'intérieur. En effet, cette situation survient fréquemment dans le cas de l'OSD classique en raison de la prise en compte de tous les gradients le long des normales. De plus, la prostate est accolée à la paroi rectale, le ballon de la sonde peut entraîner une forte concavité. La régularisation qui corrige les creux peut alors

devenir trop importante. Enfin, étant donné le cadre applicatif de la méthode, les deux points initiaux p_4^{init} et p_5^{init} placés à la base et à l'apex correspondent aux extrémités de la prostate au-delà desquelles les tissus ne doivent pas être directement chauffés. Les sommets du maillage ayant dépassés ces limites ont donc été projetés sur le plan axial défini par le point initial, p_4^{init} ou p_5^{init} , le plus proche.

Les surfaces optimales produites par ces quatre méthodes, pour différentes bases de données en vues axiales, sagittales et coronales sont illustrées sur les figures 5.32, 5.33, 5.34 et 5.35. L'OSD « classique » et l'OSD RC sont représentés respectivement en rouge et en rose. Les surfaces associées obtenues après post-traitement, décrit au paragraphe précédent (régularisation et corrections au niveau de la paroi rectale, de la base et de l'apex), sont affichées en jaune et vert. Enfin les contours bleu et orange correspondent aux segmentations produites par l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL post-traités. Le premier exemple (5.32) sur une base de données de bonne qualité montre des résultats similaires pour les quatre approches. Une légère amélioration dans le cas de l'OSD RC, plus conséquente pour l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL, est tout de même visible par rapport à l'OSD « classique » dans la partie inférieure de l'image (flèche blanche). En effet, un fort gradient présent dans cette zone, visible sur la figure 5.25, attire l'OSD. Les méthodes basées sur les probabilités y étant moins sensibles optent pour un autre chemin. De plus, aucune des deux surfaces régularisées ne passe par ce gradient permettant ainsi de l'éviter.

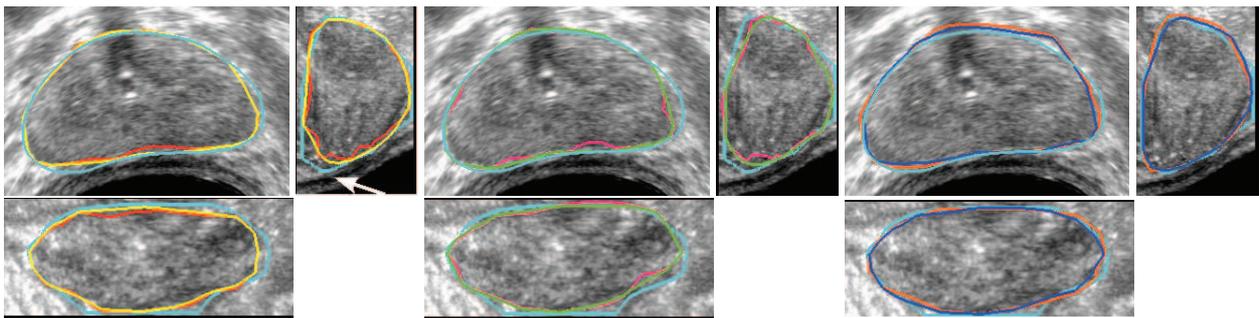


FIG. 5.32 – Référence expert (cyan), surface optimale obtenue avec l'OSD « classique » (rouge) (resp. OSD RC (rose)) puis régularisée par RCM, repositionnée au niveau de la paroi rectale, de la base et de l'apex (jaune) (resp. vert), avec l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL avec le même post-traitement (bleu et orange). Pour chaque base de données : vue axiale en haut à gauche, vue sagittale non interpolée en haut à droite, vue coronale non interpolée en bas.

L'exemple suivant s'applique à une base moins contrastée. Nous pouvons tout d'abord observer les écarts produits au niveau de la base avec la méthode OSD « classique » et de ce fait l'apport du repositionnement des sommets dans cette zone, effectué en post-traitement. L'OSD RC s'éloigne ici du bord de l'organe dans certaines zones comme indiqué par les flèches jaunes. Cependant, celle-ci coïncide d'avantage à la référence expert d'une part au niveau de la flèche blanche, et d'autre part, comme le montre la vue coronale, dans une partie de la base où l'OSD « classique » présente les erreurs les plus importantes. L'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL fournissent quant à elles des segmentations similaires à l'OSD « classique » (même base de données qu'à la figure 5.30 (c) sur laquelle les écarts à la base sont également présents sans post-traitement même si légèrement inférieurs).

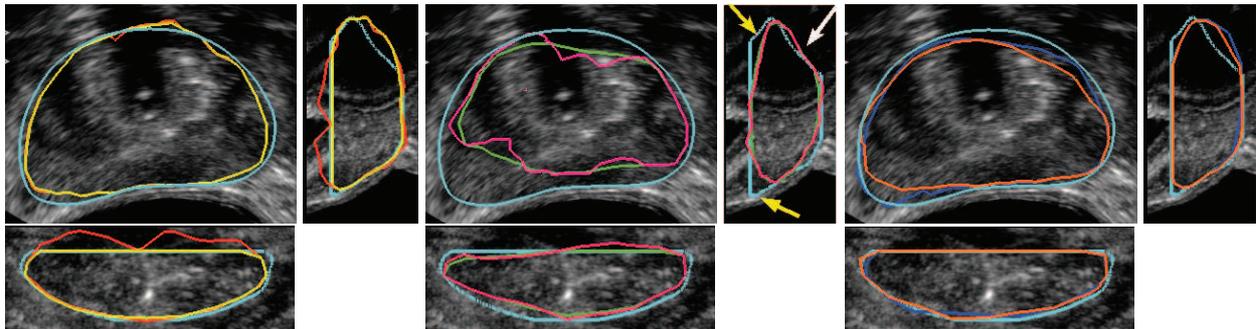


FIG. 5.33 – Référence expert (cyan), surface optimale obtenue avec l’OSD « classique » (rouge) (resp. OSD RC (rose)) puis régularisée par RCM, repositionnée au niveau de la paroi rectale, de la base et de l’apex (jaune) (resp. vert), avec l’OSD 2SG et l’OSD 2SPRL avec le même post-traitement (bleu et orange). Pour chaque base de données : vue axiale en haut à gauche, vue sagittale non interpolée en haut à droite, vue coronale non interpolée en bas.

La figure 5.34 illustre un cas où l’OSD « classique » domine les autres méthodes avec peu de différences au contour expert. La vue axiale affiche cependant un léger écart au niveau de la paroi rectale, celui-ci étant finalement corrigé par le post-traitement. Bien que l’OSD 2SG présente un léger avantage par rapport à l’OSD 2SPRG, celle-ci ne permet tout de même pas de segmenter complètement la prostate. En outre, l’OSD RC est ici nettement inférieure aux autres approches en s’accrochant au gradient présent à l’intérieur de l’organe et révèle ainsi sa faible robustesse. Celle-ci est confirmée par le dernier exemple de la figure 5.35 sur une base très bien contrastée qui remet alors en cause la qualité discriminante des probabilités. La comparaison de l’OSD « classique », l’OSD 2SG et l’OSD 2SPRL montre de bons résultats pour chacune de ces méthodes. Quelques écarts subsistent tout de même et ce dans des zones différentes selon les méthodes, le plus important étant ici produit par l’OSD « classique ».

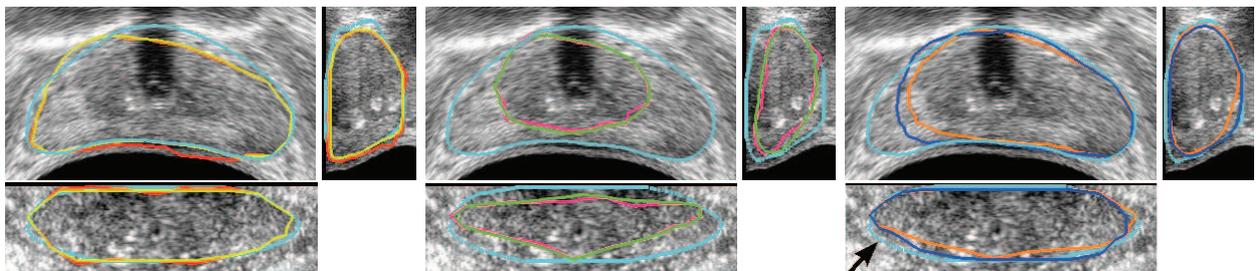


FIG. 5.34 – Référence expert (cyan), surface optimale obtenue avec l’OSD « classique » (rouge) (resp. OSD RC (rose)) puis régularisée par RCM, repositionnée au niveau de la paroi rectale, de la base et de l’apex (jaune) (resp. vert), avec l’OSD 2SG et l’OSD 2SPRL avec le même post-traitement (bleu et orange). La flèche noire indique la position de la vue axiale. Pour chaque base de données : vue axiale en haut à gauche, vue sagittale non interpolée en haut à droite, vue coronale non interpolée en bas.

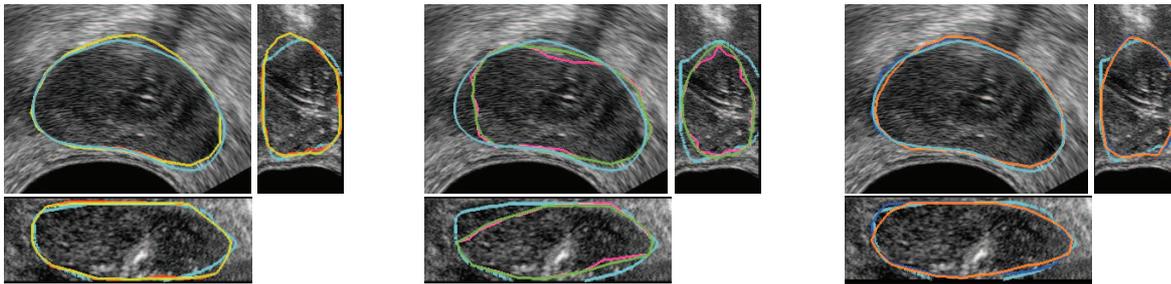


FIG. 5.35 – Référence expert (cyan), surface optimale obtenue avec l’OSD « classique » (rouge) (resp. OSD RC (rose)) puis régularisée par RCM, repositionnée au niveau de la paroi rectale, de la base et de l’apex (jaune) (resp. vert), avec l’OSD 2SG et l’OSD 2SPRL avec le même post-traitement (bleu et orange). Pour chaque base de données : vue axiale en haut à gauche, vue sagittale non interpolée en haut à droite, vue coronale non interpolée en bas.

Au vu des résultats, l’OSD RC est clairement inférieure aux autres méthodes. L’OSD « classique », contrairement à ce qui était attendu, fournit déjà une bonne segmentation sans utilisation d’*a priori* sur la forme. Cependant, cette méthode offre diverses possibilités le long des normales quant à la nouvelle position des sommets en exploitant une information parfois peu discriminante. Dans de telles circonstances la localisation du bord de la prostate devient difficile et engendre des écarts. Les post-traitements apportés en corrigent déjà quelques uns présents à la base, à l’apex ou au niveau de la paroi rectale. Afin de diminuer les risques d’erreurs dans les zones peu définies, réduire le nombre de voxels pouvant appartenir à la surface recherchée se présentait comme une bonne option. L’intégration des deux surfaces comme seules possibilités dans la méthode de graphe a ainsi permis d’améliorer certaines situations. Cependant, il arrive qu’aucun des deux maillages régularisés n’appartienne au bord de l’organe notamment dans des zones où la forme varie fortement, où l’information de bord est absente ou, plus fréquemment pour la fonction C_1 , là où de forts gradients se manifestent au voisinage de la limite de la prostate. Il n’est par conséquent pas possible dans ces cas là d’aboutir à la segmentation désirée.

Ces deux types d’approches, l’une exploitant le gradient « brut », les autres s’appuyant sur des points d’ancrage fournissent des surfaces qui diffèrent de peu. Les erreurs produites, susceptibles d’être communes pour les différentes méthodes, interviennent dans certaines zones uniquement pour l’une d’entre elles. Cela nous a ainsi conduit à coupler l’algorithme classique et ceux exploitant les deux maillages afin de profiter des avantages de chacun. Nous avons ainsi défini une fonction de coût similaire à C_1 pour tous les voxels intersectés le long de la normale mais pondérée par une loi de probabilité conditionnelle empirique qui accentue le poids des nœuds au voisinage des sommets des deux surfaces relativement au reste des candidats. Bien que ce principe ait permis pour quelques bases de données d’améliorer la segmentation, celle-ci reste majoritairement inférieure à la méthode classique et ne sera par conséquent pas détaillée davantage.

La ressemblance entre les résultats de l’OSD, l’OSD 2SG et l’OSD 2SPRL et les erreurs produites par chacune ne permet pas de donner l’avantage pour l’une d’entre elles. Cependant, l’objectif de rapprocher le maillage du bord de la prostate est fréquemment atteint. Néanmoins, en plus des écarts résiduels liés au faible pouvoir discriminant des fonctions de coût, dans le cas de l’OSD 2SG et l’OSD 2SPRL, même dans l’hypothèse où la surface la plus proche du bord de l’organe a été choisie, il se peut qu’elle en soit légèrement éloignée. Du fait de ces différences, qui apparaissent souvent réduites, l’application de l’algorithme de Contour Dynamique Discret pour finaliser la segmentation reste encore cohérente.

5.2.9 Déformation par Contour Dynamique Discret

5.2.9.1 Force interne

Comme nous l'avons expliqué à la section 5.1.2.2, la force interne définie dans [Hu 03] (équation 5.16) amène le contour à rétrécir. Les figures 5.36 (a) et (b) illustrent ce comportement en appliquant la force totale \mathbf{f}_{tot} (équation 5.11) sans force image et en laissant libres les points initiaux. On constate alors que le contour tend vers un point au fil des itérations. De même, fixer les points n'empêche pas le rétrécissement (figure (c)).

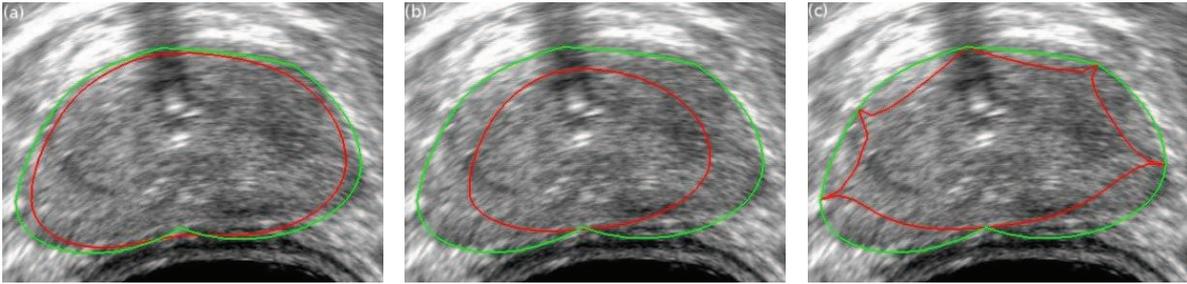


FIG. 5.36 – Déformation conduite par la force interne seule : points initiaux libres, 200 itérations (a), points initiaux libres, 1000 itérations (b), points initiaux fixés, 1000 itérations (c). En vert, le maillage initial ; En rouge, le maillage déformé.

Afin de corriger ce problème, la force interne doit s'annuler lorsque le sommet considéré est régulier par rapport à ses voisins. Une manière d'intégrer cette condition est d'estimer la courbure moyenne H en chaque sommet et de définir la force interne en fonction de ces courbures :

$$\mathbf{f}_i^{int} = \left(H_i - \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} H_{v(i,k)} \right) \cdot \mathbf{r}_i \quad (5.47)$$

avec M le nombre de voisins du sommet i et $H_{v(i,k)}$ la courbure moyenne de son $k^{ième}$ voisin.

La déformation obtenue par la force interne ainsi définie n'entraîne plus le rétrécissement du contour. Ce dernier est lissé tout en préservant sa taille comme illustré sur la figure 5.37.

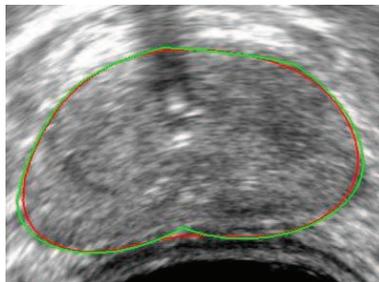


FIG. 5.37 – Déformation conduite uniquement par la force interne définie à partir des courbures moyennes : points initiaux libres, 1000 itérations. En vert, le maillage initial ; En rouge, le maillage déformé.

5.2.9.2 Segmentation finale : étude qualitative

L'algorithme de contour dynamique discret est finalement appliqué aux surfaces préalablement obtenues. Les procédures employées pour les générer sont résumées sur le schéma 5.38 avec d'une part les méthodes exploitant le champ de gradient de l'image et d'autre part celles sélectionnant l'information pour détecter des points d'ancrage. Ces dernières sont tout d'abord composées de l'OSD RC qui exploite directement les régions candidates dans l'OSD. Comme nous l'avons vu précédemment, cette procédure fournit des résultats clairement inférieurs aux autres et ne sera par conséquent pas utilisée par la suite pour l'initialisation du DDC. L'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL emploient les surfaces produites par repositionnement puis régularisation pour limiter le nombre de possibilités quant à la localisation du bord de l'organe. Celles-ci se distinguent l'une de l'autre par les caractéristiques qu'elles utilisent d'une part pour le repositionnement et d'autre part pour la définition de la fonction de coût dans l'OSD basés soit sur le gradient de l'image soit sur les probabilités issues de la régression logistique. Ces deux procédés permettent finalement d'obtenir un nouveau maillage qui, dans une dernière étape, est déformé par DDC. La même procédure est également appliquée à la surface produite par l'OSD « classique » ainsi que directement au maillage initial pour comparaison, en s'appuyant sur différentes déclinaisons de la force totale (équation 5.11).

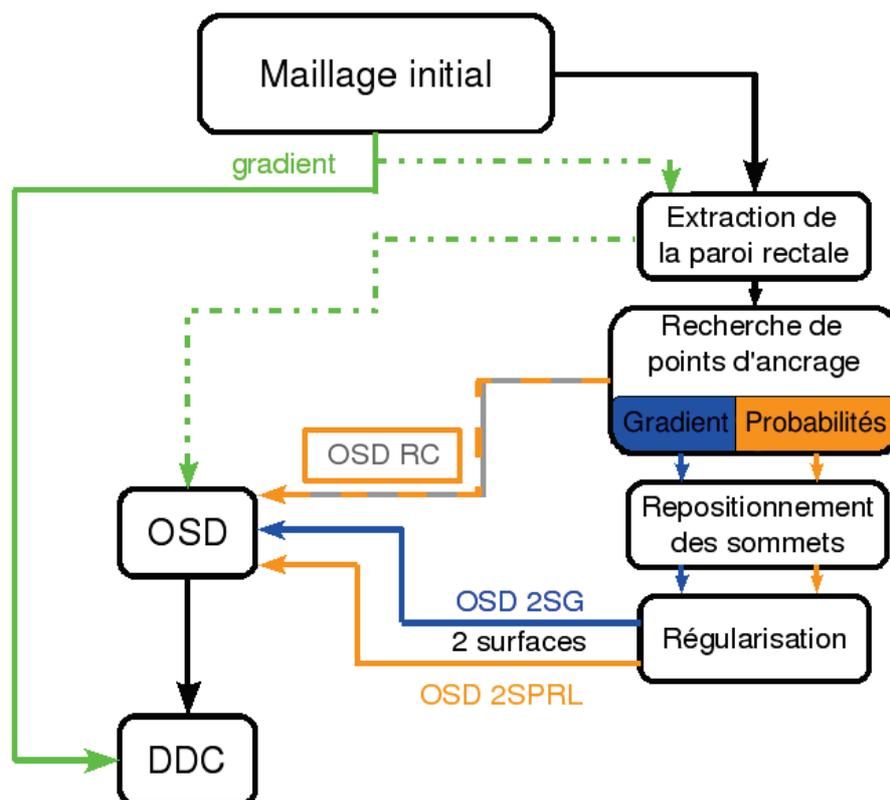


FIG. 5.38 – Schéma récapitulatif des algorithmes utilisés pour la modification du maillage initial avant déformation par DDC.

Comme l'indique l'équation 5.13, la force image est normalisée par rapport à l'amplitude maximum du gradient de l'énergie. Dans l'article [Hu 03], ce maximum est calculé sur l'ensemble de l'image. Dans les études réalisées ici, celui-ci est détecté soit dans une zone d'intérêt incluant la prostate, soit dans l'ensemble des cylindres. En ce qui concerne la force interne, les définitions des équations 5.16 et 5.47 ont été utilisées.

Les différentes méthodes comparées dans cette section se décomposent ainsi comme suit :

DDC1 :

- 1. Génération d'un maillage initial à partir de 8 points placés sur le bord de la prostate ;
- 2. Déformation avec la force totale (équation 5.11), utilisant la force interne définie dans [Hu 03] (équation 5.16) et la force image normalisée par l'amplitude maximale du gradient de l'énergie détectée dans une zone d'intérêt englobant la prostate. La pondération des forces est identique à celle appliquée dans [Hu 03], soit $w_{img} = 1$, $w_{int} = 0.2$, $w_d = -0.5$;
- 3. « Troncature » du maillage au niveau de la base et de l'apex.

DDC2 :

- 1. Génération d'un maillage initial à partir de 8 points placés sur le bord de la prostate ;
- 2. Déformation avec la force totale (équation 5.11), utilisant la force interne modifiée (équation 5.47) et la force image normalisée par l'amplitude maximale du gradient de l'énergie détectée dans une zone d'intérêt englobant la prostate. Les poids associés aux forces sont $w_{img} = 1$, $w_{int} = 4$ (la force interne étant souvent plus faible) et $w_d = -0.4$;
- 3. « Troncature » du maillage au niveau de la base et de l'apex.

OSD + DDC :

- 1. Génération d'un maillage initial à partir de 8 points placés sur le bord de la prostate ;
- 2. Extraction de la paroi rectale et déplacement vers la prostate des sommets se situant dans le ballon ou dans la zone extraite ;
- 3. Déduction de la surface optimale par OSD « classique » ;
- 4. Régularisation par les algorithmes RCM ;
- 5. Correction des sommets au niveau de la paroi rectale ;
- 6. Déformation avec la force totale (équation 5.11), utilisant la force interne modifiée (équation 5.47) et la force image normalisée par l'amplitude maximale du gradient de l'énergie détectée dans les cylindres. Les poids associés aux forces sont $w_{img} = 1$, $w_{int} = 4$ et $w_d = -0.4$;
- 7. « Troncature » du maillage au niveau de la base et de l'apex.

L'OSD 2SG + DDC et l'OSD 2SPRL + DDC se différencie de l'OSD + DDC uniquement à l'étape 3 où les algorithmes utilisés sont respectivement l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL.

Les résultats obtenus sur quelques bases de données de qualité variable avec des prostates de différentes formes sont illustrés sur les figures ci-dessous. Bien que seuls quelques exemples soient donnés, ceux-ci sont représentatifs de l'efficacité mais aussi des difficultés rencontrées par les algorithmes sur un ensemble plus large de bases de données. Tout d'abord, la figure 5.39 (a) représente la segmentation obtenue par DDC1 sur laquelle nous observons clairement le préjudice porté par la force interne lorsque les forces images sont faibles et que le bord de la prostate se situe à l'extérieur du maillage initial. Celui-ci est également mis en évidence par la comparaison aux images (b) sur lesquelles les contours ont été produits de la même manière avec pour seule différence l'utilisation de la force interne modifiée (DDC2). Nous constatons alors la capture de certaines parties du bord de l'organe qui se trouvent à une distance assez réduite pour être attractive (flèche noire). En revanche, le changement de définition de la force interne n'apparaît pas suffisant pour

capturer la limite de la prostate pointée par les flèches blanches. De plus, le maillage initialement positionné sur la paroi rectale ne parvient pas à s'en dégager. Les approches proposées apportent alors un net gain (figures (c), (d) et (e)) en permettant de s'approcher du bord et de préciser la segmentation dans une image bien contrastée. Nous pouvons toutefois noter les écarts qui persistent au niveau de l'apex où l'image est moins bien définie, avec tout de même un léger gain apporté par la déformation appliquée au maillage issu de l'OSD 2SPRL. Les résultats obtenus par le DDC d'origine n'étant pas à la hauteur de ceux fournis par les autres méthodes, ceux-ci ne seront pas présentés par la suite.

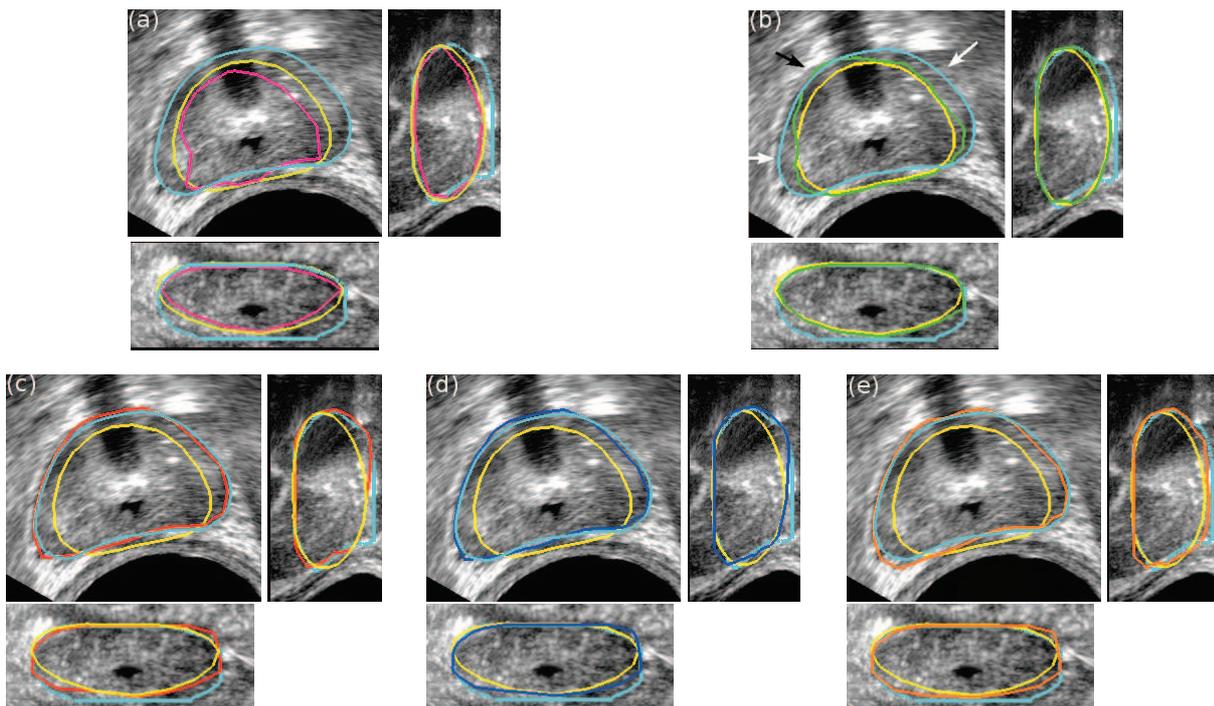


FIG. 5.39 – Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), segmentation obtenue par DDC1 ((a), rose), DDC2 ((b), bleu), OSD + DDC ((c), rouge), OSD 2SG + DDC ((d), bleu), OSD 2SPRL + DDC (orange).

L'exemple suivant s'applique également sur une image de bonne qualité et montre encore une fois l'amélioration amenée par le repositionnement. Une exception se manifeste tout de même, visible sur le haut de la coupe sagittale (figure 5.40 (a), flèche blanche), pour laquelle l'algorithme d'origine fournit une meilleure segmentation. En effet, un gradient étendu sur plusieurs coupes et de plus forte amplitude que sur la limite de l'organe est présent dans cette zone attirant alors les contours produits par les méthodes OSD+DDC, OSD 2SG+DDC et OSD 2SPRL+DDC. En revanche, le maillage initial étant correctement placé, le DDC, grâce à son caractère local, l'a maintenu à sa position de départ. Nous pouvons également observer sur les vues axiales des figures (b), (c) et (d), les erreurs résiduelles sur les parties latérales de la prostate. Les plans coronaires affichant un léger élargissement de l'organe dans cette zone, des tests ont été réalisés en diminuant l'impact de la force interne mais sans permettre d'améliorer la situation. Enfin, l'algorithme OSD 2SPRL+DDC (d) qui produisait une segmentation plus précise dans l'exemple précédent présente ici un écart important dans la zone indiquée par la flèche blanche, qui n'apparaît pas avec les méthodes d'OSD+DDC basées sur le gradient.

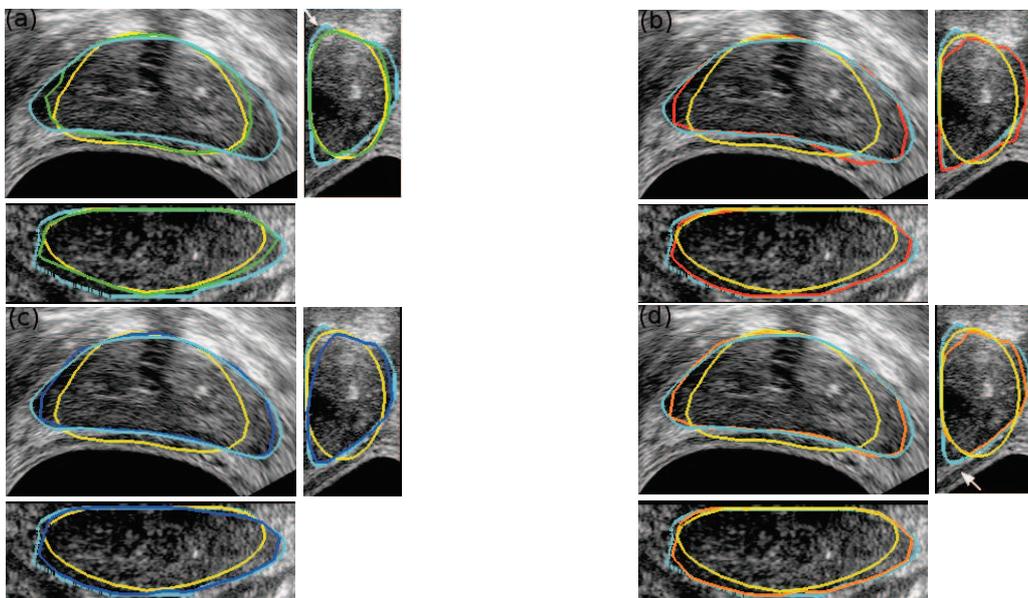


FIG. 5.40 – Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), segmentation obtenue par DDC1 ((a), rose), DDC2 ((b), bleu), OSD + DDC ((c), rouge), OSD 2SG + DDC ((d), bleu), OSD 2SPRL + DDC (orange).

Le volume représenté sur la figure 5.41 se décompose en une première partie relativement bien définie au niveau de la base dans laquelle l'OSD+DDC, l'OSD 2SG+DDC et l'OSD 2SPRL+DDC rapprochent clairement le maillage du bord (vues axiales, à gauche des vues sagittales, en haut des vues coronales). En revanche, la partie du côté de l'apex se dégrade en affichant des zones hyperéchogènes générant des gradients parasites à proximité du bord de l'organe qui, lui, se confond avec son environnement ((même volume qu'aux figures 5.22 (b1) et (b2)), discuté à la section 5.2.6, sur laquelle apparaît les bandes blanches). L'algorithme DDC appliqué directement au maillage initial donne alors de meilleurs résultats du fait d'une bonne initialisation tandis que les autres approches s'éloignent encore une fois de la solution. Toutefois, la comparaison entre ces dernières montre que l'approche OSD+DDC (b) s'écartent moins de la référence expert que celle s'appuyant sur les points d'ancrage. En effet, dans ce cas aucune des deux surfaces régularisées n'est proche du bord, la solution n'étant alors pas proposée à l'OSD.

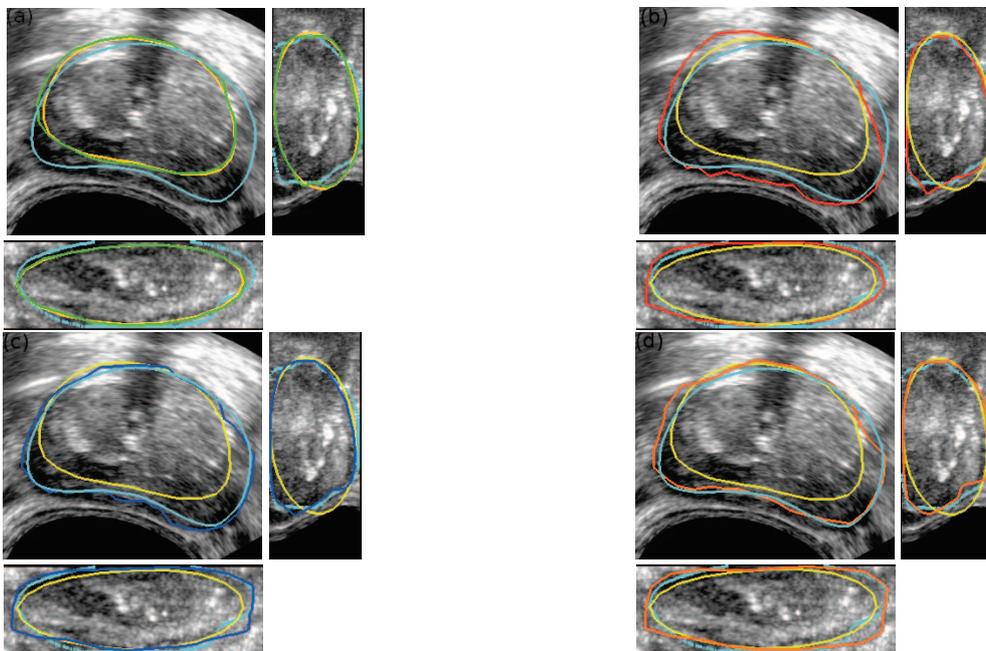


FIG. 5.41 – Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), segmentation obtenue par DDC1 ((a), rose), DDC2 ((b), bleu), OSD + DDC ((c), rouge), OSD 2SG + DDC ((d), bleu), OSD 2SPRL + DDC (orange).

Finalement, le dernier exemple concerne une base de données acquise durant l'intervention, par conséquent, fortement bruitée du fait de la cavitation. Comme précédemment, la méthode DDC présente ici un avantage en limitant d'une part l'attraction vers les vésicules séminales par rapport à l'OSD+DDC, et d'autre part l'éloignement sur la partie haute par rapport aux trois autres méthodes. Ces dernières s'approchent cependant un peu plus du bord dans la zone pointée par la flèche blanche dans la vue sagittale de la figure 5.42 (b). En revanche, aucun de ces algorithmes ne parvient à segmenter la partie latérale, indiquée par la flèche noire sur la vue coronale de la figure 5.42 (a), dans laquelle le bord n'est pas défini.

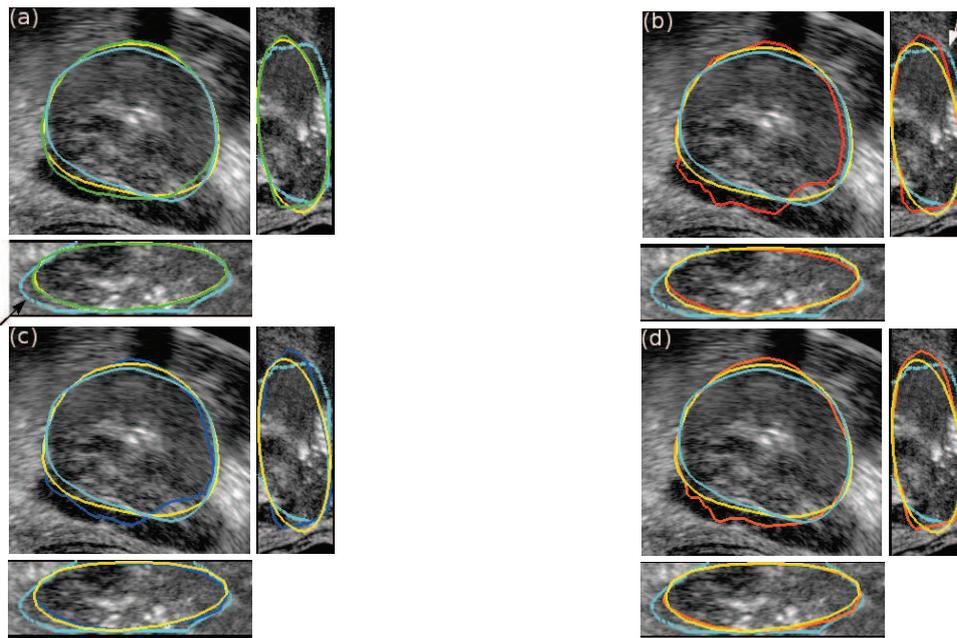


FIG. 5.42 – Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), segmentation obtenue par DDC1 ((a), rose), DDC2 ((b), bleu), OSD + DDC ((c), rouge), OSD 2SG + DDC ((d), bleu), OSD 2SPRL + DDC (orange).

5.3 Conclusion

Au vu des résultats, la méthode de contour dynamique discret (avec la modification proposée pour la force interne), utilisée sans repositionnement préalable du maillage initial, présente certains avantages. Nous pouvons ainsi noter qu'elle offre une meilleure segmentation lorsque l'image est mal définie ou lorsque le bord affiche un gradient plus faible que d'autres structures se trouvant néanmoins dans un voisinage quelque peu éloigné, à la condition d'avoir un maillage initial déjà à proximité de la frontière de l'organe. Cependant, chez beaucoup de patients, la forme de la prostate n'autorise pas de l'approcher suffisamment par l'interpolation par plaques minces, et le maillage initial ne peut ainsi pas en être proche sur l'ensemble de la base de données. Les approches proposées apportent dans ce cas une meilleure localisation de la limite de l'organe en s'en rapprochant davantage dans un premier temps. Résumons quelques points :

Tout d'abord, l'extraction de la zone de la paroi rectale permet d'en éloigner le maillage initial tout en l'amenant vers la frontière de la prostate. Cette procédure offre alors une segmentation plus robuste de cette zone.

Ensuite, l'exploitation des caractéristiques de l'image pour repositionner le maillage mène, comme nous l'avons vu, à une surface parfois régulière dans les zones bien contrastées mais fréquemment accidentée lorsque l'information de bord est faible et/ou en présence d'artefacts. La phase de régularisation, avérée nécessaire, a alors conduit à produire deux solutions dans le but de préserver le gain fournit par l'étape précédente.

La combinaison de ces maillages, produits par l'utilisation de la détection de surface optimale, a abouti à une première segmentation apparaissant déjà proche de la prostate pour une grande partie de la base de données. Une utilisation classique de l'OSD a mis en évidence son potentiel mais affiche tout de même des écarts y compris dans la partie centrale de la prostate. L'algorithme de contour dynamique discret appliqué à ces surfaces a finalement permis de préciser la localisation. La segmentation résultante offre alors une nette amélioration par rapport au cas où le repositionnement n'est pas réalisé. En effet, les bords éloignés sont à présent en grande majorité capturés lorsqu'ils sont correctement définis mais parfois aussi lorsqu'ils apparaissent moins contrastés.

Les limites de la méthode se manifestent essentiellement dans les zones où il existe un fort gradient parasite, continu sur plusieurs coupes, relativement parallèle à la frontière de l'organe et par conséquent cohérent avec sa forme. Des erreurs sont également présentes à la base et à l'apex ce qui reste cependant commun à la majorité des méthodes. En définitive, bien que des écarts persistent, la surface finale reste globalement meilleure que celle obtenue sans repositionnement préalable.

La distinction en terme de précision entre l'OSD, l'OSD 2SG basée sur le gradient et l'OSD 2SPRL qui s'appuie sur les probabilités issues de la régression logistique reste difficile à effectuée de manière qualitative. Le chapitre suivant présente ainsi l'étude quantitative des résultats afin de mieux évaluer leurs performances.

Chapitre 6

Evaluation quantitative

L'évaluation qualitative présentée précédemment a fourni un premier aperçu des performances des différentes méthodes étudiées. L'objectif de ce chapitre est ainsi de préciser la comparaison de ces algorithmes par des mesures quantitatives. Nous débuterons à la section 6.1 par la description du protocole appliqué pour mener à bien cette étude où nous introduirons les bases de données utilisées, l'initialisation et le procédé de comparaison aux références expert avec notamment la définition des métriques employées. Par la suite, les méthodes s'appuyant sur un certain nombre de paramètres susceptibles d'influencer leurs performances, leur incidence a été estimée à la section 6.2. Enfin, l'efficacité des différentes approches de manière globale et leur sensibilité à la qualité des bases de données et à l'initialisation seront développées à la section 6.3.

6.1 Protocole

Les validations des méthodes et des paramètres ont utilisées 28 volumes échographiques. Afin d'évaluer la sensibilité des algorithmes à la qualité des images, celles-ci ont été classées en plusieurs catégories. Cette répartition, basée sur une analyse visuelle, se révèle complexe du fait de la diversité des caractéristiques à prendre en compte (niveau de bruit, formes plus ou moins irrégulières, contraste...). Cependant, afin de limiter le nombre de classes, seule la qualité du bord dans la partie centrale de la prostate a été considérée, écartant donc la base et l'apex souvent mal définis. Les bases de données présentant un contour net sur leur ensemble ont ainsi été étiquetées comme « bonnes » (figures 6.1 (a)), celles possédant une limite parfois diffuse comme « moyennes » (figures 6.1 (b)) et finalement comme « mauvaises » (figures 6.1 (c)), celles pour lesquelles la frontière de l'organe est majoritairement effacée. Le nombre de volumes pour chacun de ces groupes est en conséquence, respectivement, de 11, 11 et 6.

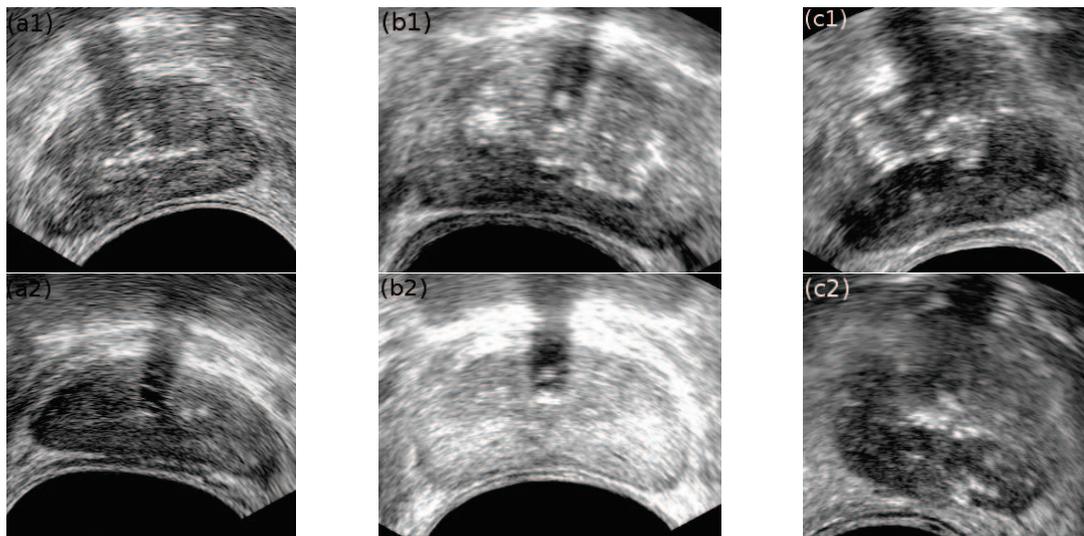


FIG. 6.1 – Echantillons de coupes axiales centrales de bases de données classées comme « bonnes » (a), « moyennes » (b) et « mauvaises » (c).

Les méthodes pouvant également présenter une sensibilité à l’initialisation, trois maillages initiaux ont été utilisés pour les évaluer sur chacune des bases de données. Les points entrés manuellement ont ainsi été placés, d’une part, sur différentes coupes centrales produisant des surfaces proches de la frontière tantôt dans une zone, tantôt dans une autre (figure 6.2) dans le cas d’organes peu sphériques ou irréguliers pour lesquels le maillage initial ne peut avoisiner l’ensemble du bord, et d’autre part, à diverses positions de la base et de l’apex pour tenir compte des variabilités existantes entre experts.

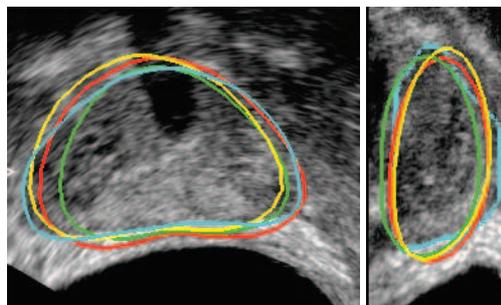


FIG. 6.2 – Différents maillages initiaux (vert, jaune et rouge), référence expert (cyan).

Les segmentations résultantes ont été comparées aux références expert obtenues par le procédé décrit au chapitre 3. Parmi les bases de données, dix d’entre elles ont été délinéées à deux reprises à plusieurs mois d’intervalle. Bien que ces deux contours ne soient pas suffisants pour réaliser une étude complète de la variabilité intra-expert, ils permettent tout de même d’en donner une première approximation et d’apprécier plus précisément les résultats produits par les algorithmes. Par manque de temps et de praticiens, les écarts inter-expert n’ont quant à eux pas été mesurés.

Les méthodes étant appliquées sur des volumes non interpolés, les surfaces générées l’ont finalement été pour estimer les écarts dans un milieu isotrope. L’évaluation a ensuite été effectuée en mesurant la sensibilité

(Se), la spécificité (Sp) et le recouvrement de volume (VO) ainsi que la moyenne symétrique des distances absolues entre les deux surfaces (SASD) et la distance d’Hausdorff (HD) correspondant à l’écart maximal. L’ensemble de ces métriques se définissent comme suit avec V_R , V_S les volumes de référence et segmenté semi-automatiquement et S_R et S_S les surfaces correspondantes (Annexe A), V_T étant le volume total de l’image :

$$Se = \frac{V_R \cap V_S}{V_R}. \quad (6.1)$$

$$Sp = \frac{V_T - V_R}{V_T + V_R \cup V_S - 2V_R} \quad (6.2)$$

$$VO = \frac{V_R \cap V_S}{V_R \cup V_S} \quad (6.3)$$

$$SASD(S_R, S_S) = \frac{1}{|S_R| + |S_S|} \left(\int_{r \in S_R} d_{min}(r, S_S) dr + \int_{s \in S_S} d_{min}(s, S_R) ds \right), \quad (6.4)$$

$$HD(S_R, S_S) = \max\{\max_{r \in S_R} d_{min}(r, S_S), \max_{s \in S_S} d_{min}(s, S_R)\}. \quad (6.5)$$

6.2 Validation des paramètres

Dans le cadre de la validation des paramètres, seules les métriques basées sur le volume ont été exploitées. Celles-ci ont été moyennées pour l’ensemble des bases de données, des maillages initiaux et des références expert associées afin de sélectionner les valeurs fournissant globalement les meilleurs résultats.

Les premiers paramètres évalués ont été les poids w_{img} et w_{int} utilisés dans la force totale f_{tot} (équation 5.11) qui conduit la déformation du Contour Dynamique Discret, pour différents écarts-types σ du filtre gaussien. w_d étant moins influant [Ladak 00], [Ladak 03], celui-ci a été fixé à -0,4. w_{img} a quant à lui varié entre 0,5 et 2 par pas de 0,5 tandis que w_{int} a, de la même manière, été testé de 0,5 à 4. Enfin, des valeurs de 5, 7, 9 et 11 ont été appliquées à σ . Les figures 6.3, 6.4 et 6.5 représentent respectivement l’évolution des sensibilités, des spécificités et des recouvrements de volumes mesurés entre la référence expert et la segmentation produite par DDC, avec la force interne modifiée (équation 5.47), à partir du maillage initial généré directement à partir des huit points (sans repositionnement). Nous pouvons constater une hausse de la sensibilité avec l’augmentation de w_{img} , marquée entre les valeurs de 0,5 et 1 puis plus lente au-delà. Inversement, la spécificité diminue avec l’élévation de ce paramètre. Le meilleur compromis semble donc se trouver entre 1 et 1,5, ce qui est confirmé par le recouvrement de volume quasiment identique pour ces deux valeurs. w_{int} offre lui les meilleurs résultats pour une valeur de 4 quelque soit la métrique. $w_{img} = 1$ et $w_{int} = 4$ ont donc été utilisés pour la suite des tests. Finalement, la segmentation produite par $\sigma = 5$ apparaît moins performante que pour les autres valeurs tandis que $\sigma = 7$ et $\sigma = 9$ fournissent des résultats équivalents et légèrement supérieurs à $\sigma = 11$. Puisqu’augmenter σ implique également un masque plus grand et par conséquent une augmentation des temps de calculs, $\sigma = 7$ a été employé pour l’évaluation du DDC à partir du maillage initial produit à partir des huit points. En revanche, les autres méthodes rapprochant le maillage du bord avant de lancer la déformation ou n’utilisant pas le DDC, la distance à laquelle celui-ci doit être attractif peut être réduite ; $\sigma = 5$ a donc été adopté pour les autres approches.

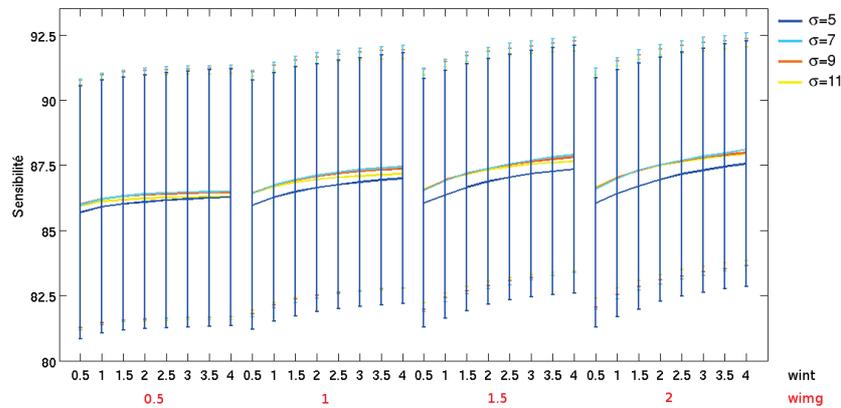


FIG. 6.3 – Influence des poids w_{img} et w_{int} et de l'écart-type σ du filtre gaussien sur la sensibilité de la segmentation produite par l'algorithme DDC.

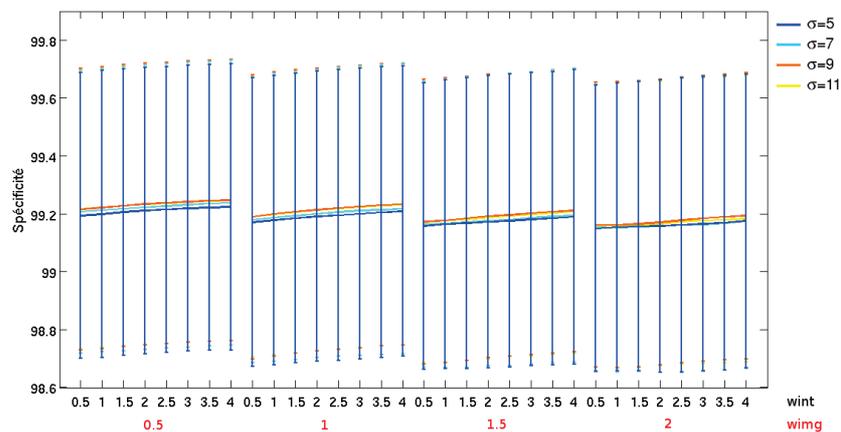


FIG. 6.4 – Influence des poids w_{img} et w_{int} et de l'écart-type σ du filtre gaussien sur la spécificité de la segmentation produite par l'algorithme DDC.

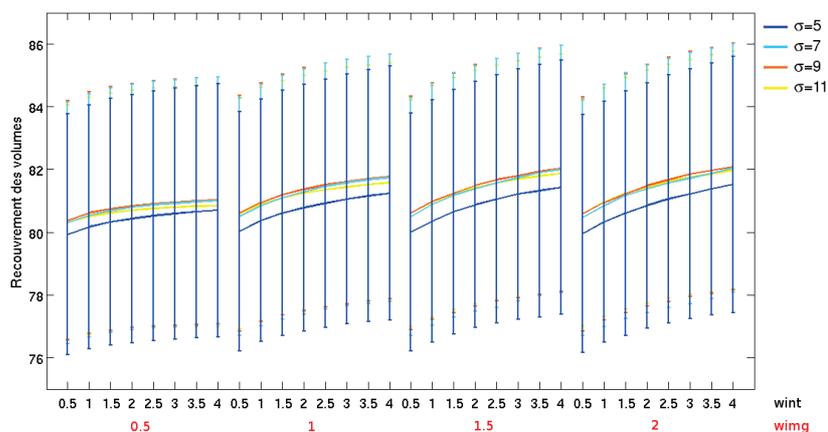


FIG. 6.5 – Influence des poids w_{img} et w_{int} et de l'écart-type σ du filtre gaussien sur le recouvrement de volume de la segmentation produite par l'algorithme DDC.

Les algorithmes tels que la détection de surface optimale (OSD) ou la recherche de régions candidates nécessitent la définition de profondeurs de recherche. Les études préliminaires conduites au chapitre 5 nous ont orientés vers des longueurs à l'intérieur de 20 voxels et, à l'extérieur, de 15 voxels à proximité de la paroi rectale et de 25 voxels ailleurs. Dans le cas de la recherche de régions candidates, les résultats au niveau de la paroi rectale étant satisfaisants, les profondeurs de cylindre associées ont été maintenues. Pour le reste de l'organe, nous avons choisi de déterminer ces dernières à partir des résultats produits par l'OSD utilisant la fonction de coût C_1 basée sur le gradient pour chaque voxel le long de la normale. Dans un premier temps, nous avons ainsi fixé les longueurs à l'intérieur à 20 voxels et testé des valeurs de 25 à 35 voxels pour l'extérieur. La figure 6.6 montre, par la sensibilité, la spécificité et le recouvrement de volume, que les résultats sont identiques pour ces trois valeurs et par conséquent peu sensibles vis à vis de la profondeur à l'extérieur. Au vu des résultats qualitatifs qui semblaient légèrement meilleurs avec une valeur de 30 voxels, nous avons donc opté pour ce choix. Celle-ci fixée, les longueurs intérieures ont été étudiées entre 15 et 35 voxels par pas de 5. De la même manière, la figure 6.7 met en évidence une faible sensibilité à ce paramètre. Les bords de la prostate les plus éloignés du maillage initial se situant à l'extérieur, une valeur de 20 voxels à été préservée pour l'intérieur.

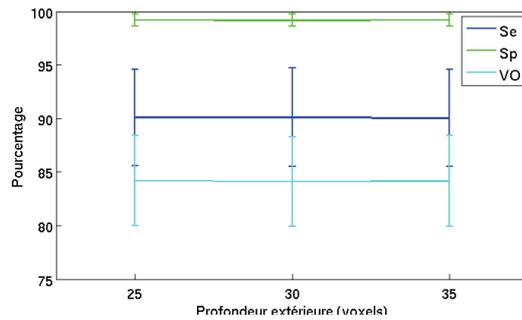


FIG. 6.6 – Influence des longueurs de recherche à l'extérieur sur la sensibilité, la spécificité et le recouvrement de volume de la segmentation produite par l'algorithme OSD, exploitant la fonction de coût C_1 . Les longueurs de recherche à l'intérieur sont égales à 20 voxels.

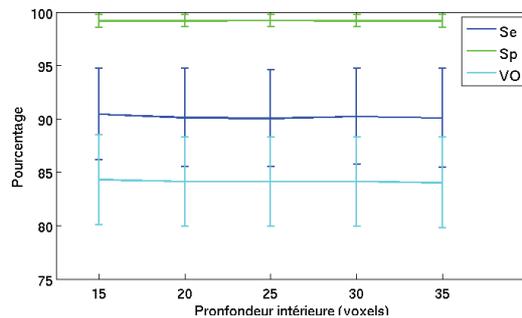


FIG. 6.7 – Influence des longueurs de recherche à l'intérieur sur la sensibilité, la spécificité et le recouvrement de volume de la segmentation produite par l'algorithme OSD, exploitant la fonction de coût C_1 . Les longueurs de recherche à l'extérieur ont été choisies égales à 30 voxels.

La taille des régions extraites lors de la recherche de nouveaux candidats pour les sommets du maillage est conditionnée par le paramètre λ (équation 5.26). Comme nous l'avons vu au chapitre 5, celui-ci influe par

conséquent sur la loi de probabilité déduite de la régression logistique et sur les combinaisons de variables explicatives fournissant les meilleures statistiques. Les trois associations présentées dans le tableau 5.1 ont ainsi été testées. Afin de déduire la plus efficace, l'OSD RC qui exploite directement les régions extraites et leurs probabilités, a été employée. La figure 6.8 affiche une baisse de la sensibilité avec l'augmentation de λ et par conséquent une hausse de la spécificité. Le taux de recouvrement est quant à lui identique pour $\lambda = 0,6$ et $\lambda = 0,7$ puis inférieur pour $\lambda = 0,8$. $\lambda = 0,6$, intégrant plus d'information, a finalement été sélectionné pour la suite des tests.

En outre, nous pouvons observer que les résultats produits par cette méthode sont nettement inférieurs à ceux obtenus par l'OSD « classique » ce qui confirme la conclusion de l'étude qualitative. Cette approche sera donc écartée dans la comparaison abordée à la section suivante.

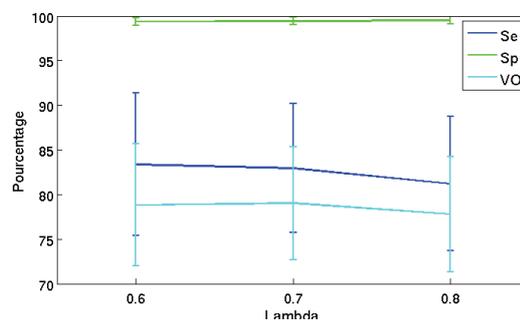


FIG. 6.8 – Influence de λ sur la sensibilité, la spécificité et le recouvrement de volume de la segmentation produite par l'algorithme OSD RC.

Le dernier paramètre étudié est le δ intervenant dans la contrainte de régularité de l'OSD (équation 5.38). Les statistiques présentées ci-dessus ont été générées par une valeur de $\delta = \frac{1}{3}$. Pour l'OSD utilisant la fonction de coût C_1 , un δ de $\frac{1}{4}$ fournit des statistiques globales très similaires mais légèrement inférieures. Une valeur de $\frac{1}{3}$ a donc été utilisée pour cette approche. En revanche, les algorithmes OSD 2SG et OSD 2SPRL (intégrant les surfaces repositionnées puis régularisées) ont montré une légère amélioration avec un $\delta = \frac{1}{4}$ qui a donc été adopté pour ces derniers.

6.3 Evaluation des méthodes

6.3.1 Evaluation globale

Une fois les paramètres déterminés, les différentes méthodes décrites au chapitre 5 ont été évaluées et comparées. Le tableau 6.1 fournit un récapitulatif, pour chacune de ces approches, des moyennes, écarts-types, maxima et minima des métriques obtenues sur les 28 bases de données en considérant les trois maillages initiaux et l'ensemble des références expert.

La comparaison des algorithmes DDC et OSD met en évidence de meilleures statistiques globales en faveur de cette-dernière qui augmente nettement la sensibilité et le taux de recouvrement des volumes et réduit les distances moyennes. L'utilisation des deux surfaces obtenues par repositionnement sur les plus forts gradients puis régularisation (OSD 2SG) produit des résultats légèrement supérieurs au DDC mais reste un peu en-dessous de ceux de l'OSD. De même, bien que l'OSD 2SPRL affiche une sensibilité légèrement meilleure, elle entraîne une baisse de la spécificité et du taux de recouvrement et une hausse des distances moyennes. Réduire le nombre de localisations possibles pour le bord de la prostate en se basant sur le gra-

dient ou les probabilités issues de la régression logistique ne semble par conséquent pas corriger les erreurs produites par l’OSD.

L’objectif au début de cette thèse étant d’améliorer la méthode de Contour Dynamique Discret en rapprochant le maillage initial du bord de la prostate avant de lancer la déformation, cet algorithme a été ajouté aux méthodes précédentes. L’OSD qui fournissait déjà de bons résultats a ainsi gagné en sensibilité, en taux de recouvrement et diminué en distances moyenne et maximale, ces-dernières étant jusqu’à présent relativement équivalentes pour les différentes approches. En revanche, une légère baisse est apparue en spécificité. L’association du DDC à l’OSD 2SG et l’OSD 2SPRL a également globalement augmenté leurs performances qui restent cependant toujours équivalentes à l’OSD-DDC. Nous pouvons néanmoins noter l’augmentation des distances d’Hausdorff et des distances moyennes pour l’OSD 2SPRL suggérant que le repositionnement des maillages a placé les sommets au voisinage de forts gradients, n’appartenant pas à la limite de l’organe, qui ont attiré le DDC et l’ont ainsi éloigné du bord.

Bien que des écarts existent, les statistiques affichées ne permettent pas, hormis pour l’algorithme DDC utilisé seul, de conclure sur la supériorité d’une de ces approches.

		Se (%)	Sp (%)	VO (%)	SASD (mm (vx))	σ SASD (mm (vx))	HD (mm (vx))
DDC	moy	87,45 ± 4,65	99,22 ± 0,50	81,74 ± 3,94	1,07 ± 0,33 (6,93 ± 2,14)	1,01 ± 0,32 (6,58 ± 2,09)	5,55 ± 1,71 (36,02 ± 11,09)
	min	74,81	97,56	67,13	0,47 (3,07)	0,45 (2,90)	2,29 (14,87)
	max	97,30	99,92	88,34	2,21 (14,37)	1,83 (11,89)	10,96 (71,18)
OSD	moy	90,12 ± 4,59	99,18 ± 0,57	84,12 ± 4,19	0,91 ± 0,31 (5,92 ± 1,99)	0,91 ± 0,32 (5,94 ± 2,09)	5,43 ± 1,61 (35,28 ± 10,44)
	min	78,09	96,89	70,41	0,45 (2,92)	0,40 (2,58)	2,53 (16,40)
	max	97,69	99,90	89,91	1,94 (12,58)	1,91 (12,42)	10,29 (66,83)
OSD 2SG	moy	88,62 ± 5,21	99,21 ± 0,56	82,98 ± 4,75	0,98 ± 0,31 (6,34 ± 2,01)	0,95 ± 0,30 (6,18 ± 1,92)	5,47 ± 1,40 (35,50 ± 9,11)
	min	59,51	96,85	(58,61)	0,54 (3,51)	0,45 (2,91)	2,83 (18,38)
	max	96,65	99,93	(89,84)	2,26 (14,67)	1,91 (12,38)	9,62 (62,49)
OSD 2SPRL	moy	90,50 ± 4,31	98,90 ± 0,66	82,61 ± 4,33	1,02 ± 0,32 (6,60 ± 2,05)	0,96 ± 0,30 (6,22 ± 1,94)	5,46 ± 1,85 (35,45 ± 10,74)
	min	71,03	96,73	68,38	0,49 (3,20)	0,42 (2,75)	3,07 (19,95)
	max	98,08	99,88	88,93	(2,12 13,74)	1,95 (12,69)	12,43 (80,70)
OSD + DDC	moy	91,38 ± 4,07	99,06 ± 0,64	84,40 ± 4,19	0,75 ± 0,21 (4,84 ± 1,35)	0,80 ± 0,28 (5,22 ± 1,79)	5,00 ± 1,34 (32,44 ± 8,67)
	min	80,74	96,29	69,09	0,43 (2,77)	0,46 (2,96)	2,94 (19,08)
	max	98,20	99,87	91,06	1,22 (7,93)	1,55 (10,04)	8,21 (53,31)
OSD 2SG + DDC	moy	90,66 ± 4,23	99,08 ± 0,61	83,97 ± 4,43	0,92 ± 0,31 (5,98 ± 2,03)	0,93 ± 0,31 (6,06 ± 2,04)	5,56 ± 1,56 (36,09 ± 10,13)
	min	72,09	96,63	66,70	0,47 (3,06)	0,45 (2,90)	2,90 (18,81)
	max	97,63	99,84	91,11	2,32 (15,06)	1,96 (12,75)	10,73 (69,67)
OSD 2SPRL + DDC	moy	91,44 ± 3,68	98,94 ± 0,67	83,72 ± 4,05	0,95 ± 0,31 (6,14 ± 2,00)	0,94 ± 0,30 (6,12 ± 1,98)	5,55 ± 1,60 (36,07 ± 10,41)
	min	80,74	96,74	68,55	0,44 (2,87)	0,43 (2,77)	2,98 (19,34)
	max	97,97	99,87	90,01	2,15 (13,93)	2,10 (13,65)	11,78 (76,50)

TAB. 6.1 – Evaluation quantitative globale des différents algorithmes.

6.3.2 Etude régionale

Une étude régionale a ensuite été réalisée pour localiser les erreurs et tenter de dégager une des approches. Celle-ci a consisté en l'évaluation des écarts séparément pour différentes zones de la prostate. Le partitionnement a été effectué en découpant l'organe en régions représentant 20-60-20 % des coupes axiales incluses dans la référence expert respectivement pour la base, la partie centrale et l'apex. Les intervalles comprenant les extrémités s'étendent ainsi sur 6 à 10 mm suivant les bases de données, valeurs équivalentes ou légèrement supérieures aux marges prises durant l'intervention pour préserver les sphincters.

Les résultats ont été représentés sous forme de boîtes à pattes également appelées boxplot (figures 6.9, 6.10, 6.11, 6.12, 6.13). Une boîte s'étend du 1^{er} au 3^{ème} quartile, sa hauteur correspondant ainsi à l'écart interquartile. La ligne rouge en son centre désigne la valeur médiane. Enfin, les pattes inférieure et supérieure se prolongent jusqu'aux valeurs respectivement minimum et maximum qui s'éloignent au plus de 1,5 fois l'écart interquartile par rapport à l'extrémité de la boîte la plus proche, les outliers dépassant cette limite étant illustrés par des croix rouges.

Les différentes figures présentées ci-dessous mettent en évidence des écarts et une dispersion de ces écarts nettement réduits dans la partie centrale par rapport à ceux produits à la base et à l'apex en termes de sensibilité, de recouvrement de volumes et de distance moyenne. En revanche, ce schéma est moins évident dans le cas de la spécificité qui semble équivalente ou légèrement inférieure à celle obtenue au niveau des extrémités. Cette exception est également présente pour les écarts maximaux dont les valeurs et les dispersions restent élevées dans la partie centrale.

La comparaison des différentes méthodes entre elles montre qu'elles se comportent de manière relativement équivalente avec la même hiérarchie que précédemment. L'algorithme de contour dynamique discret appliqué directement au maillage initial est ainsi majoritairement inférieur aux autres approches avec cependant une meilleure spécificité à la base et à l'apex. En outre, l'application de la déformation par DDC aux maillages obtenus par l'OSD permet de réduire la dispersion en termes de sensibilité et de recouvrement de volumes, et ce particulièrement à l'apex et notamment pour l'OSD « classique ». De plus, la hausse de la médiane indique une meilleure délimitation de cette zone, également visible par les distances moyennes.

Finalement, au terme de cette étude, les différentes approches fournissent de bons résultats dans la partie centrale avec par exemple un taux de recouvrement de volumes de l'ordre de 90 %. Cependant, aucune ne paraît dominer les autres avec des erreurs persistantes aux extrémités quelle que soit la méthode utilisée.

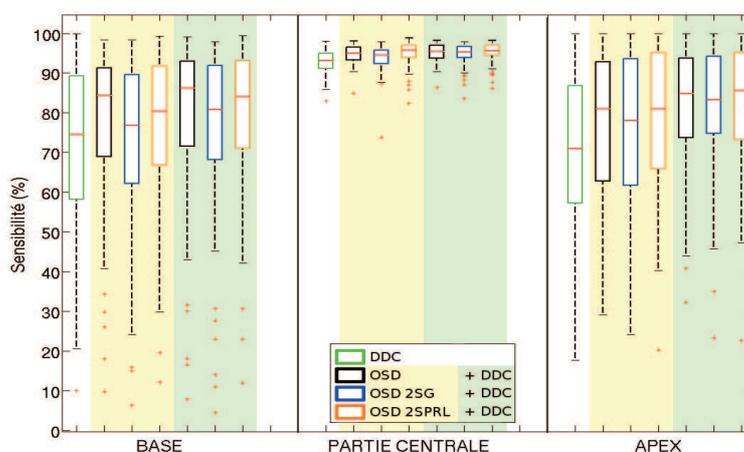


FIG. 6.9 – Etude régionale de la sensibilité.

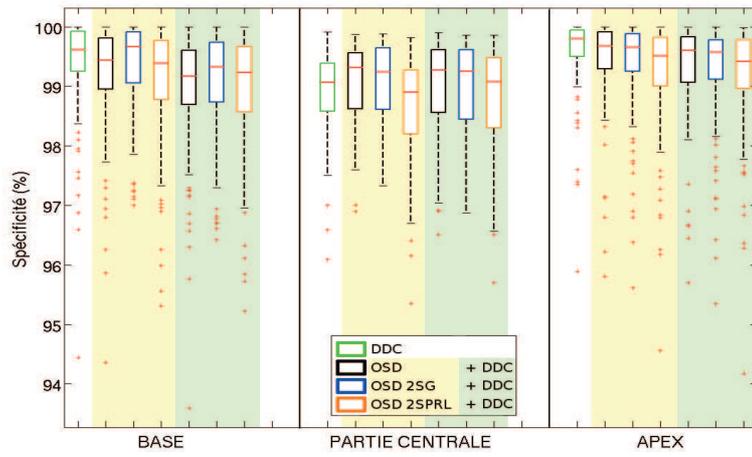


FIG. 6.10 – Etude régionale de la spécificité.

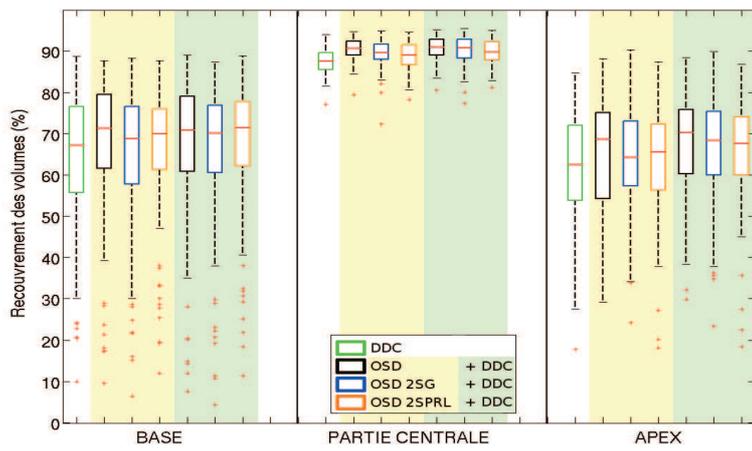


FIG. 6.11 – Etude régionale du recouvrement de volumes.

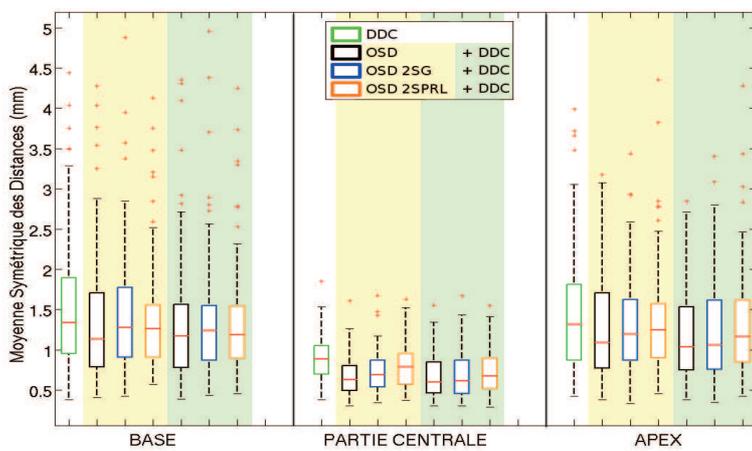


FIG. 6.12 – Etude régionale des moyennes symétriques des distances entre surfaces.

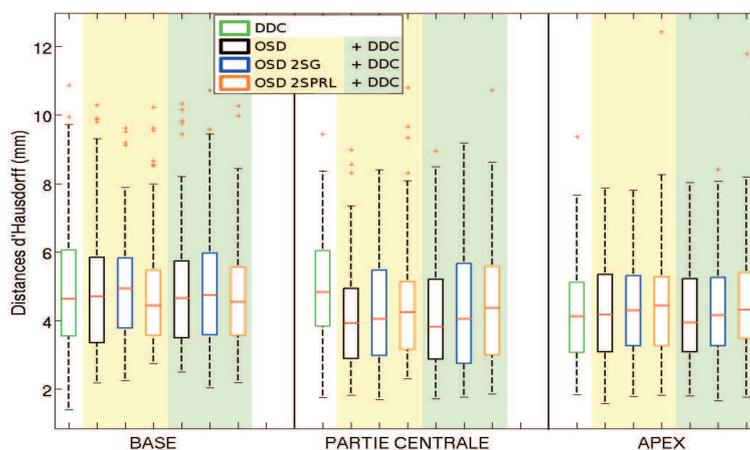


FIG. 6.13 – Etude régionale des distances d’Hausdorff.

6.3.3 Ecarts intra-expert

La qualité, parfois médiocre, des bases échographiques amène des écarts entre les délimitations manuelles là où les bords de la prostate sont peu définis, entre experts mais aussi pour un même expert. Le début de l’étude menée pour en évaluer l’amplitude est présenté dans le tableau 6.2. Nous constatons en premier lieu que les statistiques fournies pour les segmentations semi-automatiques sont proches de celles mesurées entre les contourages expert. Les résultats produits par les algorithmes peuvent ainsi être jugés comme relativement bons. Par ailleurs, la qualité du volume image influe sur les écarts avec une légère augmentation visible lorsque l’organe est moins net. Cependant, l’élévation n’est pas évidente. En effet, les bases de données même bien contrastées sur leur partie centrale peuvent afficher des coupes au niveau de la base et de l’apex mal définies. Par ailleurs, la taille de la prostate joue également sur l’amplitude des différences. Ainsi, nous remarquons qu’une grande base de bonne qualité (surlignée en bleu) peut entraîner des distances bien plus élevées qu’une petite base de qualité médiocre (jaune).

Qualité	SASD (mm (vx))	σ SASD (mm (vx))	HD (mm (vx))
Bonnes	1,15 (7,49)	1,25 (8,12)	7,77 (50,49)
	0,77 (5,01)	0,88 (5,74)	4,31 (28)
	0,68 (4,41)	0,82 (5,32)	5,56 (36,11)
moyenne	0,87 ± 0,25 (5,64 ± 1,63)	0,98 ± 0,23 (6,39 ± 1,51)	5,88 ± 1,75 (38,2 ± 11,39)
Moyennes	0,93 (6,06)	1,34 (8,7)	7,55 (49)
	1,22 (7,93)	1,30 (8,42)	6,90 (44,79)
	0,75 (4,86)	0,68 (4,43)	3,52 (22,87)
moyenne	0,97 ± 0,24 (6,28 ± 1,55)	1,10 ± 0,37 (7,18 ± 2,39)	5,99 ± 2,16 (38,89 ± 14,03)
Mauvaises	1,36 (8,81)	1,38 (8,98)	7,20 (46,73)
	0,42 (2,73)	0,45 (2,95)	2,84 (18,47)
	0,81 (5,25)	0,77 (5,03)	4,16 (27,04)
1,93 (12,51)	2,28 (14,82)	11,75 (76,33)	
moyenne	1,05 ± 0,78 (6,83 ± 5,08)	1,17 ± 0,98 (7,6 ± 6,34)	6,25 ± 4,81 (40,61 ± 31,23)

TAB. 6.2 – Distances moyennes et maximales entre références « expert ».

6.3.4 Influence de la qualité de la base de données

Afin d'évaluer l'influence de la qualité de la base de données sur les résultats des segmentations produites par les différentes approches, les métriques ont été calculées séparément pour les trois catégories d'image. Nous observons ainsi une très légère hausse de la sensibilité (figure 6.14) lorsque la prostate est mieux définie excepté pour la méthode DDC qui apparaît plus sensible sur les mauvaises bases. En considérant que les maillages initiaux sont le plus souvent situés à l'intérieur de l'organe et que le DDC n'est pas en mesure d'atteindre des bords trop éloignés, cela implique simplement que le jeu de mauvaises bases à notre disposition présente des formes moins irrégulières que celles des autres classes et donc une initialisation plus proche de la frontière recherchée. Les résultats restent ici tout de même équivalents que ce soit entre les différents algorithmes ou selon la qualité des images. Comme le montre la figure 6.15 de gauche, il en est de même pour la spécificité. En revanche, les différences apparaissent plus marquées pour le recouvrement de volume (figure 6.15 de droite) qui augmente avec la qualité de la base, hormis encore une fois pour le DDC en raison de son caractère local. Enfin, les figures 6.16 affichent également des différences dans les distances moyennes et maximales avec des valeurs légèrement inférieures dans le cas de l'utilisation de l'OSD associé ou non au DDC. Cependant, étant donné la taille du voxel, les écarts de 2 voxels entre les classes « mauvaises » et « bonnes » pour les distances moyennes correspondent à moins d'un millimètre et sont de ce fait peu conséquents. La qualité de la base de données influe finalement peu sur les performances et ne permet pas non plus de donner un avantage clair à l'une des approches.

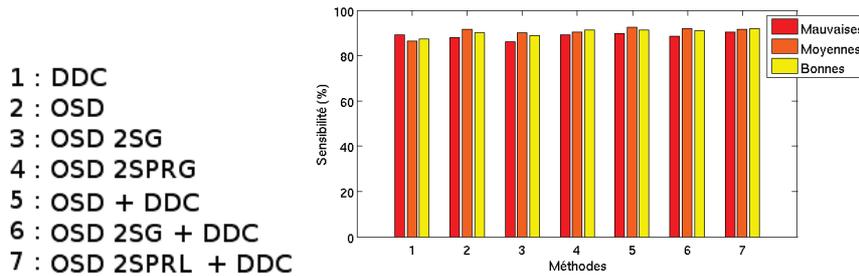


FIG. 6.14 – Evolution de la sensibilité en fonction de la qualité de la base de données.

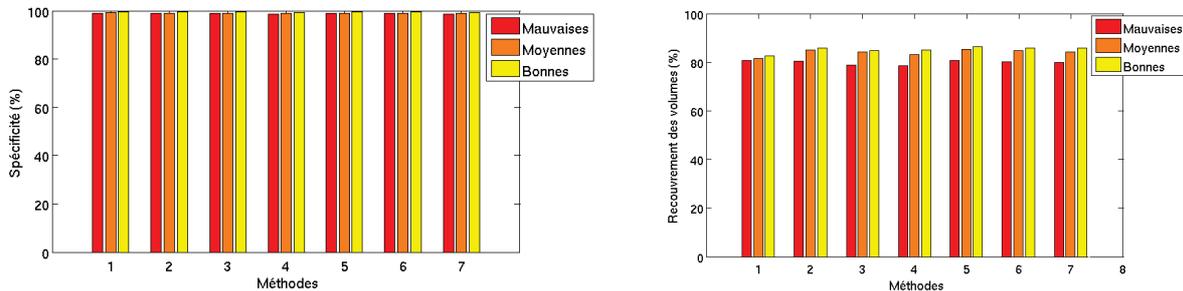


FIG. 6.15 – Evolution de la spécificité et du recouvrement de volumes en fonction de la qualité de la base de données.

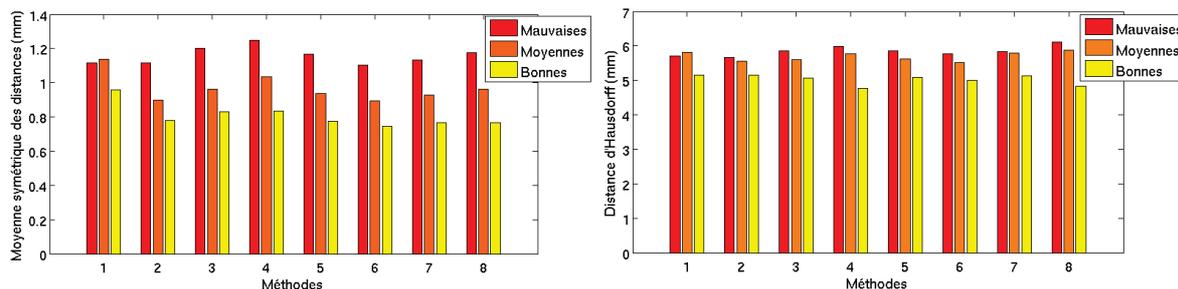


FIG. 6.16 – Evolution des distances moyennes et maximales en fonction de la qualité de la base de données.

Nous avons alors approfondi notre étude en mesurant les résultats sur les bases de données séparément. Les figures suivantes donnent ainsi les statistiques moyennées sur les trois maillages initiaux avec comparaison à un contour expert. Les points contenus dans un rectangle noir représentent une même base de données et la même segmentation résultante mais évaluée avec chacune des références disponibles. Les graphiques sont composés de trois parties qui, de gauche à droite, correspondent respectivement aux catégories « mauvaises », « moyennes » et « bonnes ». Nous observons ainsi une meilleure sensibilité pour ces deux dernières classes en faveur de l'OSD et l'OSD DDC. Pour les volumes mal définis, l'algorithme DDC fournit des résultats similaires. Un plus grand écart est visible pour la base 7-8 où l'on observe le gain que peut apporter l'ajout du DDC à l'OSD. La figure 6.18 montre que pour ce même volume, l'OSD 2SPRL + DDC améliore encore les résultats. Cependant, celle-ci fournit souvent des sensibilités inférieures en présence d'une qualité moyenne. Nous pouvons également noter que l'OSD 2SG+DDC est ici toujours inférieure ou équivalente à l'OSD+DDC et l'OSD 2SPRL+DDC en terme de sensibilité. Le gain apporté par l'OSD 2SG+DDC, lorsqu'il est présent, se manifeste donc plus dans la spécificité (figure 6.20). Comme le montre la figure 6.19, il en est de même pour le DDC ce qui tient certainement du fait de la position majoritairement intérieure à la prostate des maillages initiaux. L'OSD+DDC apparaît pour quelques exemples moins spécifique car certainement attiré par des gradients forts, se situant dans l'environnement de l'organe, après repositionnement. Enfin, les recouvrements de volumes et les distances absolues moyennes (figures 6.21, 6.22, 6.23 et 6.24) mettent en évidence l'infériorité du DDC sur les bases moyennes et bonnes face à l'OSD, l'OSD+DDC, l'OSD 2SG+DDC et l'OSD 2SPRL+DDC, ces quatre approches étant en revanche difficiles à différencier.

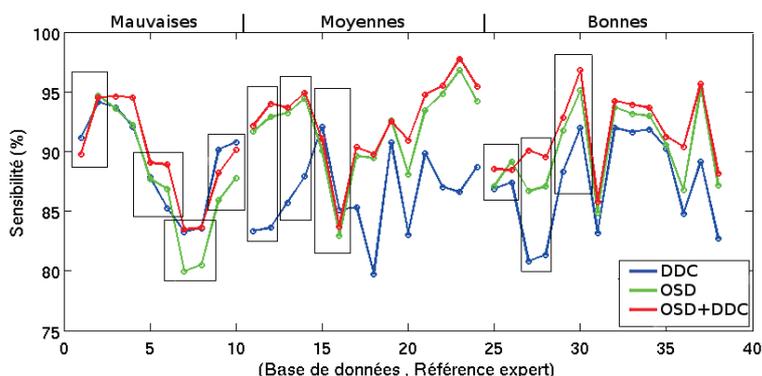


FIG. 6.17 – Comparaison des sensibilités séparément pour chaque base de données. Chaque point représente les résultats moyennés obtenus à partir des trois maillages initiaux évalués par rapport à une référence expert. Les rectangles noirs représentent une même base de données pour laquelle deux références expert sont disponibles.

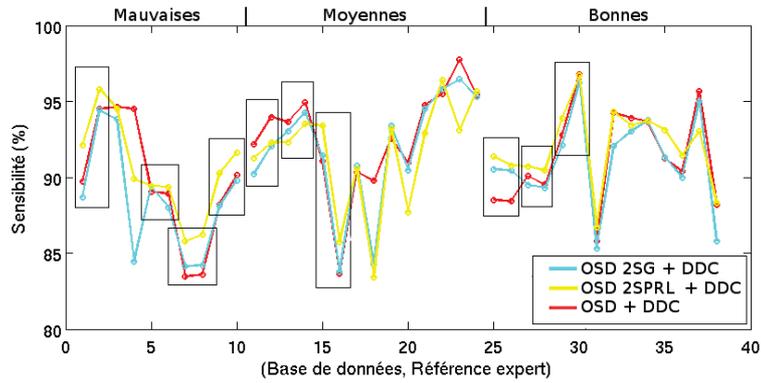


FIG. 6.18 – Légende identique à celle de la figure 6.17.

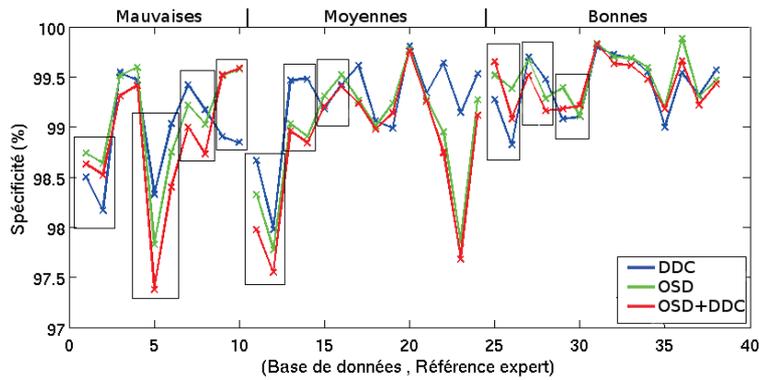


FIG. 6.19 – Comparaison des spécificités séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.

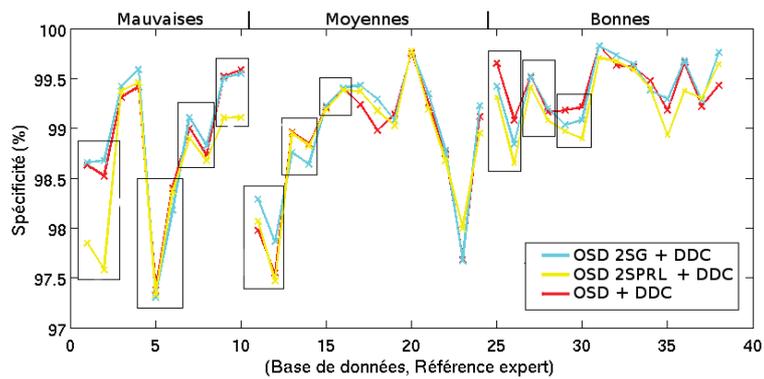


FIG. 6.20 – Comparaison des spécificités séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.

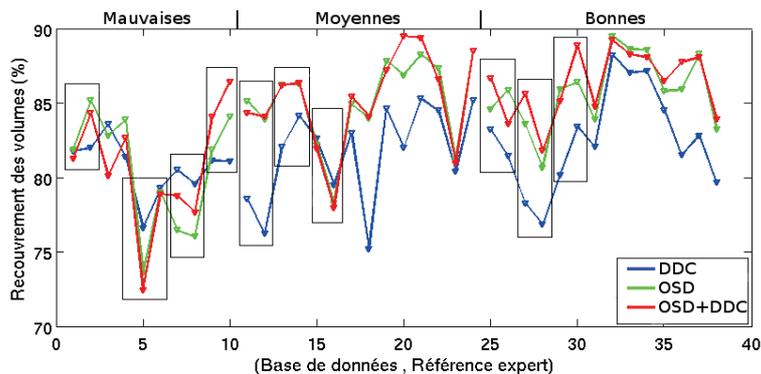


FIG. 6.21 – Comparaison des recouvrements de volumes séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.

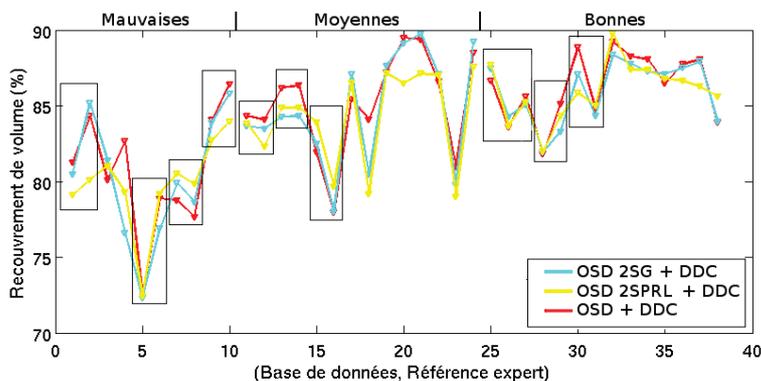


FIG. 6.22 – Comparaison des recouvrements de volumes séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.

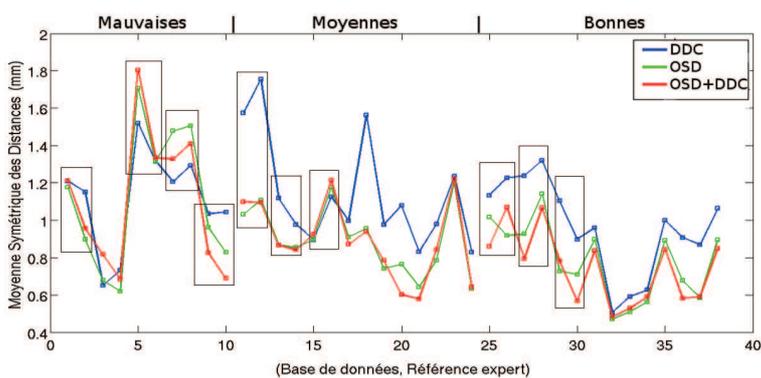


FIG. 6.23 – Comparaison des SASD séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.

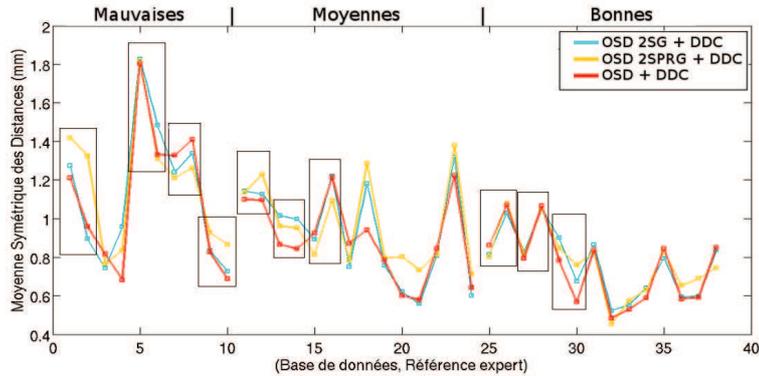


FIG. 6.24 – Comparaison des SASD séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.

6.3.5 Sensibilité à l’initialisation

Le dernier test réalisé s’est intéressé à l’impact de l’initialisation sur les performances des algorithmes. Les graphiques ci-dessous représentent les écarts-types des valeurs des SASD obtenues pour les trois maillages initiaux, indépendamment pour chaque base de données et chaque référence expert. La ligne du haut de la figure 6.25 correspond, de gauche à droite, aux résultats produits par les méthodes DDC, OSD et OSD+DDC. Nous constatons ainsi que l’OSD est moins sensible à l’initialisation que le DDC et le devient encore moins lorsque les deux approches sont couplées. La ligne du bas de la figure 6.25 illustrant les statistiques pour l’OSD 2SG+DDC et l’OSD 2SPRL+DDC montre que la première apparaît, excepté pour les mauvaises bases de données, comme la moins sensible à l’initialisation par rapport à l’ensemble des approches tandis que la deuxième est équivalente sur ce point à l’OSD+DDC.

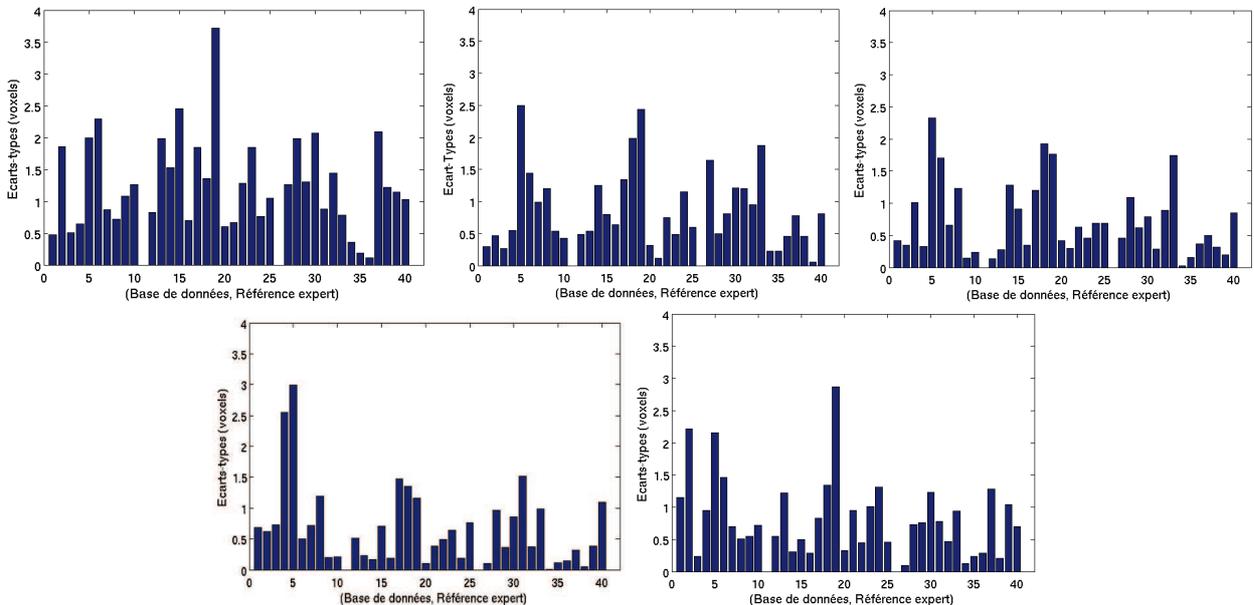


FIG. 6.25 – Ecart-types des valeurs de SASD obtenus pour les trois maillages initiaux. Chaque barre correspond à une base de données et à l’évaluation des résultats par rapport à une référence expert. De gauche à droite, en haut : pour les méthodes DDC, OSD, OSD+DDC ; en bas : pour les méthodes OSD 2SG + DDC, OSD 2SPRG + DDC. 1 voxel = 0,154 mm.

6.3.6 Volume interpolé

L'évaluation globale réalisée précédemment (section 6.3.1) a été reproduite sur les résultats de segmentation obtenus en appliquant les algorithmes directement sur les volumes interpolés. Les statistiques présentées dans le tableau 6.3 mettent en évidence un gain de l'ordre de 0,2 à 2,5 % pour les métriques sur le volume. De même, les distances moyennes et maximales sont majoritairement inférieures avec des bénéfices variant respectivement entre 0,03 et 0,07 mm, et 0,26 et 0,53 mm. Nous pouvons également noter que l'apport du DDC sur les maillages obtenus par l'OSD est moins conséquent que pour les bases non interpolées. Cependant, le nombre de coupes constituant les bases de données est à présent d'environ 235 à 420 au lieu de 90 à 165 coupes pour les volumes non interpolés. L'amélioration de la précision de la segmentation implique donc une augmentation des temps de calcul, multipliés par un facteur de 2,6.

		Se (%)	Sp (%)	VO (%)	SASD (mm (vx))	σ SASD (mm (vx))	HD (mm (vx))
DDC	moy	88,39 ± 4,54	99,12 ± 0,51	81,97 ± 3,84	1,08 ± 0,32 (7,07 ± 2,10)	1,04 ± 0,31 (6,79 ± 2,01)	5,64 ± 1,75 (36,65 ± 11,35)
	min	77,66	97,31	68,51	0,49 (3,20)	0,43 (2,83)	2,27 (14,76)
	max	97,98	99,85	89,41	2,16 (14,03)	1,84 (14,76)	11,02 (71,56)
OSD	moy	92,08 ± 3,30	99,12 ± 0,55	85,44 ± 3,98	0,84 ± 0,30 (5,48 ± 1,93)	0,83 ± 0,30 (5,40 ± 1,96)	4,90 ± 1,63 (31,86 ± 10,67)
	min	83,11	97,50	71,77	0,39 (2,56)	0,36 (2,36)	2,23 (14,46)
	max	98,60	99,87	91,17	1,85 (12,00)	1,79 (11,65)	9,56 (62,10)
OSD 2SG	moy	91,78 ± 3,65	98,99 ± 0,59	84,51 ± 4,08	0,91 ± 0,30 (5,88 ± 1,96)	0,87 ± 0,29 (5,66 ± 1,92)	4,99 ± 1,52 (32,41 ± 9,90)
	min	74,81	97,35	70,94	0,43 (2,79)	0,37 (2,39)	2,33 (15,13)
	max	98,41	99,83	90,53	1,89 (12,31)	1,80 (11,69)	9,15 (59,44)
OSD 2SPRL	moy	92,18 ± 3,76	98,78 ± 0,60	83,28 ± 3,78	0,99 ± 0,28 (6,42 ± 1,81)	0,89 ± 0,28 (5,79 ± 1,81)	5,20 ± 1,67 (33,77 ± 10,84)
	min	81,20	96,86	72,83	0,48 (3,12)	0,44 (2,85)	2,55 (16,58)
	max	99,01	99,79	90,18	1,80 (11,70)	1,72 (11,75)	10,40 (67,53)
OSD + DDC	moy	92,99 ± 3,15	99,03 ± 0,58	85,62 ± 4,16	0,83 ± 0,31 (5,40 ± 2,00)	0,84 ± 0,31 (5,46 ± 2,02)	5,03 ± 1,65 (32,65 ± 10,72)
	min	84,66	97,32	71,16	0,43 (2,79)	0,42 (2,76)	2,24 (14,56)
	max	98,80	99,84	91,72	1,92 (12,47)	1,90 (12,32)	10,67 (69,28)
OSD 2SG + DDC	moy	92,77 ± 3,30	98,93 ± 0,63	84,91 ± 4,22	0,88 ± 0,31 (5,71 ± 2,04)	0,88 ± 0,31 (5,72 ± 2,04)	5,12 ± 1,66 (33,25 ± 10,83)
	min	79,89	97,13	70,19	0,38 (2,49)	0,37 (2,42)	2,39 (15,52)
	max	98,83	99,86	92,09	1,99 (12,96)	1,94 (12,66)	10,81 (70,22)
OSD 2SPRL + DDC	moy	92,63 ± 3,46	98,92 ± 0,60	84,61 ± 3,89	0,90 ± 0,29 (5,83 ± 1,87)	0,89 ± 0,28 (5,76 ± 1,85)	5,16 ± 1,61 (33,54 ± 10,43)
	min	81,82	97,21	71,99	0,42 (2,75)	0,41 (2,65)	2,70 (17,58)
	max	99,08	99,9	91,72	1,85 (12,07)	1,80 (11,72)	10,67 (69,29)

TAB. 6.3 – Evaluation quantitative globale des différents algorithmes appliqués au volume interpolé.

6.4 Conclusion

L'étude quantitative menée dans ce chapitre a permis de mettre en évidence le gain apporté au DDC en approchant le maillage initial du bord de l'organe avant de lancer la déformation. En effet, les statistiques, équivalentes pour les bases de mauvaise qualité, s'améliorent en revanche pour les volumes image moyennement et bien définis. Cependant, la différence entre les méthodes OSD, OSD+DDC, OSD 2SG+DDC et

OSD 2SPRL+DDC n'apparaît pas ici clairement que ce soit dans les résultats globaux ou régionaux qui restent très proches.

Ces résultats sont bien entendu à confronter aux contraintes applicatives. Elles sont au moins de deux ordres. La première concerne le protocole de planification des tirs tel qu'il a été exposé au chapitre 1. En effet, nous avons vu que des marges étaient prises sur les zones sensibles tel qu'à l'apex et la paroi rectale, de façon à limiter l'impact de l'échauffement sur les structures voisines tout en garantissant toutefois une couverture complète de la prostate. Ces marges sont d'au moins 6 mm à l'apex et de 3 à 8 mm au voisinage de la paroi rectale. Nous voyons donc que les erreurs de segmentation maximales sont du même ordre de grandeur (en moyenne de l'ordre de 5 mm) ce qui permet d'envisager de définir le protocole de répartition des tirs de manière quasi-automatique (avec vérification visuelle par le spécialiste) et ainsi de réduire le temps de l'intervention de manière significative.

La seconde porte sur la partie algorithmique avec deux facettes : (1) la facilité d'ajustement des paramètres contrôlant leur fonctionnement ; (2) le temps de calcul impliqué. Sur le premier point, l'OSD s'est montrée peu sensible aux paramètres à ajuster que sont le δ et les longueurs de recherche. En revanche, les performances du DDC varient plus selon les poids w_{img} et w_{int} utilisés. Bien que ceux-ci aient été choisis de telle sorte à maximiser globalement les résultats de la segmentation, il est probable que les adapter à la qualité de l'image (par exemple avec un w_{int} plus grand pour les bases plus bruitées) pourrait augmenter l'efficacité de l'algorithme. L'OSD présente donc un avantage sur ce point. En ce qui concerne les temps de calcul, sur un PC Intel Xeon 2,33 GHz avec 4 Go de mémoire vive, le filtre gaussien qui est, contrairement au reste, optimisé et parallélisé, dure environ 10 secondes. L'extraction de la paroi rectale prend quand à elle environ 0,2s, l'extraction des ensembles de voxels qui inclut le calcul du gradient au voisinage de la prostate est de l'ordre de 4s et la régularisation de 1s. Une fois les prétraitements et les caractéristiques calculées, la déformation par DDC prend autour de 2-3s tandis que l'OSD est inférieur à la seconde. L'ensemble des étapes dure finalement entre 15 et 20 secondes sans optimisation. Il s'avère donc que sur ce point l'OSD offre également un léger bénéfice.

Du repositionnement à la déformation, en passant par le choix entre les deux solutions proposées par la régularisation, la caractéristique de l'image exploitée reste le gradient qui, comme expliqué précédemment, possède ses limites. Cela nous amène ainsi à considérer l'apport potentiel d'informations sur la texture susceptibles de différencier le bord de la prostate des gradients erronés. Le chapitre suivant s'intéresse donc à évaluer, dans une première étude, le pouvoir discriminant des moments. Un tel ajout va bien entendu avoir une répercussion sur les temps de calcul qui viennent d'être évoqués mais si la performance obtenue s'améliore sensiblement d'autres solutions peuvent alors être envisagées (processeur dédié, calcul parallèle par exemple).

Chapitre 7

Caractérisation par moments orthogonaux

Des tests préliminaires ont été conduits au Chapitre 3 visant à caractériser les propriétés de régions au voisinage des contours de la prostate. Ils montraient que la discrimination entre intérieur et extérieur ne pouvait s'appuyer seulement sur des grandeurs statistiques simples (moyenne, écart type des distributions de niveaux de gris). L'analyse de texture permet d'aller plus loin dans cette caractérisation. Elle peut être abordée par de nombreuses méthodes : analyse spectrale, matrices de co-occurrence, longueurs de plages, fractals, etc. [Bruno 97], [Coatrieux J.L. 98]. Les performances obtenues à partir des descripteurs extraits par ces méthodes dépendent étroitement de la nature de la texture (structurée ou aléatoire) et les contraintes applicatives (temps de calcul, horizon spatial de calcul). Nous avons vu auparavant que les motifs échographiques de la prostate étaient spatialement très hétérogènes du fait, d'une part, du caractère aléatoirement distribué du speckle et, d'autre part, des variations locales intrinsèques de ce speckle (en intensité et en étendue). Notre objectif étant ici d'exploiter les propriétés des régions voisines des contours candidats, nous avons préféré travailler sur des fenêtres de tailles réduites et choisi d'explorer l'apport potentiel des moments. Bien que peu utilisés en imagerie médicale, ils ont l'avantage de s'appuyer sur des formulations théoriques solides. Leur spectre d'applications en traitement d'image au sens large est vaste puisqu'il va de la reconstruction à partir de projections à la détection, la reconnaissance de forme jusqu'à la compression. Quelques travaux se sont intéressés à l'analyse de texture [Wang 98], [Bharathi 07] mais ils restent encore mineurs dans ce domaine.

Ce chapitre est divisé en deux parties. La première s'attache à donner une vue générale des moments, leurs expressions théoriques ainsi que quelques unes de leurs propriétés fondamentales, en nous limitant à ceux que nous avons utilisés. La seconde décrit le travail préliminaire en 2D que nous avons réalisé pour notre application.

7.1 Les moments et leurs propriétés

Les travaux pionniers de Hu en 1962 [Hu 62] ont véritablement été le point de départ de nombreuses recherches sur les moments et ont ouvert de multiples domaines d'application [Prokop 92], [Mukundan 98], [Mukundan 01], [Liao 96], [Zhu 07a]. Les moments peuvent traiter d'images binaires ou à niveaux de gris, définies en 2D, 3D ou dans des espaces de dimension supérieure, mais aussi s'appliquer à des primitives préalablement extraites des images comme des contours. La classification proposée à la figure 7.1 est tirée de [Shu 07] et fait apparaître les moments complexes (MC), rotationnels (MR), géométriques (MG) et orthogonaux (MO) où les arcs simples définissent une relation de sous-classe et les double flèches expriment

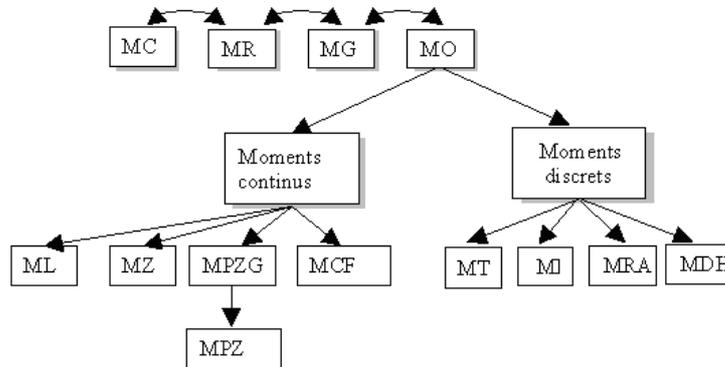


FIG. 7.1 – Classification des familles de moments avec : MC : moments complexes ; MR : moments rotationnels ; MG : moments géométriques ; MO : moments orthogonaux ; ML : moments de Legendre ; MZ : moments de Zernike ; MPZ : moments pseudo-Zernike ; MPZG : moments pseudo-Zernike généralisés ; MCF : moments de Tchebichef-Fourier ; MT : moments de Tchebichef ; MK : moments de Krawtchouk ; MRA : moments de Racah ; MDH : moments Dual Hahn.

que ces classes peuvent s'exprimer dans chacune de ces formulations. Ainsi les moments orthogonaux, ceux qui nous intéressent ici, se décomposent en moments continus ou discrets. Ils seront introduits par la suite en 2D pour des raisons de simplicité.

Les moments non-orthogonaux que nous ne présenterons pas par la suite ont cependant des propriétés intéressantes pour l'image. Les moments géométriques, utilisés dans des opérations de recalage ou de détection [Luo 93], ont l'avantage d'être simples et d'avoir pour les premiers ordres des interprétations physiques. Ainsi, le moment d'ordre zéro, (M_{00}) , représente la masse totale, les deux premiers moments, (M_{10}, M_{01}) , la position du centre de gravité, les moments d'ordre 2, (M_{20}, M_{11}, M_{02}) , permettant de déterminer des orientations par exemple [Prokop 92]. Les moments rotationnels quant à eux restent invariants lors de la rotation de l'image.

7.1.1 Les moments orthogonaux

La base de monômes $x^n y^m$ utilisée par les moments géométriques sur laquelle la fonction $f(x, y)$ est projetée n'est pas orthogonale ce qui rend par exemple mal posée la reconstruction d'une image d'une part et, d'autre part, implique une redondance d'information. Teague [Teague 80] a suggéré d'utiliser les moments orthogonaux définis sur la base des polynômes continus de Legendre et Zernike. Plus récemment, les moments orthogonaux discrets (e.g. Tchebichef, Krawtchouk, Racah, et dual Hahn) ont aussi été introduits et font l'objet d'une recherche théorique particulièrement active mais aussi d'applications très diverses.

7.1.1.1 Moments orthogonaux continus

A. Moments de Legendre

La base, ou le noyau, des moments de Legendre est $\phi_{nm} = P_n(x)P_m(y)$ où $P_p(x)$ est le polynôme d'ordre

p de Legendre. Le moment de Legendre d'ordre $(n + m)$, L_{nm} , est défini par [Teague 80] :

$$L_{nm} = \frac{(2n + 1)(2m + 1)}{4} \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_n(x)P_m(y)f(x, y)dxdy, \quad (7.1)$$

avec $P_n(x)$:

$$P_n(x) = \frac{1}{2^n} \sum_{k=0}^{n/2} (-1)^k \frac{(2n - 2k)!}{k!(n - k)!(n - 2k)!} x^{n-2k} \quad (7.2)$$

Ces polynômes de Legendre étant orthogonaux sur l'intervalle $[-1, 1]$, l'image $f(x, y)$ peut être reconstruite à partir de ses moments et une approximation simple de la transformée inverse à partir des moments jusqu'à l'ordre M s'exprime par :

$$f(x, y) \approx \sum_{n=0}^M \sum_{m=0}^n L_{n-m,m} P_{n-m}(x)P_m(y). \quad (7.3)$$

B. Moments de Zernike

Ces moments sont construits sur les polynômes de Zernike complexes. Leur expression en 2D, Z_{nm} , d'ordre n avec répétition m , en coordonnées polaires (r, θ) à l'intérieur du cercle unité, est la suivante [Teague 80] :

$$Z_{nm} = \frac{n + 1}{\pi} \int_0^1 \int_0^{2\pi} R_{nm}(r)e^{-jm\theta} f(r, \theta)rdrd\theta, \quad 0 \leq |m| \leq n, \quad n - |m| \text{ est pair}, \quad (7.4)$$

où $R_{nm}(r)$ est le polynôme radial de Zernike d'ordre n donné par :

$$R_{nm}(r) = \sum_{k=0}^{(n-|m|)/2} (-1)^k \frac{(n - k)!}{k! [(n - 2k + |m|)/2]! [(n - 2k - |m|)/2]!} r^{n-2k}. \quad (7.5)$$

Comme les moments rotationnels et les moments complexes, le module de ces moments est invariant à la rotation de l'image. L'image peut être reconstruite en limitant l'ordre à M par :

$$f(r, \theta) \approx \sum_{n=0}^M \sum_m Z_{nm} R_{nm}(r)e^{jm\theta}. \quad (7.6)$$

C. Moments Pseudo-Zernike

Ils sont basés sur les polynômes pseudo-Zernike dont les propriétés sont analogues à ceux de Zernike [Teh 88]. Ils sont définis par :

$$S_{nm}(r) = \sum_{k=0}^{n-|m|} (-1)^k \frac{(2n + 1 - k)!}{k!(n - |m| - k)!(n + |m| + 1 - k)!} r^{n-k}, \quad 0 \leq |m| \leq n. \quad (7.7)$$

Ils possèdent la même propriété d'invariance sous une rotation. L'ensemble des moments pseudo-Zernike contient $(M + 1)^2$ polynômes d'ordre jusqu'à M linéairement indépendants, alors que les moments de Zernike n'en possèdent que $(M + 1)(M + 2)/2$ du fait de la contrainte $n - |m|$ d'être paire. Ils sont considérés comme plus robustes au bruit que les moments de Zernike.

D'autres types de moments orthogonaux (Fourier-Mellin [Sheng 94], Tchebichef-Fourier [Ping 02], pseudo-Zernike généralisés [Shu 06]) sont aussi très intéressants et mériteraient d'être présentés même si nous ne les avons pas exploités par la suite.

7.1.1.2 Moments orthogonaux discrets

Mukundan *et al.* [Mukundan 01] ont souligné le problème de l'erreur de discrétisation posé par les moments continus, erreur qui s'accumule lorsque l'ordre augmente.

A. Moments de Tchebichef

Pour une image $f(x, y)$ de taille $N \times N$, les moments de Tchebichef d'ordre $(n + m)$ sont définis par :

$$T_{nm} = \frac{1}{\tilde{\rho}(n, N)\tilde{\rho}(m, N)} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \tilde{t}_n(x)\tilde{t}_m(y)f(x, y), \quad (7.8)$$

où les polynômes de Tchebichef $\{\tilde{t}_n(x)\}$ sont donnés par :

$$\tilde{t}_n(x) = \frac{t_n(x)}{\beta(n, N)} \quad (7.9)$$

$$t_n(x) = (1 - N) {}_3F_2(-n, -x, 1 + n; 1, 1 - N; 1), \quad (7.10)$$

$$\tilde{\rho}(n, N) = \frac{\rho(n, N)}{\beta(n, N)^2}, \quad (7.11)$$

$$\rho(n, N) = (2n)! \binom{N + n}{2n + 1}, p = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (7.12)$$

$\beta(n, N)$ est ici une constante indépendante de x et ${}_3F_2(\cdot)$ est une fonction hypergéométrique définie par :

$${}_3F_2(a_1, a_2, a_3; b_1, b_2; z) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(a_1)_k (a_2)_k (a_3)_k}{(b_1)_k (b_2)_k} \frac{z^k}{k!} \quad (7.13)$$

où $(a)_k$, le symbole de Pochhammer, s'écrit :

$$(a)_k = a(a + 1) \cdots (a + k - 1) = \frac{\Gamma(a + k)}{\Gamma(a)}. \quad (7.14)$$

Ces polynômes mis à échelle satisfont la propriété d'orthogonalité :

$$\sum_{x=0}^{N-1} \tilde{t}_n(x)\tilde{t}_m(y) = \delta_{nm}, \quad 0 \leq n, m \leq N - 1. \quad (7.15)$$

qui conduit à la transformée moment inverse :

$$f(x, y) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} T_{nm} \tilde{t}_n(x) \tilde{t}_m(y). \quad (7.16)$$

B. Moments de Krawtchouk

Pour l'ordre $(n + m)$, avec les mêmes paramètres qu'auparavant, ils s'écrivent [Yap 03] :

$$Q_{nm} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} \tilde{K}_n(x; p_1, N-1) \tilde{K}_m(y; p_2, N-1) f(x, y), \quad (7.17)$$

où l'ensemble des polynômes de Krawtchouk pondérés $\{\tilde{K}_n(x; p, N)\}$ est défini par :

$$\tilde{K}_n(x; p, N) = K_n(x; p, N) \sqrt{\frac{w(x; p, N)}{\rho(n; p, N)}}, \quad (7.18)$$

$$K_n(x; p, N) = {}_2F_1(-n, -x; -N; 1/p), \quad 0 \leq x, \quad n \leq N-1, \quad (7.19)$$

$$w(x; p, N) = \binom{N}{x} p^x (1-p)^{N-x}, \quad 0 < p < 1, \quad (7.20)$$

$$\rho(n; p, N) = (-1)^n \left(\frac{1-p}{p}\right)^n \frac{n!}{(-N)_n}. \quad (7.21)$$

$$(7.22)$$

La fonction hypergéométrique ${}_2F_1(\cdot)$ a pour expression :

$${}_2F_1(a, b; c; z) = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(a)_k (b)_k}{(c)_k} \frac{z^k}{k!}. \quad (7.23)$$

La reconstruction de l'image originale $f(x, y)$ à partir de ces moments est obtenue par :

$$f(x, y) = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} Q_{nm} \tilde{K}_n(x; p_1, N-1) \tilde{K}_m(y; p_2, N-1). \quad (7.24)$$

Les polynômes de Tchebichef et Krawtchouk sont orthogonaux sur des grilles uniformes. Ceux de Racah [Zhu 07a] et dual Hahn [Zhu 07b] le sont sur des grilles non-uniformes et nous intéressent donc moins ici.

7.1.2 Propriétés fondamentales et complexité

L'invariance à des transformations géométriques est avec la robustesse au bruit deux des aspects les plus importants en traitement d'image au sens large mais aussi en imagerie médicale où dans beaucoup de situations les organes sont observés à des instants différents et éventuellement soumis à des déformations. La translation, la rotation et la mise à échelle sont les premières concernées. Les travaux de Hu [Hu 62], qui a proposé sept moments invariants à ces transformations de base, ont été prolongés par de nombreuses généralisations [Reiss 91], [Flusser 93], au 3D par exemple [Sadjadi 80] mais aussi à la géométrie projective [Suk 04]. Une littérature abondante existe sur ce sujet dont on trouvera une liste complète dans [Shu 07].

Une autre classe de problèmes relève des dégradations de type flou qui peuvent être causées par de petits mouvements du capteur image ou des objets observés, ou encore en optique par des focales de caméra mal réglées. En général, l'imageur étant supposé linéaire et spatialement invariant, ce problème est formulé sous forme d'une convolution dont la fonction d'étalement du point (e.g. point spread function, PSF) est inconnue ou mal connue. Le fait de disposer dans ce contexte d'un ensemble de descripteurs invariants au flou a donc un grand intérêt car il permet d'éviter la déconvolution de l'image. Quelques travaux ont porté sur ce sujet en particulier ceux de l'équipe de Flusser pour une PSF centro-symétrique [Flusser 96a] mais aussi pour du flou lié au mouvement [Flusser 96b].

Si les moments ont des propriétés théoriques d'invariance dans des situations non bruitées, elles peuvent être affectées en présence de bruit. Or le bruit (ou des mélanges de bruits) sont inhérents aux capteurs, à l'interaction ondes-structures comme nous l'avons vu pour les images échographiques et peuvent être significativement plus complexes lors d'une reconstruction tomographique par exemple. Les travaux menés dans le domaine sous forme de simulation avec des bruits additifs gaussiens le plus souvent montrent que les moments d'ordre élevé y sont très sensibles. Il est reconnu cependant que les moments de Zernike et pseudo-Zernike sont nettement supérieurs en termes de robustesse que les moments géométriques et les moments complexes [Teh 88]. Des travaux plus récents ont également montré que les moments discrets de Krawtchouk, Racah, dual Hahn sont, sur ce plan, bien meilleurs que les moments orthogonaux continus.

Un autre aspect fondamental concerne la combinaison des situations décrites ci-dessus, autrement dit la conjonction de transformations géométriques et de dégradations. Une première solution consiste à les traiter séquentiellement mais une manière plus élégante est de les aborder simultanément. Là encore, le groupe de Flusser a apporté des contributions majeures en traitant les problèmes de transformation affine et de flou en 2D [Suk 03] dans des applications de reconnaissance de formes et de recalage d'images. Tous ces travaux ont mis l'accent sur la difficulté du choix du nombre d'invariants, de la taille de la fenêtre de calcul et de l'importance à accorder aux propriétés des objets, comme par exemple leur symétrie éventuelle.

Sur un autre plan, mais important dans le cadre de notre application, la complexité calculatoire est à prendre en compte. Cette question est traitée dans de nombreux articles sous la forme soit d'approximations (cf. [Liao 96] pour les moments géométriques et de Legendre, [Xin 07] pour les moments de Zernike en coordonnées polaires), soit de calcul accéléré y compris parallèle. Pour ce qui concerne le calcul accéléré et les moments orthogonaux, citons brièvement les contributions apportées par [Shu 00], [Zhou 02] pour les moments de Legendre, [Hwang 06], [Chong 03] pour les moments de Zernike et celles de [Wang 06] pour les moments de Tchebichef.

7.2 Application aux images échographiques de prostate

Nous ne présenterons pas en détail dans cette partie l'ensemble des tests réalisés sur les moments dans un schéma classique en reconnaissance des formes « extraction de caractéristiques/classification ». En effet, une étude systématique suppose de faire varier de nombreux facteurs ce qui conduit à une combinatoire très élevée :

1. le choix de la famille de moments ;
2. leur combinaison éventuelle ;

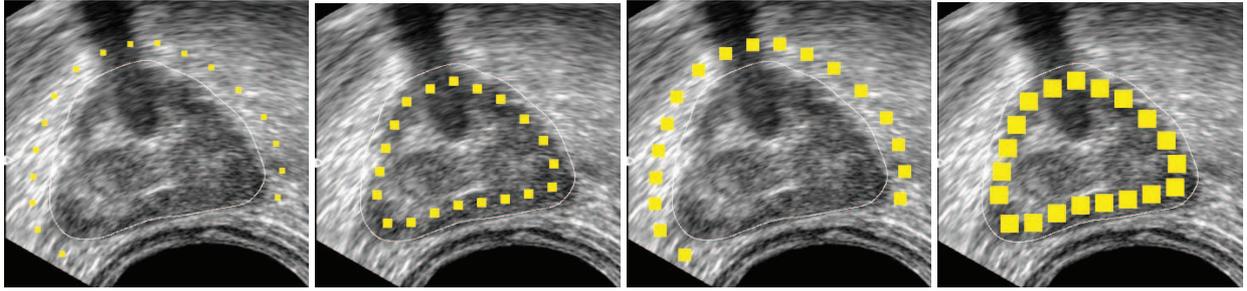


FIG. 7.2 – Fenêtres à l’intérieur et à l’extérieur du contour expert ayant une taille, de gauche à droite, de 7x7, 11x11, 15x15 et 21x21.

3. la taille des fenêtres sur lesquelles les calculer ;
4. l’ordre de ces moments ;
5. la sélection des moments les plus pertinents ;
6. le classifieur associé ;
7. les conditions d’apprentissage et de validation ;

Les tests réalisés sur des textures de Brodatz ont conduit à des taux de bonne classification très élevés (compris entre 95 et 99%). Il était donc pertinent de les poursuivre sur des images échographiques. Notre objectif étant en premier lieu de compléter le modèle déformable discret décrit dans les chapitres précédents, nous nous sommes limités, en opérant en 2D, à un échantillonnage spatial de l’image cohérent par rapport à ce modèle. Il consiste en un calcul des moments sur des fenêtres intérieures et extérieures à la référence expert, situées à proximité du bord de la prostate telles qu’illustrées sur la figure 7.2. La paroi rectale a cependant été exclue en raison de sa différence de texture et de sa proximité avec la sonde. Toutefois, comme nous l’avons vu au chapitre précédent, cette zone est correctement délimitée par la méthode de segmentation proposée ; l’apport des moments serait donc minime. En outre, plusieurs tailles de fenêtres ont été testées allant d’un côté de 7, 11, 15 jusqu’à 21 pixels, chaque échantillon étant représenté sur la figure 7.2. Afin d’assurer la comparabilité entre les différentes échelles, des coordonnées identiques ont été utilisées pour les centres des fenêtres quelque soit leur taille. Les moments ont été calculés pour 21 coupes issues de quatre bases de données de différente qualité fournissant ainsi près de 800 échantillons répartis entre l’intérieur et l’extérieur. Enfin, nous avons restreint nos analyses aux moments de Legendre, Krawtchouk, Zernike et Tchebichef.

Dans le cadre de cette étude préliminaire, le choix des ordres des moments, jusqu’à l’ordre 4, semblant les plus significatifs a été effectué en s’appuyant sur la différence entre les histogrammes intérieur et extérieur. La figure 7.3 en donne un exemple, obtenu pour le moment de Krawtchouk à l’ordre (0,0), qui apparaît discriminant. A noter que la comparaison des résultats produits par l’utilisation des différentes tailles de fenêtres ne permet pas ici de percevoir un avantage pour l’une d’entre elles. Les ordres retenus, présentés dans le tableau 7.1, mettent en évidence que les moments de Tchebichef rencontrent des difficultés à différencier les textures intérieures et extérieures à la prostate. Bien que ces moments fournissent de bons résultats sur les textures de Brodatz, ceux-ci n’ont finalement pas été exploités dans les tests suivants.

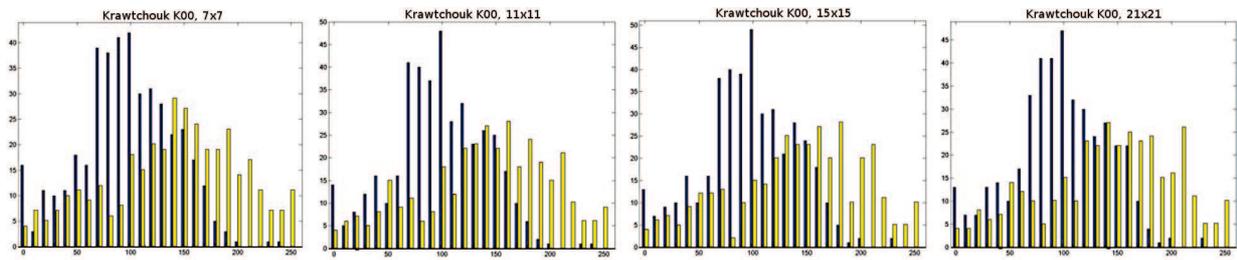


FIG. 7.3 – Histogrammes des moments de Krawtchouk, d'ordre (0,0), obtenus dans des fenêtres de différentes tailles à l'intérieur (bleu) et à l'extérieur (jaune) du contour expert.

Moments	Ordres utilisés
Krawtchouk	(0,0) (0,2) (2,0) (0,4) (2,2) (4,0)
Legendre	(0,0) (0,2) (2,0) (0,4) (2,2) (4,0)
Tchebichef	(0,0)
Zernike	(0,0) (2,-2) (4,0) (4,4)

TAB. 7.1 – Ordres des moments retenus pour la classification.

Les SVM (« Support Vector Machine ») ont ensuite été appliqués pour classifier les fenêtres comme appartenant à la prostate ou à son environnement. Ils ont ainsi été entraînés sur 13 coupes puis testés sur les 8 restantes en exploitant les informations issues des différents moments seuls ou couplés, calculés sur plusieurs tailles de support. Le premier exemple illustré sur les figures 7.4, 7.5 et 7.6, correspondant respectivement aux moments de Krawtchouk, Legendre et Zernike, présente l'assignation des fenêtres à la classe « extérieur » en rouge et à la classe « intérieur » en bleu sur une image partagée entre des zones plus ou moins bien contrastées. Nous pouvons ainsi constater, dans ce cas, une meilleure classification à l'extérieur. En effet, peu de régions possédant une texture similaire à l'intérieur, tel le cône d'ombre, se manifestent. Certains forts gradients, qui perturbaient le repositionnement du maillage (section 5.2.6), sont ainsi correctement décrits comme appartenant à l'environnement de l'organe. De même, les zones au sein de la glande, plus sombres avec une texture caractéristique de la prostate, comme dans la partie basse de l'image, sont majoritairement bien classées quelque soit le type de moment et la taille de fenêtre. En revanche, la classification rencontre des difficultés dans la partie intérieure gauche qui apparaît plus hétérogène. Les taux d'erreur alors plus élevés sont encore une fois globalement identiques selon les attributs utilisés excepté pour les moments de Zernike avec une taille de fenêtre de 21 qui semble apporter une amélioration.

La classification obtenue sur une image moins bien définie (figures 7.7, 7.8 et 7.9) met clairement en évidence la complexité à caractériser les textures des zones à différencier lorsque celle-ci sont similaires. Un léger gain est perceptible à l'extérieur par l'exploitation des moments de Legendre avec une taille de fenêtre de 21 avec cependant plus d'erreurs produites à l'intérieur.

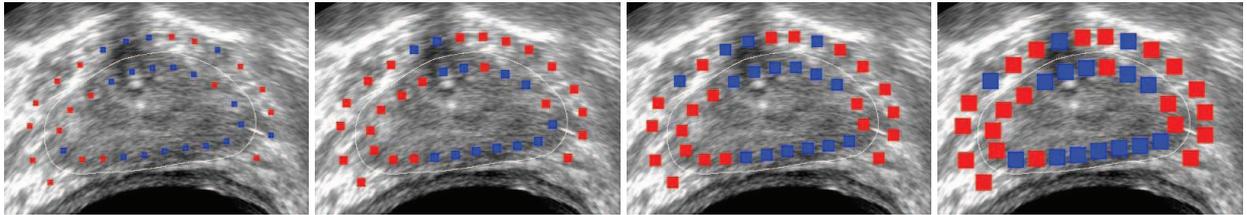


FIG. 7.4 – Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Krawtchouk sur une image test. En rouge, affectation à la classe « extérieur », en bleu à la classe « intérieur ».

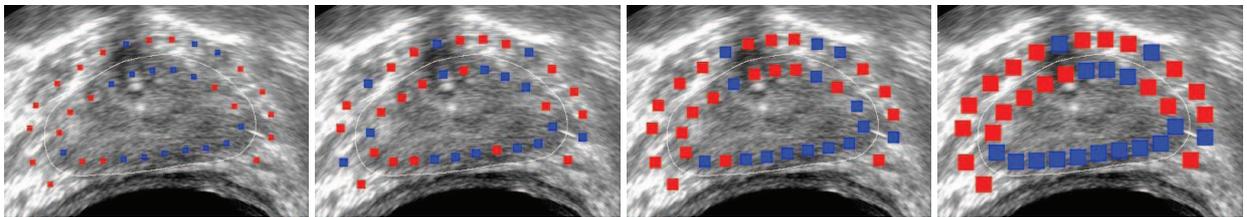


FIG. 7.5 – Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Legendre sur une image test. En rouge, affectation à la classe « extérieur », en bleu à la classe « intérieur ».

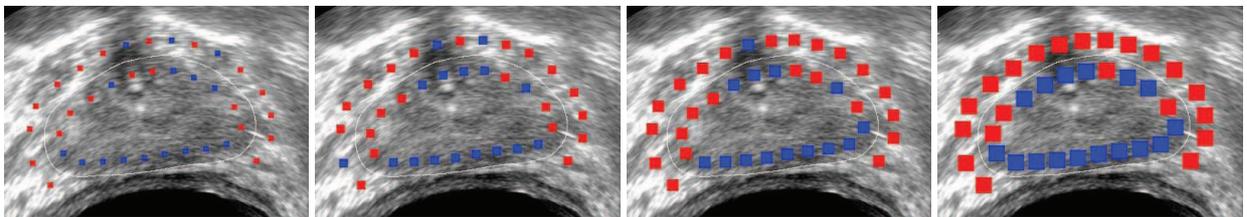


FIG. 7.6 – Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Zernike sur une image test. En rouge, affectation à la classe « extérieur », en bleu à la classe « intérieur ».

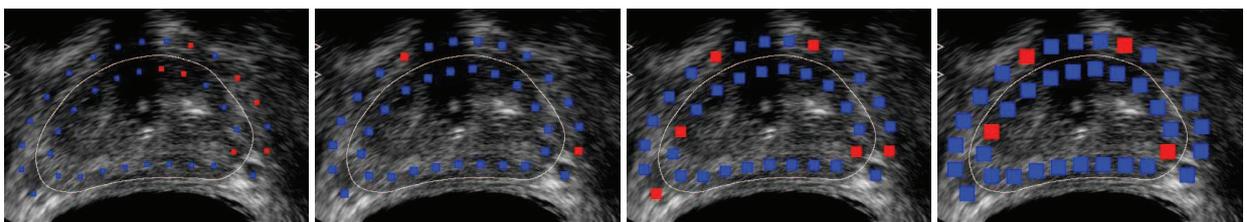


FIG. 7.7 – Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Krawtchouk sur une image test. En rouge, affectation à la classe « extérieur », en bleu à la classe « intérieur ».

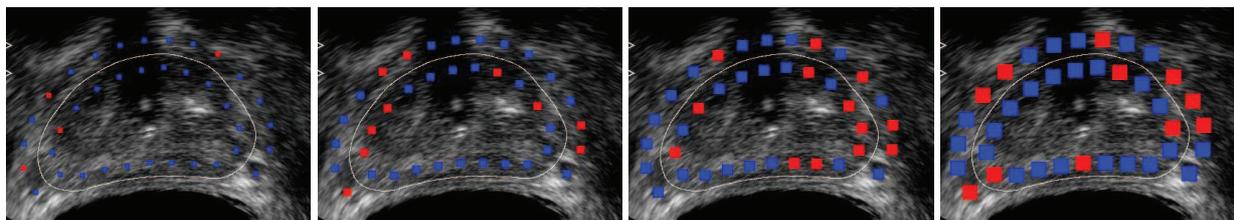


FIG. 7.8 – Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Legendre sur une image test. En rouge, affectation à la classe « extérieur », en bleu à la classe « intérieur ».

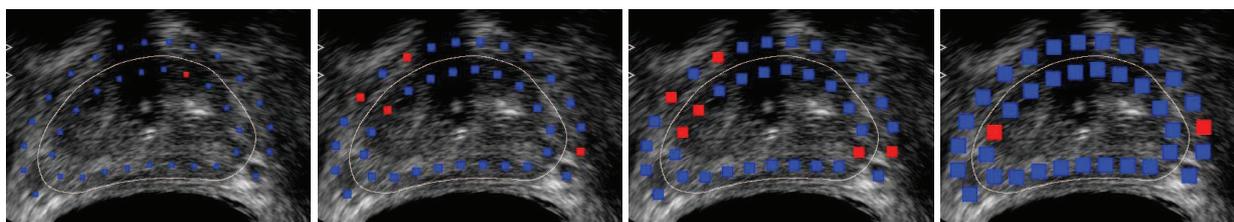


FIG. 7.9 – Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Zernike sur une image test. En rouge, affectation à la classe « extérieur », en bleu à la classe « intérieur ».

Le graphique 7.10 résume les taux de fenêtres mal classées sur l'ensemble des coupes utilisées pour l'apprentissage (courbes en pointillés) et sur les images test (courbes continues) en exploitant les différents moments séparément. Les résultats confirment la légère amélioration apportée par l'agrandissement de l'aire du support vers une taille de 21x21 et particulièrement pour les moments de Zernike sur les images test et de Legendre sur les images utilisées pour l'apprentissage. En effet, la prise en compte de plus d'informations permet de mieux percevoir l'hétérogénéité souvent plus forte dans l'environnement de la prostate qu'en son sein. En outre, cette taille s'approche de celle des motifs du speckle et offre ainsi vraisemblablement une meilleure caractérisation de la texture.

Les taux de fenêtres mal classées, d'une part, dans les coupes exploitées pour l'apprentissage restent cependant relativement élevés avec, toutefois, une nette baisse dans le cas des moments de Legendre. En ce qui concerne les images tests, les résultats s'approchent de ceux obtenus avec le gradient (cf. chapitre 5) avec cette fois-ci un pourcentage légèrement plus intéressant pour les moments de Zernike qui pourrait s'expliquer par leur invariance à la rotation.

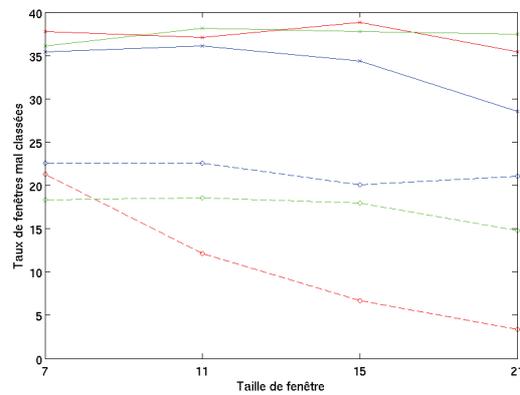


FIG. 7.10 – Taux de fenêtres mal classées pour l’ensemble des images utilisées pour l’apprentissage (courbes pointillées), et l’ensemble des images test (courbes continues), en se basant sur les moments de Krawtchouk (vert), Legendre (rouge) ou Zernike (bleu) en fonction des tailles de fenêtres.

En observant les figures 7.4, 7.5 et 7.6, une complémentarité entre les différentes tailles de fenêtres apparait parfois. Des tests ont ainsi été réalisés en couplant l’information issue des quatre supports pour chaque moment. Les résultats produits, présentés sur la figure 7.11, montrent une réduction significative du taux d’erreurs sur les images utilisées pour l’apprentissage mais affichent en revanche une augmentation de mauvaises classifications pour les images test.

Les études effectuées en combinant moins de tailles de support et/ou différents types de moments, qui ne seront pas présentées ici, produisent des statistiques similaires. En conclusion de ces premiers travaux, les taux d’erreurs les plus faibles restent ainsi ceux générés par l’utilisation d’un seul type de moment et une unique taille de fenêtre.

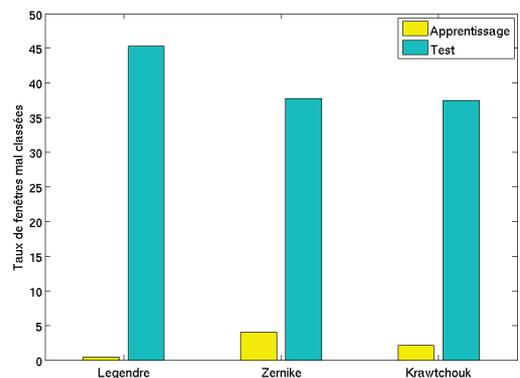


FIG. 7.11 – Taux de fenêtres mal classées pour l’ensemble des images utilisées pour l’apprentissage (jaune), et l’ensemble des images test (cyan), en se basant sur les moments de Krawtchouk, Legendre ou Zernike en associant l’information calculée dans les fenêtres de taille 7, 11, 15 et 21.

L’importance des taux d’erreur de classification produits à partir des moments montre qu’ils se heurtent aux difficultés pressenties dans nos tests préliminaires et exploitant des propriétés très simples (cf. chapitre 3) : la similarité entre l’organe et son environnement dans de nombreuses zones. Ces erreurs peuvent cependant être accentuées du fait d’un apprentissage sur plusieurs bases de données. En effet, la qualité mais aussi

la texture de ces images sont en partie liées au patient (avec par exemple la présence de calcifications ou non), à l'instant d'acquisition durant la thérapie (plus ou moins de bruit)... et peuvent ainsi varier fortement d'une image à l'autre. Etant donné l'image-dépendance des moments, les entraîner sur une partie d'une base (au voisinage des points initiaux par exemple) pour classifier les zones restantes pourrait améliorer les statistiques. En outre, les tests réalisés en régression logistique (chapitre 5) ont fait ressortir le contraste entre intérieur et extérieur basé sur la moyenne d'intensité comme une mesure non ou très peu significative selon la taille du support. En revanche, les taux obtenus avec les moments, bien qu'insuffisants pour discriminer pleinement l'intérieur de l'extérieur, semblent être à même de caractériser au moins partiellement la texture des images échographiques de prostate. Il serait ainsi intéressant, par exemple, d'intégrer les moments dans la régression logistique pour l'assignation d'une probabilité d'appartenance aux régions candidates, dans la définition de la force image ou encore dans la fonction de coût de l'OSD, afin d'évaluer leur complémentarité avec le gradient. La question du potentiel des moments pour la caractérisation de texture sur des données réelles, en particulier des images médicales, reste donc ouverte.

Conclusion

Le problème traité dans ce travail est relativement générique dans le contexte des thérapies. En radiothérapie comme en traitement de cryothérapie, par micro-ondes, la détermination précise de la cible mais aussi des structures voisines devant être protégées est fondamentale pour le succès des traitements et la réduction des effets secondaires. En d'autres termes, il s'agit de maximiser l'effet thérapeutique dans la cible et de minimiser les effets à l'extérieur. Comme nous l'avons souligné en introduction, ceci ne représente qu'une partie du problème général car il faut ensuite définir le protocole thérapeutique à travers ses paramètres d'action et, si possible, mesurer l'impact obtenu. Au niveau du protocole, ces paramètres sont nombreux en ultrasons haute intensité : intensité appliquée, séquence d'application, répartition spatiale des faisceaux, etc. Pour ce qui concerne la mesure de l'impact, contrairement à la radiothérapie, l'accès en temps réel à la température locale dans la cible est possible par IRM. Mettre en exergue la globalité du problème montre bien l'importance de tous les maillons de la chaîne de traitement et la complexité à laquelle faire face.

Les travaux présentés dans ce document, après analyse de la littérature et au vu des contraintes imposées, ont débuté par l'étude de la méthode de Contour Dynamique Discret. Les différents essais menés pour améliorer ses performances nous ont alors conduits vers une autre approche : la détection de Surface Optimale (OSD). Les meilleurs résultats sont finalement apparus en associant ces deux algorithmes générant trois variantes dont l'efficacité, évaluée de manière globale, reste équivalente. Ces méthodes se déclinent ainsi en plusieurs étapes :

- (i) initialisation par localisation d'amers par l'utilisateur en les réduisant autant que possible ; ces points placés aux extrémités de la prostate sont positionnés de telle sorte à générer un maillage au plus proche de la forme de l'organe et de ses irrégularités éventuelles ;
- (ii) Extraction de la paroi rectale pour en éloigner le maillage initial et l'éviter dans les étapes suivantes.
- (ii) Utilisation de l'OSD pour approcher l'initialisation du bord de la prostate en intégrant ou non des informations basées sur des points d'ancrage préalablement extraits de l'image ; Ces derniers sont obtenus par détection d'ensembles de voxels représentatifs du bord, repositionnement du maillage sur les plus probables, régularisation de ce maillage par différents procédés conduisant à deux possibilités pour chacun de ses sommets.
- (iii) Déformation par DDC ;
- (iv) Evaluation qualitative sur un sous-ensemble de bases de données représentatives avec référence expert ;
- (v) Evaluation quantitative globale sur l'ensemble des bases de données.

Chacune de ces étapes a fait l'objet de multiples variantes et d'études sur les cas relativement standard mais aussi sur les situations les plus exigeantes. De nombreuses idées sur ce chemin, accompagnées de tests ont été explorées qui n'ont pas pu être rapportées dans leur totalité ici. Une tentative d'exploitation de différentes familles de moments (chapitre 7) en est un exemple. L'intérêt d'associer les propriétés de régions est en effet souvent bénéfique dans l'exploitation des modèles déformables. Les images échographiques sont

cependant très hétérogènes et localement très non stationnaires (dans la prostate mais aussi à l'extérieur) d'une part et, d'autre part, la faible différenciation visuelle entre les deux milieux rend bien évidemment difficile leur caractérisation et leur discrimination. Les expérimentations conduites sur les textures de Brodatz avec les moments, attestent de leur bon comportement. Les résultats obtenus sur les images échographiques restent insuffisants mais compte tenu des caractéristiques observées, il est probable que d'autres approches de texture ne conduisent pas à de meilleures performances.

Si nous devons résumer l'approche suivie tout au long de ce travail, il nous semblerait à notre sens juste de dire qu'elle correspond à une véritable démarche de recherche si celle-ci signifie à la fois exploration d'idées nouvelles, test, interprétation des avancées ou des échecs, exploitation conjointe de propriétés. Prenons quelques exemples à des fins d'illustration. Différents prétraitements ont été testés dont la Décomposition Modale Empirique (EMD, *Empirical Mode Decomposition*). Celle-ci, introduite par Huang et al. en 1998 [Huang 98], est une méthode adaptative de représentation des signaux non stationnaires. Son principe est de séparer localement (à l'échelle d'une oscillation) les contributions « rapides » et « lentes » afin d'identifier les composantes AM-FM de moyenne nulle et d'enveloppe symétrique. L'EMD offre ainsi une approche nouvelle pour des questions comme l'analyse spectrale adaptative ou le débruitage et la suppression de tendance dans des mélanges signal+bruit. Cependant, nos essais sur les images échographiques de prostate ne se sont pas montrés concluants en provoquant une trop grande perte d'information. En effet, la suppression du bruit a également entraînée la dégradation des bords peu définis. Par ailleurs, de nombreux tests ont été effectués pour régulariser le maillage repositionné sans perdre le gain potentiel apporté. Nous avons alors pensé un moment pouvoir utiliser la symétrie approximative de la prostate, une propriété de haut niveau, pour contraindre et corriger les défauts constatés sur les contours. Bien que cette approche ait permis de répondre au problème pour certaines bases de données, celle-ci ne s'est finalement pas avérée suffisamment robuste. En outre, une méthode qui pourrait s'apparenter à du suivi a été développée. Celle-ci itère des phases de détection de points d'ancrage, de repositionnement des sommets et de régularisation en débutant au niveau des points initiaux et en se propageant aux voisins de proche en proche conditionnellement à l'information préalablement recueillie sur la direction à suivre. Le choix des contraintes de régularité s'est cependant montré difficile, une contrainte forte générant une surface lisse mais ne permettant pas toujours de capturer le contour de l'organe tandis qu'un degré de liberté plus élevé autorisait des divergences non souhaitées. Par manque de temps, ces derniers réglages n'ont finalement pas été achevés.

Globalement, si nos travaux ne peuvent prétendre avoir résolu le problème posé de manière définitive, ils y apportent une réponse partielle. L'étude quantitative rapportée au chapitre 6 montre en effet une amélioration sensible des performances du Contour Dynamique Discret et déjà de bons résultats pour la méthode de Détection de Surface Optimale. Il n'en reste pas moins que les images de l'Ablatherm sont extrêmement difficiles. Il suffit pour s'en convaincre d'examiner les zones les plus sensibles des échographies de la prostate, c'est-à-dire la base et l'apex, à tel point que les experts eux-mêmes ne peuvent en spécifier avec certitude les limites. Mais au-delà de ces zones, force est de constater que les bords sont en général mal définis, particulièrement pour les bases de données acquises en cours de traitement et que les calcifications présentes dans leur voisinage correspondent à des gradients locaux élevés, toute chose très sensible pour des approches de type contour. Par ailleurs, les temps de calcul dans les conditions cliniques (acquisition des images puis définition et application du traitement) obligent à se rapprocher du temps réel. Cependant, la qualité des bases de données implique des prétraitements qui nécessitent déjà à eux seuls quelques secondes. Les algorithmes proposés, en base non interpolée, durent alors entre 15 et 20s sans être à ce stade optimisés ou parallélisés. Ces temps de calculs sont tout de même à relativiser par rapport à la délimitation manuelle qui peut s'approcher de la demi heure voire davantage.

Quelles sont alors les perspectives ? Elles sont dans l'absolu de plusieurs ordres. La première d'entre elles est l'amélioration des images échographiques. Il est certain que les transducteurs profiteront d'avancées technologiques à la fois en termes d'acquisition et d'action. Un compromis sera cependant toujours nécessaire entre ces deux fonctions. L'alternative déjà évoquée de travailler sous IRM (qui offre la possibilité d'un contrôle de température) au lieu de choisir une option d'autonomie de l'Ablatherm (dont nous voyons bien l'avantage sur le plan économique) ouvrirait la possibilité non seulement de segmenter en début d'intervention la prostate plus facilement mais aussi d'exploiter simultanément les deux modalités d'image en cours de traitement. Il sera d'ailleurs intéressant de tester les solutions proposées ici pour la segmentation à des données IRM et scanner X en faisant les adaptations nécessaires. La seconde voie concerne l'algorithme de segmentation et dans ce cadre, l'une des seules choses que nous n'avons pas mise en œuvre, car nous ne disposons pas d'ensemble de données suffisamment conséquent en initiant ce travail, relève de l'apprentissage et la modélisation de formes et d'apparence. Ce type d'approche a déjà été exploité comme nous l'avons vu dans notre analyse de la bibliographie. Etant donné la variété des formes, leur intégration associée à des informations de contour seules amène à se heurter aux mêmes difficultés rencontrées durant nos travaux. En effet, les forts gradients parallèles à la frontière de l'organe coïncident avec la forme de la prostate et ne seront par conséquent pas écartés. L'association à des caractéristiques de régions s'impose alors mais nécessite des propriétés élaborées pour faire face aux similitudes existant entre intérieur et extérieur. Prendre en compte l'hétérogénéité de la texture sur l'ensemble du volume image par des modèles régionaux a également montré une amélioration des performances. Néanmoins, la caractérisation de texture se complexifie dans le cas de l'Ablatherm en raison du cadre per-opératoire et de la dégradation des images au cours du traitement du fait de l'échauffement. Quels que soient les progrès réalisés sur l'un ou l'autre de ces deux versants, l'enjeu reste le même : améliorer la thérapie et donc donner une nouvelle perspective de guérison du cancer de la prostate.

Annexes

Annexe A

Quelques solutions de la littérature pour le problème inverse

Ci dessous sont décrites très sommairement quelques approches de la littérature, y compris un bref retour sur la stratégie adoptée dans le système Ablatherm de la société EDAP, qui a été présenté dans le chapitre 1. Beaucoup d'approches proposées synthétisent une fonction de commande U constante par morceaux, i.e. décomposable en tirs élémentaires sur une suite d'intervalles de temps, éventuellement tous de même durée. Synthétiser la fonction de commande se résume alors en leur définition et en celles des valeurs de (θ_k, a_k, Φ_k) , k étant le numéro du tir. Ceci va naturellement de pair avec une discrétisation du temps inévitable dans les calculs de diffusion de la chaleur.

Système Ablatherm

Le transducteur utilisé comporte une surface d'émission vibrant suivant une même phase, et dont la direction de focalisation est pilotée mécaniquement suivant deux degrés de liberté, le premier en translation (axe des z le long du rectum), le deuxième en rotation autour de ce même axe. Le diagramme d'intensité acoustique a la forme d'un fuseau orienté suivant l'axe de focalisation. Un troisième degré de liberté est la puissance d'émission. Le planning consiste à déterminer une séquence de tirs, i.e. ici une séquence de positions pour l'axe de focalisation, avec éventuellement une modulation de la puissance, pour recouvrir au mieux la zone d'intérêt. Celle-ci est évaluée visuellement en peropératoire par le médecin sur la seule base d'une imagerie échographique de qualité limitée. Dans ce système, il n'y a pas de mesure de température et le calcul de la fonction de commande (puissance et position de l'axe au cours du temps) est effectué automatiquement par un logiciel sur la seule base de paramètres introduits par le médecin pour localiser grossièrement la zone à traiter. Comme expliqué dans le chapitre 1, le planning se décompose en une suite de sous-plannings correspondant à un partitionnement en 6 blocs du volume ciblé, et qui sont établis et exécutés en séquence. Les sous-plannings sont générés sur la base de simulations qui ont été effectuées lors de l'élaboration du logiciel, validées sur mesures réelles, pour évaluer la carte de dose thermique produite par des suites de tirs stéréotypées (déplacements en éventail dans un secteur angulaire donné, avec incréments de la position z du transducteur sur une longueur également donnée).

Utilisation de la théorie du contrôle optimal

Dans [Malinen 05], une approche contrôle optimal avec coût quadratique sur l'écart de dose et en temps minimal est proposée, le contexte étant la destruction par ultrasons de tumeurs dans le poumon. Le transducteur est multi-éléments (530) avec contrôles indépendants des phases, et même amplitude pour chaque

cellule. Une mesure de température est obtenue par IRM. Le problème direct est discrétisé en temps (Euler) et en espace (éléments finis). La discrétisation spatiale du champ de température définit la dimension d'un vecteur d'état pour lequel est donnée une équation d'évolution en temps discret, modélisant ainsi l'évolution spatio-temporelle de la température (équation de Pennes) en fonction de la commande. Après écriture de l'Hamiltonien, le système adjoint est résolu et une commande du type « effort maximal » en est déduite. Elle spécifie à chaque pas temporel une direction de tir optimale (parmi un ensemble arbitrairement imposé) et la puissance optimale qui peut s'exprimer en fonction de la température courante, autorisant ainsi une implémentation en boucle fermée. Cette approche est présentée comme un compromis entre optimalité et complexité et est testée en simulation. Un gain notable en temps et énergie relativement à des procédures plus classiques est affiché. La robustesse aux variations de paramètres (perfusion, atténuation) au bruit de mesure de la température et à un espacement spatio-temporel de ces mesures est bonne.

Contrôle utilisant la transformée de Fourier en espace

Dans de nombreux articles, il a été proposé d'utiliser la méthode de Fourier dans le calcul de la température, pour construire des algorithmes de contrôle s'appuyant sur une mesure (IRM) de cette température. Suivant les références, le problème est traité pour contrôler en un seul point, ou alors sur une région. Dans ce dernier cas sont proposées des stratégies sous la forme de suites de tirs focalisés sur des trajectoires de forme donnée (par exemple une spirale). Les travaux présentés dans [Salomir 00], [Palussière 03], [Mougenot 04] sont représentatifs de cette approche.

Contrôle par PID et commande adaptative

Dans [Sun 05], le contexte est celui du cancer de la prostate, traité avec une sonde rectale à 16 éléments, une mesure de température par IRM étant là aussi disponible. Le problème abordé est essentiellement de produire une élévation de température dans le tissu, la plus efficace et la plus précise possible relativement à une consigne dans le tissu. Seul l'aspect temporel est étudié, l'échauffement n'étant pris en considération qu'en un seul point. Des procédures d'identification sur fantôme ont démontré qu'un modèle linéaire figé ne pouvait pas convenir pour représenter le transfert entre commande du transducteur et température. Le modèle change en fonction de la forme et de l'amplitude de l'entrée. Cela élimine alors la possibilité d'ajuster efficacement un contrôleur en boucle fermée qui, pour être efficace, doit être synthétisé en tenant compte de la fonction de transfert. Les auteurs en concluent l'utilité de méthodologies de contrôle adaptatives. Ils ont ainsi testé un contrôleur PID, un régulateur auto-ajustable ainsi qu'un contrôleur adaptatif par modèle de référence. En simulation tout comme sur tissus (*ex vivo* et *in vivo*) les résultats tendent à démontrer un net avantage à utiliser la méthode à modèle de référence. La question qui peut être posée est l'extension à l'échauffement contrôlé simultanément en plusieurs points de l'espace.

Annexe B

Comparaison des performances des méthodes parues dans la littérature

B.1 Métriques pour l'évaluation des méthodes de segmentation

De nombreuses métriques ont été appliquées dans la littérature pour évaluer les performances des méthodes de segmentation de la prostate dans les images échographiques. Celles-ci se basent, généralement, sur les distances entre les contours obtenus manuellement et (semi-)automatiquement, ou sur leurs volumes (ou leurs aires). Ces deux classes de méthodes seront présentées par la suite. On notera cependant que certaines métriques présentent des dénominations différentes. En outre, certains auteurs utilisent une appellation déjà assignée à d'autres formules et inversement. Les associations de noms et de métriques les plus courantes seront donc employées.

Métriques basées distance

Les métriques basées sur les distances cherchent à mesurer l'écart au niveau des bords. Indifféremment utilisées en 2D ou en 3D, nous désignerons par C_R , le contour de référence (courbe ou surface) et par C_S , la segmentation obtenue (semi-)automatiquement.

Différentes distances apparaissent dans la littérature. Certaines considèrent un rayon reliant le centre de la prostate à un point p_S sur C_S , intersectant C_R en p_R . En échantillonnant angulairement le contour, l'ensemble des distances euclidiennes entre les points respectifs p_S et p_R est alors déduit. Les métriques intégrant ce type de distances seront indicées par un c dans la section B.2.

D'autres équipes s'appuient sur les distances minimales séparant les points sur C_S et C_R . A noter que les sommets de ces contours sont plus ou moins espacés selon les équipes et peuvent être intégrés sur l'ensemble de la surface. Cette distance sera associée à l'indice *min*.

Les métriques basées distance sont ensuite relativement constantes. On retrouve ainsi fréquemment :

– la différence moyenne (MD) :

$$MD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N d_j, \quad (\text{B.1})$$

avec N le nombre de distances d_j ,

- la différence absolue moyenne (MAD) :

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |d_j|, \quad (\text{B.2})$$

- la différence absolue maximale (MAXD) :

$$MAXD = \max(|d_j|). \quad (\text{B.3})$$

Néanmoins dans le cas des distances minimales, le résultat ne sera pas le même que l'on parte du contour C_S ou C_R . Certains auteurs utilisent donc des métriques symétriques prenant en compte les deux configurations. Celles-ci se définissent par :

- la moyenne symétrique des distances entre surfaces (SASD = *Symmetric Average Surface Distance*) :

$$SASD(C_R, C_S) = \frac{1}{|C_R| + |C_S|} \left(\int_{r \in C_R} d_{\min}(r, C_S) dr + \int_{s \in C_S} d_{\min}(s, C_R) ds \right), \quad (\text{B.4})$$

où $|\cdot|$ désigne ici la longueur de la courbe ou l'aire de la surface,

- la moyenne quadratique symétrique des distances entre surfaces (SRMSSD = *Symmetric Root Mean Square Surface Distance*) :

$$SRMSSD(C_R, C_S) = \frac{1}{|C_R| + |C_S|} \sqrt{\int_{r \in C_R} d_{\min}^2(r, C_S) dr + \int_{s \in C_S} d_{\min}^2(s, C_R) ds}, \quad (\text{B.5})$$

- Le maximum symétrique des distances entre surfaces (SMSD = *Symmetric Maximum Surface Distance*), également appelé distance d'Hausdorff (HD) :

$$SMSD(C_R, C_S) = \max\{\max_{r \in C_R} d_{\min}(r, C_S), \max_{s \in C_S} d_{\min}(s, C_R)\}. \quad (\text{B.6})$$

Finalement, le pourcentage de sommets dont la distance à C_R est inférieure à une distance limite d_l est parfois employé :

$$PC(d_l) = \frac{\text{card}\{p_s \in C_S : d(p_s, C_R) < d_l\}}{N_{C_R}}, \quad (\text{B.7})$$

avec N_{C_R} le nombre de sommets de C_R .

Ces premières métriques donnent donc une idée des différences entre la segmentation (semi-automatique) et la référence aux abords des contours. Les métriques basées sur le volume ou l'aire des segmentations apportent ensuite une évaluation plus globale des résultats.

Métriques basées sur l'aire ou le volume

Les métriques basées sur l'aire ou le volume s'appuient sur des rapports entre le nombre de spels (pixels en 2D, voxels en 3D) situés à l'intérieur de l'objet de référence O_R et de l'objet segmenté O_S . Elles peuvent

également s'exprimer en terme de vrais positifs (VP), vrais négatifs (VN), faux positifs (FP) et faux négatifs (FN) illustrés sur la figure B.1.

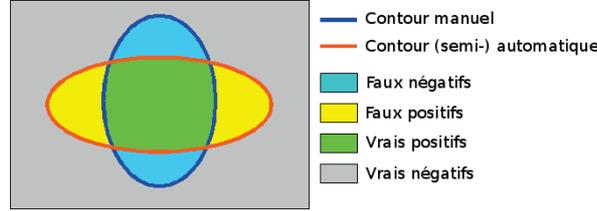


FIG. B.1 – Définition des zones utilisées pour le calcul des métriques sur l'aire ou le volume.

Le taux de recouvrement des volumes ($VO = Volume\ Overlap$) ou des aires (AO), est souvent utilisé. Il se calcule par :

$$VO\ (ou\ AO) = \frac{O_R \cap O_S}{O_R \cup O_S} = \frac{VP}{VP + FP + FN}. \quad (B.8)$$

La précision des résultats (*Accuracy*) peut également être mesurée avec :

$$Pr = 1 - \frac{O_R \cup O_S - O_R \cap O_S}{O_R} = 1 - \frac{FP + FN}{VP + FN}, \quad (B.9)$$

ou par le taux de spels bien classés :

$$TVS = \frac{|F_R \cap F_S| + |O_R \cap O_S|}{|F_R| + |V_R|} = \frac{VN + VP}{VN + VP + FP + FN}, \quad (B.10)$$

avec F_R et F_S correspondant respectivement à l'extérieur du contour manuel et du contour algorithmique.

Plutôt que d'évaluer le taux de réussite, certaines métriques s'appuient sur les écarts. Ainsi, l'erreur sur le recouvrement des volumes ($VOE = Volumetric\ Overlap\ Error$) ou des aires (AOE) représente le taux de spels mal classés :

$$VOE\ (ou\ AOE) = 1 - VO = \frac{O_R \cup O_S - O_R \cap O_S}{O_R \cup O_S} = \frac{FP + FN}{VP + FP + FN}. \quad (B.11)$$

Certains auteurs modifient légèrement cette expression pour évaluer le taux d'erreur. La différence de volume ($VD = Volume\ Difference$) est ainsi décrite, dans [Knoll 99], par :

$$VD = \frac{O_R \cup O_S - O_R \cap O_S}{2O_R} = \frac{FP + FN}{2(VP + FN)}, \quad (\text{B.12})$$

tandis que [Nanayakkara 06] définissent la différence d'aire (AD) par :

$$AD = \frac{O_R \cup O_S - O_R \cap O_S}{O_R} = \frac{FP + FN}{VP + FN}, \quad (\text{B.13})$$

[Wu 00] s'en rapproche également avec une estimation du niveau de divergence (DL = *Disagreement Level*) :

$$DL = \frac{2(O_R \cup O_S - O_R \cap O_S)}{O_S + O_R} = \frac{2(FP + FN)}{2VP + FP + FN}. \quad (\text{B.14})$$

Par ailleurs, des définitions s'appuient sur la différence des faux positifs et négatifs plutôt que sur leur somme. On trouve ainsi le taux de différence de volume (PVD = *Percent Volume Difference*) s'exprimant par :

$$PVD \text{ (ou } PAD) = \frac{O_R - O_A}{O_R} = \frac{FN - FP}{VP + FN}. \quad (\text{B.15})$$

Mais l'erreur sur le volume (VE) ou la différence fractionnelle d'aire (FAD = *Fractional Area Difference*) sont plus couramment utilisés :

$$VE \text{ (ou } FAD) = \frac{O_S - O_R}{O_R} = \frac{FP - FN}{VP + FN}. \quad (\text{B.16})$$

La différence absolue de volume ((P)AVD = *(Percent) Absolute Volume Difference*) donne alors la différence absolue relative. Cette métrique, généralement appelée, pour le 2D, différence d'aire dans la littérature, sera notée AAD pour éviter toute confusion.

$$AVD \text{ (ou } AAD) = |PVD| = |VE|. \quad (\text{B.17})$$

Ces 3 dernières métriques sont cependant moins rigoureuses car les erreurs peuvent se compenser.

Finalement, certaines métriques évaluent individuellement le taux de vrais positifs, vrais négatifs, faux positifs et faux négatifs. Ainsi, la sensibilité correspond au taux de spels classés comme appartenant à la prostate parmi ceux devant être classés comme tel. Egalement appelée fraction de vrais positifs, elle se

définit par :

$$Se = \frac{O_R \cap O_S}{O_R} = \frac{VP}{VP + FN}. \quad (\text{B.18})$$

La spécificité, ou fraction de vrais négatifs, représente le contraire de la sensibilité et exprime la capacité à assigner correctement les spels appartenant au fond :

$$Sp = \frac{VN}{VN + FP} \quad (\text{B.19})$$

On trouve également la fraction de faux positifs (FFP) :

$$FFP = \frac{|O_R \cup O_S - O_R|}{O_R} = \frac{FP}{VP + FN}, \quad (\text{B.20})$$

et la fraction de faux négatifs (FFN) :

$$FFN = \frac{|O_R \cup O_S - O_S|}{O_S} = \frac{FN}{VP + FN} \quad (\text{B.21})$$

Les métriques sur les aires ou les volumes sont donc extrêmement variées, même si parfois très proches. Cette diversité complexifie par conséquent la comparaison des méthodes qui n'utilisent pas les mêmes définitions pour la validation.

B.2 Tableau récapitulatif et performance

Le tableau présenté par la suite récapitule un grand nombre des méthodes parues dans la littérature pour la segmentation de la prostate en imagerie échographique. Les principaux résultats de l'évaluation des performances des algorithmes par les auteurs ainsi que les temps de traitement de ces approches y sont regroupés. La qualité des images est indiquée par + pour les bonnes bases, ± pour les moyennes et - pour les mauvaises. Cette appréciation reste cependant le plus souvent subjective car elle se base parfois uniquement sur les images présentées dans l'article, quand les auteurs ne précisent pas la qualité des données utilisées.

Les notations représentant les métriques sont celle décrites précédemment. Seule la ligne correspondant à [Misic 07] affiche en plus l'abréviation IRF (= *Input Reduction Factor*) qui correspond au rapport entre le nombre de points total positionnés par l'opérateur pour segmenter la prostate et le nombre de ces points utilisés pour initialiser l'algorithme. Cette équipe fait également référence à deux types d'estimation de volume : par intégration et traditionnelle. La première consiste à apprécier le nombre de pixels à l'intérieur

de contours répartis sur 10 coupes, de la base à l'apex, puis à le multiplier par la distance entre la 1^{ère} et la 10^{ème} coupe. La méthode traditionnelle considère l'ensemble des voxels dans le volume puis multiplie cette quantité par la distance inter-coupes.

Référence	Dim	Principales caractéristiques de la méthode	Interaction	Performance	Valeurs	Qualité	Nb d'images de patients	Temps de calcul
Aarmink 1994	2D	Détecteur de bords	1 point	DV (mL)	-2,6 ± 6,8	?	20 (20) 512 x 512	20 s pour une coupe PC 50 MHz
Aarmink 1998	2D	Détecteur de bords	1 point	Qualitatif	/	?	1 exemple	?
Liu 1997	2D	Détecteur de bords (RBR)	Automatique	Qualitatif	/	+ ± -	4 exemples, 256 x 256	2,1 s PC 66 MHz
Kwoh 1998	2D	Détecteur de bords (RBR) + harmoniques sphériques	Automatique	Qualitatif	/	?	1 exemple	?
Patlak 2000	2D	Détecteur de bords	1 point	HD _{min} (mm) MAD _{min} (mm)	1,8 ± 1,0 0,7 ± 0,4	+ ±	125(16)	Détection des bords : 4 min (~ 8 coupes), Pentium-233 MHz, Visual C++
Abolmaesumi 2004	2D	PDAF/IMM (Kalman)	1 point	Qualitatif	/	+ ±	6 512 x 512	<1s, P4 2,4 GHz, MATLAB
Sahba 2005	2D	Kalman + Canny	Automatique	MAD _{min} (pix) AAD (%) TVS (%)	3,67 ± 1,08 5,62 ± 2,98 98,76 ± 0,68	+ -	42	< 10s, P4 2,8 GHz, MATLAB
Mahdawi 2008	pseudo-3D	Déformation de l'image + IMM/PPDA + Ajustement d'éllipse	5 points	MAD _c (mm) MAXD _c (mm) Se (%) Pr (%)	min = 1,76, max ≈ 12,5 min ≈ 4, max ≈ 15,8 94 ± 0,5 73 ± 0,09	+ ± -	58	7, 42 s (8 à 14 coupes) Core 2 Duo, 2,3 Ghz
Richard 1996	2D	Classification de texture	Automatique	Qualitatif	/	?	1 exemple 501 x 333	1-87 min, PC 90 MHz
Zaim 2005	2D	Classification de texture (réseau de neurones)	Automatique	MAXDmin (pix) AOE (%)	Pour chaque patient : 9 ; 13 ; 17 2,6 ; 8,7 ; 5	±	9 (3) 488 x 382	Résolution de l'image divisée par 5 12 s, PC 789 MHz
Misic 2007	3D	Classification de texture	Contours manuels	VE (%) Intégration Traditionnelle RMSE (%) Intégration Traditionnelle	IRF = 2 IRF = 4 IRF = 10 4,53 ± 3,09 3,31 ± 2,47 8,38 ± 7,53 4,68 ± 1,07 4,10 ± 2,85 13,35 ± 11,05 5,12 3,76 9,97 3,34 4,64 14,34	+ ± -	6	?
Mohamed 2007	2D	Clustering spectral	Automatique	AO (%)	93	+	?	?
Crivianu-Gaita 1997	2D - 3D	Croissance de région sur 2 coupes puis reconstruction 3D	1 point	VE (%)	9,4	?	29	?
Sahba 2008	2D	Apprentissage par renforcement + Kalman	1 point	Se (%)	88,1 ± 3,2	+	60 468 x 356	?
Kachouie 2007	3D	Level sets basés gradient	Automatique	Qualitatif	/	+	1 exemple	?

	3D	Level sets basés région	Automatique	Qualitatif	/	±	8_256 x 256 x 256	?
Shao 2002	3D	Level sets basés région	Automatique	MAD _{min} (mm) Semi-automatique Automatique	0,89 ± 0,52 1,59 ± 1,12	?	28	?
Barqawi 2007	3D	Level sets basés région	4-6 points ou automatique	RMSE (mm) AAD (%) FFP (%) FFN (%) Se (%)	1,16 ± 0,41 5,8 ± 4,3 6,1 ± 4,0 7,8 ± 4,1 92,3 ± 4,0	+ ± -	27 (6) 640 x 280	7,5 s pour une image 128 x 128 P4 2,6 Ghz, MATLAB
Yu 2004	2D	Level Sets + Snake	2 points	RMSE (pix)	0,55	±	1	29,9 s, PC 2,8 Ghz, 1 Gb RAM, MATLAB
Li 2008	2D	Snake	Automatique	MAD _c (mm) FAD (%) Se (%) Pr (%)	0,72 ± 1,07 1,4 96,2 97,6	+	20 440 x 240 0,125 mm/pix	?
Zheng 2007	2D	Snake	Automatique	MAD min (pix) AOE * (%)	17 ; 11 ; 18 3,2 ; 7,2 ; 4,6	?	10 (3) 489 x 382	?
Zaim 2007	2D	Snake	Automatique	MD _c (pix) MADc (pix) MAXDc (pix) Se (%) Pr (%)	Pour chaque patient : 17 ; 11 ; 18 3,2 ; 7,2 ; 4,6 -0,5 ± 2,3 4,4 ± 1,8 19,5 ± 7,8 94,5 ± 2,7 90,1 ± 3,2	?	117(19) Faciles : 42 Moyennes : 60 Difficiles : 15 0,126 mm/pix	DDC <2 s + corrections manuelles F : 7,9 (±0,43) s M : 14,2 (±0,62) s D : 21,8 (±0,70) s Pentium 2 350 MMX
Ladak 2000	2D	DDC	4 points pour l'initialisation + corrections	MAD _c (pix) MAXDc (pix) PCc (< 5 pix) (%) AAD (%) AO (%)	2,89 ± 0,88 10,73 ± 4,56 81,84 ± 11,48 3,50 ± 2,40 91,63 ± 3,60	+ ± -	114(6) 468 x 354 0,2 mm/pix	8s, P4 2,4 GHz, MATLAB
Chiu 2004	2D	DDC + DWT	4 points	MD _{min} (pix) MAXDmin (pix) PCmin (< 5 pix) (%) Se (%) AD (%)	2,70 ± 0,51 9,44 ± 2,70 86,29 ± 6,71 94,73 ± 1,89 3,73 ± 2,31	+	114(6) 468 x 354 0,2 mm/pix	Algo : 1s, P4 2,4GHz, MATLAB
Nanayakkara 2006	2D	DDC avec approche région.	4 points					

Wang 2003	pseudo-3D	DDC parallèle et rotationnel.	4 points pour l'initialisation + corrections	VE (%) AVD (%)	Parallèle Rotation	+ ±	6 3D (6) 468 x 354 x 468 0.2 mm/vx	Initialisation : 3s. Algo : 3s Corrections (option) : 6-7s/ coupe VC++ 6.0. P3 700MHz
Ding 2007	pseudo-3D	DDC rotationnel + modèle autorégressif	4-8 points	MAD _{max} (mm) PCc (< 4mm) (%)	1.29 ± 1.55 95.5	+	9 352 x 369 x 588 → 352 x 383 x 737 0.15 mm/vx	10 s. PC 2.8 GHz
Diaz 2008	pseudo-3D	DDC rotationnel + Classification	16 points (4 coupes)	Sp (%) Se (%) Pr (%)	96.82 ± 2.17 86.01 ± 6.21 92.08 ± 1.61	±	7 ex vivo	?
Wei 2008	pseudo-3D	DDC bidirectionnel	4 points	VE, VOE, PVD ? (%)	7.82	?	28 (28)	?
Hu 2003	3D	DDC	6 points pour l'initialisation + corrections	MD _{max} (mm) MADc (mm) MAXDc (mm) PVD (-VE) (%)	-0.20 (0.28) 1.19 (0.14) 7.01 (1.04) 7.16 (3.45)	±	6 3D	Initialisation : 5-6s DDC : 20 s Edition + DDC : 30 s P3 400 MHz
Ghanei 2001	3D	DDC	Contours manuels sur 40 à 70 % des coupes	MAD _{max} (pix) VO (%) VOE (%)	2.44 88.58 11.42	±	10 256 x 256 0.36 mm/pix Inter-coupes = 5 mm	30 s Sun Ultra 20
Hodge 2006	pseudo-3D	ASM rotationnel	Automatique	MD _{max} (mm) MADc (mm) MAXDc (mm) PVD (-VE) (%) AVD (%)	0.12 ± 0.45 1.09 ± 0.49 7.27 ± 2.32 0.22 ± 4.58 3.28 ± 3.16	+ ±	36 3D (36) 350 x 400 x 800 1 vxl - 0.15 0.20 mm	Temps moyen (incluant l'édification manuelle) : 6.9 min (±2.1) avec 42 (±20.2) pls édifiés soit 26.3 (±9.3) % des coupes 2D pour un traitement 3D. P4 2.8GHz 1 Go de RAM MATLAB 6.5
Arambula Cosio 1999	2D	SSM + Algorithme générique	Automatique	MAXD _{max} (mm)	6.21 ± 4.03	?	22 (4)	49 min / image. PC 166 MHz
Arambula Cosio 2006	2D	Algorithme générique + ASM	Automatique	MAD _{max} (mm) MAXDmin (mm)	1.65 ± 0.67 3.93 ± 1.90	+ ±	22 (4) pixel ~0.222 mm	11 min / image. PC Xeon 2.0 GHz MATLAB 6.5
Wu 2000	2D	SSM + Algorithme générique	Automatique	Do = DL(C ₁₁ , C ₂₂) Dacc = DL(CR1, CS1) Dcon = DL(CS1, CS1) MAD (ou MD?) (pix) MAXD (pix) AO (%)	<- DO (+) : <- 2DO (±) : > 2DO (-) <- 5% (+) : <- 10 % (±) : > 10% (-)	+ ±	10 (10)	4 min / image. PC 233 MHz Visual C++
Betrouni 2005	2D	SSM + snake + recuit simulé	Automatique		3.77 (± 1.3) 6.25 (± 1.8) 93 (± 9)	±	Modèle : 35(11) Test : 10 256 x 256	< 5s P4 2.8 GHz 1 Go de RAM C

Lu 2008	pseudo-3D	SSM + DDC	4 points ou automatique	VE, VOE, PVD (%) Semi-automatique Automatique	7,3 7,6	±	36 (36)	Visual C++
Medina 2005	2D	AAM	Automatique	MAD (pix) Segmentation réussies utilisées	3,56 ± 1,49 (min = 1,3, max = 8,92) Gaussien Non-linéaire Histogramme	+ -	95 640 x 480 35	?
Heimann 2008	3D	SSM + SAM + Détection optimale de surface.	Automatique	VOE (%) SASD (mm) SRMSSD (mm) HD (mm)	33 33 25 16,9±5,4 16,7±5,2 17,6±6,8 1,16±0,38 1,16±0,38 1,25±0,63 1,60±0,52 1,61±0,53 1,71±0,76 5,90±1,85 5,91±2,06 6,24±2,77	+±	430 x 280 x 200 → 480 x 430 x 250 1 pix ~ 0,15-0,2 mm (XY), 0,2-0,25 mm (Z)	?
Shen 2003	2D	SSM + modèle de texture par Gabor	Automatique	MD (pix) AOE (%) FAD (%)	3,20 ± 0,87 3,98 ± 0,97 1,66 ± 1,68	+	8 0,4 mm/pix	64 s, Proc 500 Mhz
Zhan 2004	3D	SSM + modèle de texture par Gabor + SVM	Automatique	MD (pix) VOE (%) PVD (%)	1,10 ± 0,16 4,13 ± 0,55 2,23 ± 1,19	?	6 3D (6) 256x256x176 0,306 mmVx	4 min PC 500 MHz
Zhan 2006	3D	SSM + modèle de texture par Gabor + KSVM	Automatique	MD (pix) VOE (%) PVD (%)	1,12 ± 0,15 4,16 ± 0,54 2,22 ± 1,19	+ ± -	6 3D (6) 256x256x176 0,372 mmVx	3 min Intel Xeon proc 2,8G
Gong 2004	2D	PSM avec superellipses	plus de 2 points	HD (mm) MAD (mm)	3,42 ± 1,52 1,36 ± 0,58	+	125(16) 256 x 256 0,19 mm / pix	5 s P4 2 GHz
Tutar 2006	3D	PSM avec harmoniques sphériques.	Contour manuel dans les plans axial et sagittal du milieu de la prostate	MADc (mm) MAXDc (mm) VO (%)	1,26 (±0,41) 4,06 (±1,25) 83,5 (±4,2)	± -	30 3D 640 x 480 (x35 → x75) 1 mm d'intervalle vx ~ 0,15-0,20 mm	1-4min P4 3 GHz C++
Gong 2005	2D	PSM + Level Sets	1 ellipse	Qualitatif	/	+ ± -	4 exemples	Sur images simulées 256 x 256 ~20 s P4 2 GHz 1 GB RAM
Saroul 2008	2D	PSM + Distribution de Rayleigh	1 cercle	Qualitatif	/	±	4 exemples	?
Knoll 1999	2D	Snake + SSM + DWT	Automatique	MD (pix-mm) VD (%) AVD (%)	4,70 - 2,61 10,97 8,48	+ ± -	77(11) 200 x 200 0,56 mm / pixel	?

Annexe C

Détection de l'interface ballon-paroi rectale

Afin de détecter l'interface entre le ballon et la paroi rectale, chaque coupe est considérée individuellement. Connaissant le centre de la sonde, N rayons sont lancés, en couvrant un angle d'environ 120° , en direction de la paroi rectale jusqu'à rencontrer le premier pixel brillant de coordonnées p_b^i pour le $i^{\text{ème}}$ rayon. N est choisi suffisamment grand de telle sorte que chaque rayon soit accolé à son voisin. Dans certaines zones, les coordonnées p_b^i ne correspondent pas exactement à l'interface entre le ballon et la paroi rectale. L'algorithme décrit dans le tableau C.1 est alors appliqué dans chacune des coupes pour corriger ces écarts en se basant sur les bonnes détections.

ALGORITHME Détection de l'interface ballon-paroi rectale

ray_i := rayon allant du centre de la sonde jusqu'à $p_b^i, i = 0 \dots N - 1$;

$|ray_i|$:= longueur de $ray_i, i = 0 \dots N - 1$;

vd_i := vecteur directeur unitaire de $ray_i, i = 0 \dots N - 1$ dirigé vers la paroi rectale ;

\bar{I} := moyenne d'intensité de l'ensemble des $p_b^i, i = 0 \dots N - 1$;

Faire :

Pour $i := 0$ à $N - 1$

$M_r = \max\{|ray_j|\}, j = i$ à $i + 10$;

Pour $j := i$ à $i + 10$

$diff = M_r - |ray_j|$;

Tant que $diff > 5$ ou $I_j < 25$ ou ($diff > 2$ et $I_j < \bar{I}$)

$p_b^j \leftarrow p_b^j + vd_j$;

$diff = M_r - |ray_j|$;

fin Tant que

fin Pour

$i := i + 3$;

fin Pour

Tant que des changements se produisent ;

TAB. C.1 – Algorithme de correction pour la détection de l'interface entre le ballon de la sonde et la paroi rectale.

Annexe D

Algorithme de Min-Cut/Max-Flow

Considérons un graphe orienté $G = (N, A)$ constitué de nœuds N , correspondant à des voxels de l'image, relié par des arcs A auxquels s'ajoute deux nœuds abstraits s et t correspondant respectivement à la « source » et au « puits ». Ces deux nœuds particuliers, appelés terminaux, sont reliés individuellement à tous les autres nœuds « voxels » du volume image. Le graphe G est également pondéré, chacun de ses arcs possédant un poids.

Une coupe s - t dans G est un ensemble d'arcs qui, soustrait au graphe, va séparer ce dernier en deux sous-ensembles S et T de telle sorte qu'aucun chemin ne pourra être trouvé entre la source s et le puits t . S est ainsi représentatif de l'objet tandis que T correspond au fond. Le coût de la coupe est la somme des poids attribués aux arcs la constituant. La **coupe minimale** correspond alors à celle possédant le coût le plus faible. Ce problème est fréquemment associé à celui du **flux maximal** et peut être résolu en un temps polynomial par différents algorithmes présentés dans [Boycov 04].

Afin de détecter la coupe minimale, l'algorithme de « min-cut / max-flow » considère les arcs orientés comme des tuyaux reliant la source au puits, dans lesquels un flux peut s'écouler et dont la capacité maximale est définie par le poids des arcs. Cette capacité étant limitée, un flux propagé entre les nœuds s et t ne pourra dépasser un maximum. En atteignant ce flux maximal, certains arcs seront saturés, ceux-ci correspondant alors à la coupe minimale.

Ainsi, chaque itération de l'algorithme débute par trouver le chemin le plus court, reliant s à t , parmi les arcs non-saturés. Le flux est alors augmenté de Δf jusqu'à saturation d'au moins un des arcs sur ce trajet. La capacité de chacun des arcs parcourus le long de ce chemin est alors réduite de Δf , cette capacité résiduelle étant ensuite considérée dans les itérations suivantes. Par augmentation progressive du flux, le maximum est finalement atteint. Aucun chemin reliant s à t , constitué exclusivement d'arc non saturés, ne peut alors être trouvé générant finalement la coupe de coût minimal recherchée.

Bibliographie

- [Aarnink 94] R. G. Aarnink, R. J. Giesen, A. L. Huynen, J. J. de la Rosette, F. M. Debruyne & H. Wijkstra. *A practical clinical method for contour determination in ultrasonographic prostate images*. *Ultrasound in Medicine and Biology*, vol. 20, no. 8, pages 705–717, 1994.
- [Aarnink 98] R. G. Aarnink, S. D. Pathak, J. J. de la Rosette, F. M. Debruyne, Y. Kim & H. Wijkstra. *Edge detection in prostatic ultrasound images using integrated edge maps*. *Ultrasonics*, vol. 36, no. 1-5, pages 635–642, Feb 1998.
- [Abolmaesumi 04a] P. Abolmaesumi & M.R. Sirouspour. *An interacting multiple model probabilistic data association filter for cavity boundary extraction from ultrasound images*. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, no. 6, pages 772–784, Jun 2004.
- [Abolmaesumi 04b] P. Abolmaesumi & M.R. Sirouspour. *Segmentation of prostate contours from ultrasound images*. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004. Proceedings. (ICASSP '04).*, vol. 3, pages 517–520, 2004.
- [Arámbula Cosío 99] F. Arámbula Cosío & B. L. Davies. *Automated prostate recognition : a key process for clinically effective robotic prostatectomy*. *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 37, pages 236–243, 1999.
- [Arámbula Cosío 08] F. Arámbula Cosío. *Automatic initialization of an active shape model of the prostate*. *Medical Image Analysis*, vol. 12, pages 469–483, 2008.
- [Barqawi 07] A. Barqawi, L. Lu, E. David Crawford & S. Suri Jasjit. *Semi-automated versus automated prostate boundary estimation from 3-D transrectal ultrasound images*. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, vol. 2, Supplement 1, pages 134–137, 2007.
- [Betrouni 05] N. Betrouni, M. Vermandel, D. Pasquier, S. Maouche & J. Rousseau. *Segmentation of abdominal ultrasound images of the prostate using a priori information and an adapted noise filter*. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 29, pages 43–51, 2005.
- [Bharathi 07] V.S. Bharathi, M.A.L. Vijilious & L. Ganesan. *Orthogonal Moments based Texture Analysis of CT Liver Images*. In *International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications*, 2007.
- [Bookstein 89] F.L. Bookstein. *Principal warps : Thin-plate splines and the decomposition of deformations*. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, pages 567–585, 1989.

- [Boykov 04] Y. Boykov & V. Kolmogorov. *An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence., vol. 26(9), pages 1124–1137, 2004.
- [Brown 92] L.G. Brown. *A survey of image registration techniques*. ACM Computing Surveys, vol. 24(4), pages 325–376, 1992.
- [Bruno 97] A. Bruno, Collorec R., J. Bezy-Wendling, P. Reuze & Y. Rolland. In contemporary perspectives in 3D biomedical imaging, chapitre Texture Analysis in Medical Imaging, pages 133–164. IOS Press, 1997.
- [Caselles 93] V. Caselles, F. Catte, T. Coll & F. Dibos. *A geometric model for active contours in image processing*. Numerical Mathematics, vol. 66, pages 1–31, 1993.
- [Caselles 97] V. Caselles, R. Kimmel & G. Sapiro. *Geodesic active contours*. International Journal of Computer Vision, vol. 22, pages 61–79, 1997.
- [Chan 01] T. F. Chan & L. A. Vese. *Active contours without edges*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, no. 2, pages 266–277, 2001.
- [Chato 90] J. Chato, M. Gautherie, K. Paulsen & R. Roemer. Thermal dosimetry and treatment planning., chapitre Fundamentals of bioheat transfer, pages 1–56. Springer-Verlag, Berlin, 1990.
- [Chavrier 00] F. Chavrier, J. Y. Chapelon, A. Gelet & D. Cathignol. *Modeling of high-intensity focused ultrasound-induced lesions in the presence of cavitation bubbles*. Journal of the Acoustical Society of America, vol. 108, no. 1, pages 432–440, Jul 2000.
- [Chiu 04] B. Chiu, G.H. Freeman, Salama M. M A & A. Fenster. *Prostate segmentation algorithm using dyadic wavelet transform and discrete dynamic contour*. Physics in Medicine and Biology, vol. 49, no. 21, pages 4943–4960, Nov 2004.
- [Chong 03] C.H. Chong, P. Raveendran & R. Mukundan. *An efficient algorithm for the fast computation of pseudo-Zernike moments*. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 17(6), pages 1011–1023, 2003.
- [Coatrieux J.L. 98] Bezy-Wendling J. Coatrieux J.L. Rolland Y. *Pour l'objectivation de la sémantique texturale et la modélisation explicative*. Innovation et Technologie en Biologie et Médecine, vol. 19(5), pages 335–346, 1998.
- [Cohen 91] L.D. Cohen. *On active contour models and balloons*. CVGIP-Image Understanding, vol. 53(2), pages 211–218, 1991.
- [Connor 02] C. W. Connor & K. Hynynen. *Bio-acoustic thermal lensing and nonlinear propagation in focused ultrasound surgery using large focal spots : a parametric study*. Physics in Medicine and Biology, vol. 47, no. 11, pages 1911–1928, Jun 2002.
- [Cootes 95] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper & J. Graham. *Active Shapes Models - Their Training and Application*. Computer Vision And Image Understanding, vol. 61(1), pages 38–59, 1995.
- [Cornud 06] F. Cornud, MF. Bellin & D. Portalez. *IRM et bilan d'extension du cancer de la prostate*. Journal de Radiologie, vol. 87, pages 228–43, 2006.
- [Crivianu-Gaita 97] D. Crivianu-Gaita, F. Miclea, A. Gaspar, D. Margineatu & S. Holban. *3D reconstruction of prostate from ultrasound images*. International Journal of Medical Informatics, vol. 45, no. 1-2, pages 43–51, Jun 1997.

- [Curra 00] F.P. Curra, P.D. Mourad, V. A. Khokhlova, R. O. Cleveland & L. A. Crum. *Numerical simulations of heating patterns and tissue temperature response due to high-intensity focused ultrasound*. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, vol. 47(4), pages 1077–89, 2000.
- [Czerwinski 98] R. N. Czerwinski, D. L. Jones & W. R. O'Brien. *Line and boundary detection in speckle images*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7, no. 12, pages 1700–1714, 1998.
- [Damianou 97] C.A. Damianou, N. T. Sanghvi, F. Fry & R. Maass-Moreno. *Dependence of ultrasonic attenuation and absorption in dog soft tissues on temperature and thermal dose*. Journal of the Acoustical Society of America, vol. 102(1), pages 628–34, 1997.
- [Davies 04] R.H. Davies. *Learning shape : optimal models for analysing shape variability*. PhD thesis, Division of Imaging Science and Biomedical Engineering, University of Manchester, Manchester, UK, 2004.
- [Diaz 08] K. Diaz & B. Castaneda. *Semi-automated segmentation of the prostate gland boundary in ultrasound images using a machine learning approach*. In Proceedings of SPIE, Medical Imaging 2008 : Image Processing, San Diego, USA, February 17-19 2008.
- [Dillenseger 08a] J. L. Dillenseger, S. Esneault & C. Garnier. *FFT-based computation of bioheat transfer equation for the HCC ultrasound surgery therapy modeling*. In Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology, 2008.
- [Dillenseger 08b] J. L. Dillenseger & C. Garnier. *Acoustical power computation acceleration techniques for the planning of ultrasound therapy*. In IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, 2008.
- [Ding 07] M. Ding, B. Chiu, I. Gyacskov, X. Yuan, M. Drangova, D. B. Downey & A. Fenster. *Fast prostate segmentation in 3D TRUS images based on continuity constraint using an autoregressive model*. Medical Physics, vol. 34, no. 11, pages 4109–4125, Nov 2007.
- [Duck 98] F. A. Duck, A.C. Baker & H. C. Starrit. *Ultrasound in medicine*. IOP Publishing Ltd., 1998.
- [Flusser 93] J. Flusser & T. Suk. *Pattern recognition by affine moment invariants*. Pattern Recognition, vol. 26, pages 167–174, 1993.
- [Flusser 96a] J. Flusser, T. Suk & S. Saic. *Recognition of blurred images by the method of moments*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 5, pages 533–538, 1996.
- [Flusser 96b] J. Flusser, T. Suk & S. Saic. *Recognition of images degraded by linear motion blur without restoration*. Computing Supplement, vol. 11, pages 37–51, 1996.
- [Garnier 08] C. Garnier, C. Lafon & J. L. Dillenseger. *3D Modeling of the Thermal Coagulation Necrosis using an Interstitial Ultrasonic Transducer*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 55(2), pages 833–7, 2008.
- [Ghanei 98] A. Ghanei, H. Soltanian-Zadeh & J. P. Windham. *A 3D deformable surface model for segmentation of objects from volumetric data in medical images*. Computers in Biology and Medicine, vol. 28, no. 3, pages 239–253, May 1998.

- [Ghanei 01] A. Ghanei, H. Soltanian-Zadeh, A. Ratkewicz & F. F. Yin. *A three-dimensional deformable model for segmentation of human prostate from ultrasound images*. Medical Physics, vol. 28, no. 10, pages 2147–2153, Oct 2001.
- [Gong 04] L. Gong, S. D. Pathak, Sayan D., David R. Haynor, Paul S. Cho & Y. Kim. *Parametric shape modeling using deformable superellipses for prostate segmentation*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 23, no. 3, pages 340–349, Mar 2004.
- [Gong 05] L. Gong, L. Ng, Sayan D. Pathak, I. Tutar, Paul S. Cho, David R. Haynor & Y. Kim. *Prostate ultrasound image segmentation using level set-based region flow with shape guidance*. Proceedings of SPIE, Medical Imaging 2005 : Image Processing., vol. 5747, pages 1648–1657, 2005.
- [Haigron 09] P. Haigron, L. Luo & J.L. Coatrieux. *Issues in Image Guided Therapy*. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol. 28(4), pages 96–98, 2009.
- [Heimann 08] T. Heimann, M. Baumhauer, T. Simpfendorfer, H.-P. Meinzer & I. Wolf. *Prostate Segmentation from 3D Transrectal Ultrasound Using Statistical Shape Models and Various Appearance Models*. In Proceedings of SPIE, Medical Imaging 2008 : Image Processing, San Diego, USA, February 17-19 2008.
- [Hodge 06] A.C. Hodge, A. Fenster, D.B. Downey & H.M. Ladak. *Prostate boundary segmentation from ultrasound images using 2D active shape models : Optimisation and extension to 3D*. Computer Methods and Programs in Biomedicine, vol. 84, pages 99–113, 2006.
- [Hoffelner 01] J. Hoffelner, H. Landes, M. Kaltenbacher & R. Lerch. *Finite element simulation of nonlinear wave propagation in thermoviscous fluids including dissipation*. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, vol. 48(3), pages 779–86, 2001.
- [Hu 62] M.K. Hu. *Visual pattern recognition by moment invariants*. IRE Transactions on Information Theory, vol. IT-8, pages 179–187, 1962.
- [Hu 03] N. Hu, D. B. Downey, A. Fenster & H. M. Ladak. *Prostate boundary segmentation from 3D ultrasound images*. Medical Physics, vol. 30, no. 7, pages 1648–1659, Jul 2003.
- [Huang 98] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, Shih H.H., Q. Zheng, N.-C. Yen, C.C. Tung & H.H. Liu. *The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis*. Proceedings - Royal Society. Mathematical, physical and engineering sciences, vol. 454, pages 903–995, 1998.
- [Hwang 06] S.K. Hwang & W.Y. Kim. *A novel approach to the fast computation of Zernike moments*. Pattern Recognition, vol. 39, pages 2065–2076, 2006.
- [Kachouie 07] N. N. Kachouie & P. Fieguth. *A medical texture local binary pattern for TRUS prostate segmentation*. In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007.
- [Kass 88] M. Kass, A. Witkin & D. Terzopoulos. *Snakes : Active Contour Models*. International Journal of Computer Vision, vol. 1, pages 321–331, 1988.
- [Knoll 99] C. Knoll, M. Alcaniz, V. Grau, C. Monserrat & M. Carmen Juen. *Outlining of the prostate using snakes with shape restrictions based on the wavelet transform*. Pattern Recognition, vol. 32, pages 1767–1781, 1999.

- [Kolios 96] M. C. Kolios, M. D. Sherar & J.W. Hunt. *Blood flow cooling and ultrasonic lesion formation*. Medical Physics, vol. 23(7), pages 1287–98, 1996.
- [Kotte 98] Alexis Kotte. Design of a numerical model for describing the heat transfer due to vascular tree. IOP Publishing Ltd., 1998.
- [Kwoh 98] C. K. Kwoh, M. Y. Teo, W. S. Ng, S. N. Tan & L. M. Jones. *Outlining the prostate boundary using the harmonics method*. Medical and Biological Engineering and Computing, vol. 36, no. 6, pages 768–771, Nov 1998.
- [Ladak 00] H. M. Ladak, F. Mao, Y. Wang, D. B. Downey, D. A. Steinman & A. Fenster. *Prostate boundary segmentation from 2D ultrasound images*. Medical Physics, vol. 27, no. 8, pages 1777–1788, Aug 2000.
- [Ladak 03] H. M. Ladak, Y. Wang, D. B. Downey & A. Fenster. *Testing and optimization of a semiautomatic prostate boundary segmentation algorithm using virtual operators*. Medical Physics, vol. 30, no. 7, pages 1637–1647, Jul 2003.
- [Lafon 00] C. Lafon, S. Chosson, F. Prat, Y. Theillère, J. Y. Chapelon, A. Birer & D. Cathignol. *The feasibility of constructing a cylindrical array with a plane rotating beam for interstitial thermal surgery*. Ultrasonics, vol. 37, no. 9, pages 615–621, May 2000.
- [Lavallée 97] S. Lavallée, Cinquin P. & J. Troccaz. Computer integrated surgery and therapy : State of the art in contemporary perspectives in three-dimensional biomedical imaging, chapitre 10, pages 239–310. IOS Press, Amsterdam, 1997.
- [Law 80] K. I. Law. *Textures image segmentation*. PhD thesis, University of Southern California, Los Angeles, CA., 1980.
- [Lemaître 06] L. Lemaître, A. Vilers, D. Mouton & P. Puech. *Echographie et biopsies de prostate*. Journal de Radiologie, vol. 87, pages 201–9, 2006.
- [Li 04] K. Li, X. Wu, D.Z. Chen & M. Sonka. *Optimal Surface Detection : Theory, implementation and experimental validation*. Proceedings of SPIE International Symposium on Medical Imaging : Image Processing, vol. 5370, pages 620–627, 2004.
- [Li 05] K. Li, S. Millington, X. Wu, D. Z. Chen & M. Sonka. *Simultaneous segmentation of multiple closed surfaces using optimal graph searching*. Information Processing in Medical Imaging, vol. 19, pages 406–417, 2005.
- [Li 08] B. Li & Scott T Acton. *Automatic active model initialization via Poisson inverse gradient*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 17, no. 8, pages 1406–1420, Aug 2008.
- [Liao 96] S.X. Liao & M. Pawlak. *On image analysis by moments*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, pages 254–266, 1996.
- [Liu 97] Y. J. Liu, W. S. Ng, M. Y. Teo & H. C. Lim. *Computerised prostate boundary estimation of ultrasound images using radial bas-relief method*. Medical and Biological Engineering and Computing, vol. 35, no. 5, pages 445–454, Sep 1997.
- [Lobregt 95] S. Lobregt & M. A. Viergever. *A discrete dynamic contour model*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 14, no. 1, pages 12–24, 1995.
- [Lu 08] Li Lu, R. Narayanan, S. Miller, F. Shen, Al B. Barqawi, D. Crawford & Jasjit S. Suri. *Completely Automated Estimation of Prostate Volume for 3-D Side-Fire Transrectal Ultrasound using Shape Prior Approach*. In Proceedings of SPIE, the International Society for Optical Engineering , Sans Jose, USA, 2008.

- [Luo 93] L.M. Luo, C. Hamitouche, J.L. Dillenseger & J.L. Coatrieux. *A moment-based three-dimensional edge operator*. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 40(7), pages 693–703, 1993.
- [Mahdavi 08] S. Mahdavi & S. E. Salcudean. *3D prostate segmentation based on ellipsoid fitting, image tapering and warping*. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pages 2988–2991, 2008.
- [Maintz 98] J. B. Maintz & M. A. Viergever. *A survey of medical image registration*. Medical Image Analysis, vol. 2, no. 1, pages 1–36, Mar 1998.
- [Malinen 05] M. Malinen, T. Huttunen, J. P. Kaipio & K. Hynynen. *Scanning path optimization for ultrasound surgery*. Physics in Medicine and Biology, vol. 50, no. 15, pages 3473–3490, Aug 2005.
- [Malladi 95] R. Malladi, J.A. Sethian & B.C. Vemuri. *Shape Modeling with Front Propagation : A Level Set Approach*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 17, pages 158–175, 1995.
- [Mallat 92] S. Mallat & S. Zhong. *Characterization of signals from multiscale edges*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, pages 710–732, 1992.
- [Mast 05] T.D Mast, I.R.S. Makin, W. Faidi, M.M. Runk, P.G. Barthe & M.H. Slayton. *Bulk ablation of soft tissue with intense ultrasound : modeling and experiments*. Journal of the Acoustical Society of America, vol. 118, no. 4, pages 2715–2724, Oct 2005.
- [McNeal 81] J. E. McNeal. *The zonal anatomy of the prostate*. Prostate, vol. 2, no. 1, pages 35–49, 1981.
- [Meaney 98] P. M. Meaney, Clarke R.L., G. R. Ter Haar & I. H. Rivens. *A 3-D finite-element model for computation of temperature profiles and regions of thermal damage during focused ultrasound surgery exposures*. Ultrasound in Medicine and Biology, vol. 24(9), pages 1489–99, 1998.
- [Medina 05] R. Medina, A. Bravo, P. Windyga, J. Toro, P. Yan & G. Onik. *A 2-D Active Appearance Model For Prostate Segmentation in Ultrasound Images*. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, vol. 4(1), pages 3363–3366, 2005.
- [Misic 07] V. Misic, V. Sampath, Y. Yan & E. Saber. *Prostate boundary detection and volume estimation using TRUS images for brachytherapy applications*. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, vol. 2, pages 87–98, 2007.
- [Mohamed 07] S. S. Mohamed & M. M. A. Salama. *Spectral clustering for TRUS images*. Biomedical Engineering Online, vol. 6, page 10, 2007.
- [Mougenot 04] C. Mougenot, R. Salomir, J. Palussière, N. Grenier & C.T.W. Moonen. *Automatic spatial and temporal temperature control for MR-guided focused ultrasound using fast 3D MR thermometry and multispiral trajectory of the focal point*. Magnetic Resonance in Medicine, vol. 52, no. 5, pages 1005–1015, Nov 2004.
- [Mukundan 98] R. Mukundan & Ramakrishnan K.R. *Moment Functions in Image Analysis-Theory and Application*. In World Scientific, Singapore, 1998.
- [Mukundan 01] R. Mukundan, S.H. Ong & P.A. Lee. *Image analysis by Tchebichef moments*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 10, pages 1357–1364, 2001.

- [Mumford 89] D. Mumford & J. Shah. *Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems*. Communications on Pure and Applied Mathematics, vol. 42, pages 577–685, 1989.
- [Nanayakkara 06] N. D. Nanayakkara, J. Samarabandu & A. Fenster. *Prostate segmentation by feature enhancement using domain knowledge and adaptive region based operations*. Physics in Medicine and Biology, vol. 51, no. 7, pages 1831–1848, Apr 2006.
- [Noble 06] J. A. Noble & D. Boukerroui. *Ultrasound image segmentation : a survey*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 25, no. 8, pages 987–1010, Aug 2006.
- [Osher 88] S. Osher & J.A. Sethian. *Fronts Propagating with curvature dependent speed : Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations*. Journal of Computational Physics, vol. 79, pages 12–49, 1988.
- [Palussière 03] J. Palussière, R. Salomir, B. Le Bail, R. Fawaz, B. Quesson, N. Grenier & C.T.W. Moonen. *Feasibility of MR-guided focused ultrasound with real-time temperature mapping and continuous sonication for ablation of VX2 carcinoma in rabbit thigh*. Magnetic Resonance in Medicine, vol. 49, no. 1, pages 89–98, Jan 2003.
- [Pathak 00] S. D. Pathak, V. Chalana, D. R. Haynor & Y. Kim. *Edge-guided boundary delineation in prostate ultrasound images*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 19, no. 12, pages 1211–1219, Dec 2000.
- [Pennes 98] H. H. Pennes & E. H. Wissler. *Analysis of tissue and arterial blood temperatures in the resting human forearm*. Journal of applied physiology, vol. 85(1), pages 5–34, 1998.
- [Peters 06] T.M. Peters. *Image-guidance for surgical procedures*. Physics in Medicine and Biology, vol. 51, no. 14, pages 505–540, Jul 2006.
- [Ping 02] Z.L. Ping, R.G. Wu & Y.L. Sheng. *Image description with Chebyshev-Fourier moments*. Journal of the Optical Society of America, vol. 19, pages 1748–1754, 2002.
- [Prokop 92] R.J. Prokop & A.P. Reeves. *A survey of moment-based techniques for unoccluded object representation and recognition*. GVGIP : Graphical Models Image Processing, vol. 54 (5), pages 438–460, 1992.
- [Puech 06] P. Puech, A. Vilers, D. Mouton, X. Leroy & L. Lemaître. *Cancer de la prostate : les aspects cliniques, biologiques et histopathologiques utiles au radiologue*. Journal de Radiologie, vol. 87, pages 189–200, 2006.
- [Reiss 91] T.H. Reiss. *The revised fundamental theorem of moment invariants*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 13, pages 830–834, 1991.
- [Richard 96] W. D. Richard & C. G. Keen. *Automated texture-based segmentation of ultrasound images of the prostate*. Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 20, no. 3, pages 131–140, 1996.
- [Roy 06] C. Roy, V. Servois & B. Sauer. *Les thérapeutiques de surveillance dans le cancer de la prostate et leurs implications sur l'imagerie*. Journal de Radiologie, vol. 87, pages 244–56, 2006.
- [Sadjadi 80] F.A. Sadjadi & E.L. Hall. *Three-dimensional moment invariants*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 2, pages 127–136, 1980.

- [Sahba 05] F. Sahba, H. R. Tizhoosh & M. M. A. Salama. *A coarse-to-fine approach to prostate boundary segmentation in ultrasound images*. Biomed Engineering Online, vol. 4, page 58, 2005.
- [Sahba 08] F. Sahba, H. R. Tizhoosh & M. M. A. Salama. *Application of reinforcement learning for segmentation of transrectal ultrasound images*. BMC Medical Imaging, vol. 8(1), page 8, 2008.
- [Salomir 00] R. Salomir, J. Palussière, F. C. Vimeux, J. A. de Zwart, B. Quesson, M. Gauchet, P. Lelong, J. Pergrale, N. Grenier & C. T. Moonen. *Local hyperthermia with MR-guided focused ultrasound : spiral trajectory of the focal point optimized for temperature uniformity in the target region*. Journal of magnetic resonance imaging, vol. 12, no. 4, pages 571–583, Oct 2000.
- [Sapareto 84] S. A. Sapareto & W. C. Dewey. *Thermal dose determination in cancer therapy*. International Journal of Radiation Oncology Biology Physics, vol. 10, no. 6, pages 787–800, Jun 1984.
- [Saroul 08] L. Saroul, O. Bernard, D. Vray & D. Friboulet. *Prostate segmentation in echographic images : a variational approach using deformable super-ellipse and Rayleigh distribution*. In IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), Paris, France, 2008.
- [Sethian 99] J.A. Sethian. *Level set methods and fast marching methods :evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and material science*. Cambridge University Press, 1999.
- [Shao 02] F. Shao, K. V. Ling & W .S. Ng. *3D Prostate Surface Detection from Ultrasound Images Based on Level Set Method*. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI 2002, vol. 2489, pages 389–396, 2002.
- [Shao 03] F. Shao, K.V. Ling, W.S. Ng & R.Y. Wu. *Prostate boundary detection from ultrasonographic images*. Journal of Ultrasound in Medicine, vol. 22, no. 6, pages 605–623, Jun 2003.
- [Shen 03] D. Shen, Y. Zhan & C. Davatzikos. *Segmentation of Prostate Boundaries From Ultrasound Images Using Statistical Shape Model*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 22, pages 539–551, 2003.
- [Sheng 94] Y.L. Sheng & L.X. Shen. *Orthogonal Fourier-Mellin moments for invariant pattern recognition*. Journal of the Optical Society of America, vol. 11, pages 1748–1757, 1994.
- [Shu 00] H.Z. Shu, L.M. Luo, W.X. Yu & Y. Fu. *A new fast method for computing Legendre moments*. Pattern Recognition, vol. 33(2), pages 341–348, 2000.
- [Shu 06] H. Shu. *Les moments et leur application à l'image*, Juin 2006.
- [Shu 07] H.Z. Shu, L.M. Luo & J.L. Coatrieux. *Moment-based approaches in image Part 1 :basic features*. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol. 26(5), pages 70–75, 2007.
- [Sonka 07] M. Sonka, V. Hlavac & R. Boyle. *Image processing, analysis and machine vision*, third edition. Thomson-Engineering, 2007.

- [Soulié 07] M. Soulié, P. Beuzeboc, F. Cornud, P. Eschwege, N. Gaschignard, P. Grosclaude, C. Hennequin, P. Maingon, V. Molinié, P. Mongiat-Artus, J.-L. Moreau, P. Papparel, M. Péneau, M. Peyromaure, V. Ravery, X. Rébillard, P. Richaud, L. Salomon, F. Staerman & A. Vilers. *Cancers de la Prostate*. Progrès en Urologie, vol. 17, pages 1159–1230, 2007.
- [Suk 03] T. Suk & J. Flusser. *Combined blur and affine moment invariants and their use in pattern recognition*. Pattern Recognition, vol. 36, pages 2898–2907, 2003.
- [Suk 04] T. Suk & J. Flusser. *Projective moment invariants*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 26(10), pages 1364–1367, 2004.
- [Sun 05] L. Sun, C.M. Collins, J.L. Schiano, M.B. Smith & N.B. Smith. *Adaptive Real-Time Closed-Loop Temperature Control for Ultrasound Hyperthermia Using Magnetic Resonance Thermometry*. Concepts in Magnetic Resonance Part B, Magnetic Resonance Engineering, vol. 27B, pages 51–63, 2005.
- [Surazhsky 03] T. Surazhsky, E. Magid, O. Soldea, G. Elber & E. Rivlin. *A Comparison of Gaussian and Mean Curvatures Estimation Methods on Triangular Meshes*. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2003. Proceedings. ICRA '03, vol. 1, pages 1021–1026, 2003.
- [Taylor 03] R. Taylor & D. Stoianovici. *Medical robotics in computer-integrated surgery*. IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 19(5), pages 785–781, 2003.
- [Teague 80] M. R. Teague. *Image Analysis via the general theory of moments*. Journal of the Optical Society of America, vol. 70, pages 920–930, 1980.
- [Teh 88] C.H. Teh & Chin R.T. *On image analysis by the methods of moments*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, pages 496–513, 1988.
- [Troccaz 09] J. Troccaz. *Computer and robot-assisted medical interventions in handbook of automation*, chapitre 82, pages 1451–1466. Springer-Verlag, 2009.
- [Tutar 06] I. B. Tutar, S. D. Pathak, L. Gong, P.S. Cho, K. Wallner & Y. Kim. *Semiautomatic 3-D prostate segmentation from TRUS images using spherical harmonics*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 25, no. 12, pages 1645–1654, Dec 2006.
- [Tyreus 02] P. D. Tyreus & C. J. Diederich. *Theoretical model of internally cooled interstitial ultrasound applicators for thermal therapy*. Physics in Medicine and Biology, vol. 47(7), pages 1073–89, 2002.
- [Tyreus 04] P.D. Tyreus & C. J. Diederich. *Two-dimensional acoustic attenuation mapping of high-temperature interstitial ultrasound lesions*. Physics in Medicine and Biology, vol. 49(4), pages 533–46, 2004.
- [Wang 98] J. Wang & G. Healey. *Using Zernike moments for the illumination and geometry invariant classification of multispectral texture*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 7(2), pages 196–203, 1998.
- [Wang 03] Y. Wang, H. N. Cardinal, D. B. Downey & A. Fenster. *Semiautomatic three-dimensional segmentation of the prostate using two-dimensional ultrasound images*. Medical Physics, vol. 30, no. 5, pages 887–897, May 2003.
- [Wang 06] G. B. Wang & S. G. Wang. *Recursive computation of Tchebichef moment and its inverse transform*. Pattern Recognition, vol. 39(1), pages 47–56, 2006.

- [Watkins 89] C. Watkins. *Learning from delayed rewards*. PhD thesis, University of Cambridge, 1989.
- [Wei 08] L. Wei, R. Narayanan, D. Kumar, A. Fenster, A. Barqawi, P. Werahera, E. D. Crawford & S. Suri Jasjit. *Bidirectional Segmentation of Prostate Capsule from Ultrasound Volumes : An improved Strategy*. In Proceedings of SPIE, Medical Imaging 2008 : Image Processing, San Diego, USA., February 17-19 2008.
- [Wu 00] R.Y. Wu, K.V. Ling & W.S. Ng. *Automatic Prostate Boundary Recognition in Sonographic Images Using Feature Model and Genetic Algorithm*. Journal of Ultrasound in Medicine, vol. 19, pages 771–782, 2000.
- [Xin 07] Y.Q. Xin, M. Pawlak & S.X. Liao. *Accurate computation of Zernike moments in polar coordinates*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 16(2), pages 581–587, 2007.
- [Yap 03] P.T Yap, R. Paramesran & S.H. Ong. *Image Analysis by Krawtchouk moments*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 12, pages 1367–1377, 2003.
- [Yu 04a] Y. Yu & S. T Acton. *Edge detection in ultrasound imagery using the instantaneous coefficient of variation*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 13, no. 12, pages 1640–1655, Dec 2004.
- [Yu 04b] Y. Yu, J. A. Molloy & S. T. Acton. *Segmentation of the prostate from suprapubic ultrasound images*. Medical Physics, vol. 31, no. 12, pages 3474–3484, Dec 2004.
- [Zaim 05] A. Zaim. *Automatic segmentation of the prostate from ultrasound data using feature-based self organizing map*. SCIA 2005 : Scandinavian conference on image analysis No14, Joensuu , FINLANDE, vol. 3540, pages 1259–1265, 2005.
- [Zaim 07] A. Zaim & J. Jankun. *An Energy-Based Segmentation of Prostate from Ultrasound Images using Dot-Pattern Select Cells*. In IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007. ICASSP 2007, Honolulu, HI., 2007.
- [Zhan 03] Y. Zhan & D. Shen. *Automated Segmentation of 3D US Prostate Images Using Statistical Texture-Based Matching Method*. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003, Canada, 2003.
- [Zhan 04] Y. Zhan & D. Shen. *An Efficient Method for Deformable Segmentation of 3D US Prostate Images*. In International Workshop on Medical Imaging and Augmented Reality (MIAR'04), Beijing, China, August 19-20 2004.
- [Zhan 06] Y. Zhan & D. Shen. *Deformable Segmentation of 3-D Ultrasound Prostate Images Using Statistical Texture Matching Method*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 25, pages 256–272, 2006.
- [Zhang 07] Y. Zhang, R. Sankar & Wei Qian. *Boundary delineation in transrectal ultrasound image for prostate cancer*. Computers in Biology and Medicine, vol. 37, no. 11, pages 1591–1599, Nov 2007.
- [Zhou 02] J.D. Zhou, H. Shu, L. Luo & W.X. Yu. *Two new fast algorithms for computation of Legendre moments*. Pattern Recognition, vol. 35(5), pages 1143–1152, 2002.
- [Zhu 07a] H.Q. Zhu, H.Z. Shu, J. Liang, L.M. Luo & J.L. Coatrieux. *Image Analysis by discrete orthogonal Racah moments*. Signal Processing, vol. 87, pages 687–708, 2007.

-
- [Zhu 07b] H.Q. Zhu, H.Z. Shu, J. Zhou, L.M. Luo & J.L. Coatrieux. *Image Analysis by discrete orthogonal dual-Hahn moments*. Pattern Recognition Letters, vol. 28, pages 1688–1704, 2007.
- [Zitova 03] B. Zitova & J. Flusser. *Image Registration methods : a survey*. Image and Vision Computing, vol. 21(11), pages 977–1000, 2003.

Table des figures

1.1	Environnement de la prostate.	10
1.2	Anatomie de la prostate.	11
1.3	Anatomie zonale de la prostate selon Mc Neal [McNeal 81].	11
1.4	Incidence et mortalité des cancers en Europe en 2006.	13
1.5	Incidence du cancer de la prostate en France, taux standardisé par 100000.	13
1.6	Mortalité du cancer de la prostate en France, taux standardisé par 100000.	14
1.7	(a) Lésion hypoéchogène de la partie postéro-latérale gauche de la zone périphérique, (b) Hypervascularisation par signal Doppler couleur (images issues de [Lemaître 06]).	16
1.8	(a) Lésion isoéchogène de la partie postéro-latérale droite de la zone périphérique, (b) Petit spot de signal Doppler couleur, (images issues de [Lemaître 06]).	16
1.9	Microcalcifications tumorales au sein d'une tumeur de la zone périphérique, (image issue de [Lemaître 06]).	16
1.10	IRM endorectale : (a) Disparition du signal de la capsule (flèches blanches), suspicion d'envahissement de la zone de transition par comparaison entre la délimitation présente à droite (têtes de flèche) et absente à gauche. (b) Tumeur de la zone périphérique en hyposignal qui infiltre les bandelettes neuro-vasculaires de même intensité, (images issues de [Cornud 06]).	17
1.11	Les approches actuelles et leurs associations.	18
1.12	Segmentation manuelle des structures d'intérêt sur une coupe TDM transverse : prostate et vésicules séminales (vert), vessie (bleu), rectum (rouge) et têtes fémorales (jaune).	20
1.13	Evolution du nombre de traitements par HIFU depuis 2001 (http://www.edap-tms.com).	23
1.14	L'Ablatherm® et sa sonde d'imagerie et de thérapie (http://www.edap-tms.com).	23
1.15	Planning (a) Annotation de la base (U), de l'apex (A) et d'une marge de sécurité (L), (b) Définition de la paroi rectale et d'un éventail de lésions pour le lobe gauche.	24
1.16	(a) Acquisition échographique de la prostate, (b) Traitement par HIFU (http://www.edap-tms.com).	24
1.17	Découpage de la prostate en vue d'un traitement par bloc.	25
1.18	Représentation schématique des approches de coopération réel-virtuel développées au LTSI.	27
2.1	Place de l'imagerie dans le traitement par Ultrasons Focalisés à Haute Intensité.	31
2.2	Problème direct.	35
2.3	Elaboration de la fonction de commande.	37
3.1	Délimitation manuelle de la prostate.	42
3.2	Interpolation et visualisation 3D.	43
3.3	Base de données de bonne qualité et annotations.	45
3.4	Vues axiales : (a) de la vessie (en haut) et des vésicules séminales qui se séparent (en bas), (b) et (c) de la base.	45

3.5	Vues axiales de l'apex. (a) Présence de nombreux hyperéchos. (b) Contour expert. (c) Présence de structures vasculaires de part et d'autre de la prostate (flèches blanches).	45
3.6	Urètre.	46
3.7	Cône d'ombre généré par l'urètre.	46
3.8	Calcifications.	46
3.9	Bruit généré par la cavitation.	47
3.10	Ballonnet de la sonde urinaire.	47
3.11	Artefact d'acquisition.	47
3.12	Différentes formes de prostate vues de la base.	48
3.13	Différentes formes de prostate vues de profil, la base étant à gauche.	49
3.14	Couronne contenant l'espace entre le contour expert initial et ce contour déplacé vers l'intérieur de 4 pixels.	50
3.15	Evolution des moyennes et écarts-types sur le contour expert (jaune) rétréci et dilaté sur une coupe centrale bien contrastée.	50
3.16	Evolution des moyennes et écarts-types sur le contour expert (jaune) rétréci et dilaté à la base.	50
3.17	Evolution des moyennes et écarts-types sur le contour expert (jaune) rétréci et dilaté sur une coupe centrale présentant des calcifications.	51
3.18	Position des fenêtres pour l'évaluation d'histogrammes d'intensité. Modélisation des histogrammes par des gaussiennes.	52
3.19	Histogrammes des intensités dans des fenêtres à l'intérieur et à l'extérieur de la prostate.	52
3.20	Position des fenêtres pour l'évaluation d'histogrammes d'intensité. Modélisation des histogrammes par des gaussiennes.	52
3.21	Histogrammes des intensités dans des fenêtres à l'intérieur et à l'extérieur de la prostate.	53
3.22	Différence des histogrammes d'intensité de part et d'autre de points situés le long de la normale au contour expert sur une coupe centrale contrastée.	54
3.23	Différence des histogrammes d'intensité de part et d'autre de points situés le long de la normale au contour expert sur une coupe centrale peu contrastée.	54
3.24	Evolution du gradient sur les contours initiaux rétrécis et dilatés sur une coupe centrale (figure 3.15).	55
3.25	Evolution du gradient sur les contours initiaux rétrécis et dilatés : (a) à la base (figure 3.16), (b) sur une coupe centrale (figure 3.17).	55
3.26	Orientation des gradients obtenus à partir de l'image lissée par un filtre gaussien puis seuillés.	56
3.27	Orientation des gradients obtenus à partir de l'image lissée par un filtre gaussien puis seuillés.	57
3.28	Taux de produit scalaire positif entre le gradient et la normale à la surface sur une coupe centrale.	58
3.29	Taux de produit scalaire positif entre le gradient et la normale à la surface à l'apex et à la base.	58
3.30	Taux de produit scalaire positif entre le gradient et la normale à la surface au niveau de la paroi rectale.	59
4.1	(a) Approche parallèle, (b) approche rotationnelle.	72
5.1	Schéma récapitulatif des travaux réalisés.	82
5.2	Points initiaux placés manuellement sur le contour de la prostate.	82
5.3	Maillage initial obtenu après transformation de l'ellipsoïde par plaques minces.	84
5.4	Algorithme de Contour Dynamique Discret appliqué à la prostate [Hu 03] (gauche). Etape supplémentaire qui rapproche le maillage initial du bord de la prostate avant d'appliquer la déformation (droite).	87
5.5	Définition de la normale au sommet i en fonction des normales unitaires $\mathbf{n}_{i,k}$ des facettes voisines et des angles adjacents au sommet $\theta_{i,k}$	88

5.6	Coordonnées sur le maillage.	89
5.7	Repère local en un sommet du maillage. En rouge, R_3 (Z'); En bleu, R_1 (X'); En vert, R_2 (Y').	89
5.8	Différentes configurations du placement des points initiaux.	90
5.9	Vues 3D des maillages initiaux.	91
5.10	Détection de l'interface entre le ballon et la paroi rectale.	91
5.11	Maillage initial possédant des sommets dans le ballon ou sur la paroi rectale. Déplacement de ces sommets vers la prostate.	92
5.12	Cylindres centrés sur les sommets du maillage initial et orienté suivant la normale, délimitant la zone de recherche des nouveaux candidats.	93
5.13	Extraction d'une région par sommet. (a) Coupe axiale avec contour expert superposé et maillage initial. (b) Régions extraites sans détection préalable de la paroi rectale, (c) superposition de la zone contenant la paroi rectale, (d) Régions extraites en excluant les maxima contenus dans la région de la paroi rectale.	93
5.14	Recouvrement de régions extraites dans le cylindre au niveau d'un fort gradient représenté par un profil gaussien. R1 et R2 correspondent aux régions issues respectivement de \mathbf{m}_{ps1} et \mathbf{m}_{ps2}	94
5.15	Extraction de plusieurs régions par sommet.	94
5.16	Pourcentage de sommets pour lesquels la longueur de recherche est suffisante pour inclure le bord de la prostate.	96
5.17	Distances entre le contour expert et l'extrémité des longueurs de recherche.	97
5.18	Voisins, en rouge, du sommet, en cyan, utilisés dans le calcul de la mesure de régularité locale (gauche).	98
5.19	Coupes axiale (gauche) et coronale non interpolée (droite) de régions candidates colorées selon l'amplitude de leur poids ($W = 0$: bleu $\rightarrow W = 1$: rouge). Contour noir : référence expert.	98
5.20	Spécificité, sensibilité, taux de faux positifs, taux de faux négatifs et taux de bien classés calculés sur le classement des régions candidates, obtenu par régression logistique avec différentes combinaisons des variables explicatives taille (T), gradient moyen (G), intensité moyenne (I) et poids (W). (a) $\lambda = 0, 8$, (b) $\lambda = 0, 7$, (c) $\lambda = 0, 6$ (équation 5.26, section 5.2.4).	101
5.21	Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), maillage repositionné après extraction d'une région candidate par sommet : avec (resp. sans) omission de la paroi rectale (rouge) (resp. vert).	103
5.22	Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), maillage repositionné après extraction de plusieurs régions candidates par sommet (rouge).	103
5.23	Maillage repositionné après extraction d'une région candidate par sommet (rouge), lissage par application de la force totale (équation 5.11) sans force image ($w_{img} = 0$, $w_{int} = 5$, $w_d = -0, 6$) (bleu), référence expert (cyan). Coupes axiales proches de la base (a) et de l'apex (b).	104
5.24	(a) Repositionnement des sommets sur l'unique région candidate correspondante, (b) Lissage par application de la force totale (équation 5.11) sans force image ($w_{img} = 0$, $w_{int} = 5$, $w_d = -0, 6$).	104
5.25	Maillage repositionné après extraction d'une région candidate par sommet (rouge), référence expert (cyan), creux et proéminences régularisés en même temps (vert), creux corrigés en premiers (jaune), proéminences corrigées en premier (orange).	106
5.26	Maillage repositionné après extraction d'une région candidate par sommet (rouge), référence expert (cyan), creux et bosses régularisés en même temps (vert), creux corrigés en premier (jaune), proéminences corrigées en premier (orange).	106
5.27	Maillage repositionné après extraction de plusieurs régions candidates par sommet (rouge), référence expert (cyan). régularisation par RCM : creux et bosses régularisés en même temps (vert), creux corrigés en premier (jaune), proéminences corrigées en premier (orange).	107

5.28	Maillage repositionné après extraction de plusieurs régions candidates par sommet (rouge), référence expert (cyan). régularisation par CIRC : creux et bosses régularisés en même temps (vert), creux corrigés en premier (jaune), proéminences corrigées en premier (orange).	108
5.29	Comparaison des deux maillages régularisés avec la référence expert.	110
5.30	Comparaison des deux maillages régularisés avec la référence expert.	110
5.31	Construction du graphe pour l'application de la méthode OSD : relation entre les sommets et les normales du maillage initial, et les nœuds du graphe se présentant sous forme de colonnes. A droite : arcs créés au sein d'une même colonne et entre deux colonnes voisines.	111
5.32	Référence expert (cyan), surface optimale obtenue avec l'OSD « classique » (rouge) (resp. OSD RC (rose)) puis régularisée par RCM, repositionnée au niveau de la paroi rectale, de la base et de l'apex (jaune) (resp. vert), avec l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL avec le même post-traitement (bleu et orange).	114
5.33	Référence expert (cyan), surface optimale obtenue avec l'OSD « classique » (rouge) (resp. OSD RC (rose)) puis régularisée par RCM, repositionnée au niveau de la paroi rectale, de la base et de l'apex (jaune) (resp. vert), avec l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL avec le même post-traitement (bleu et orange).	115
5.34	Référence expert (cyan), surface optimale obtenue avec l'OSD « classique » (rouge) (resp. OSD RC (rose)) puis régularisée par RCM, repositionnée au niveau de la paroi rectale, de la base et de l'apex (jaune) (resp. vert), avec l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL avec le même post-traitement (bleu et orange). La flèche noire indique la position de la vue axiale.	115
5.35	Référence expert (cyan), surface optimale obtenue avec l'OSD « classique » (rouge) (resp. OSD RC (rose)) puis régularisée par RCM, repositionnée au niveau de la paroi rectale, de la base et de l'apex (jaune) (resp. vert), avec l'OSD 2SG et l'OSD 2SPRL avec le même post-traitement (bleu et orange).	116
5.36	Déformation conduite par la force interne seule : points initiaux libres, 200 itérations (a), points initiaux libres, 1000 itérations (b), points initiaux fixés, 1000 itérations (c). En vert, le maillage initial ; En rouge, le maillage déformé.	117
5.37	Déformation conduite uniquement par la force interne définie à partir des courbures moyennes : points initiaux libres, 1000 itérations. En vert, le maillage initial ; En rouge, le maillage déformé.	117
5.38	Schéma récapitulatif des algorithmes utilisés pour la modification du maillage initial avant déformation par DDC.	118
5.39	Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), segmentation obtenue par DDC1 ((a), rose), DDC2 ((b), bleu), OSD + DDC ((c), rouge), OSD 2SG + DDC ((d), bleu), OSD 2SPRL + DDC (orange).	120
5.40	Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), segmentation obtenue par DDC1 ((a), rose), DDC2 ((b), bleu), OSD + DDC ((c), rouge), OSD 2SG + DDC ((d), bleu), OSD 2SPRL + DDC (orange).	121
5.41	Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), segmentation obtenue par DDC1 ((a), rose), DDC2 ((b), bleu), OSD + DDC ((c), rouge), OSD 2SG + DDC ((d), bleu), OSD 2SPRL + DDC (orange).	122
5.42	Référence expert (cyan), maillage initial (jaune), segmentation obtenue par DDC1 ((a), rose), DDC2 ((b), bleu), OSD + DDC ((c), rouge), OSD 2SG + DDC ((d), bleu), OSD 2SPRL + DDC (orange).	123
6.1	Echantillons de coupes axiales centrales de bases de données classées comme « bonnes » (a), « moyennes » (b) et « mauvaises » (c).	126
6.2	Différents maillages initiaux (vert, jaune et rouge), référence expert (cyan).	126
6.3	Influence des poids w_{img} et w_{int} et de l'écart-type σ du filtre gaussien sur la sensibilité de la segmentation produite par l'algorithme DDC.	128
6.4	Influence des poids w_{img} et w_{int} et de l'écart-type σ du filtre gaussien sur la spécificité de la segmentation produite par l'algorithme DDC.	128
6.5	Influence des poids w_{img} et w_{int} et de l'écart-type σ du filtre gaussien sur le recouvrement de volume de la segmentation produite par l'algorithme DDC.	128

6.6	Influence des longueurs de recherche à l'extérieur sur la sensibilité, la spécificité et le recouvrement de volume de la segmentation produite par l'algorithme OSD, exploitant la fonction de coût C_1 . Les longueurs de recherche à l'intérieur sont égales à 20 voxels.	129
6.7	Influence des longueurs de recherche à l'intérieur sur la sensibilité, la spécificité et le recouvrement de volume de la segmentation produite par l'algorithme OSD, exploitant la fonction de coût C_1 . Les longueurs de recherche à l'extérieur ont été choisies égales à 30 voxels.	129
6.8	Influence de λ sur la sensibilité, la spécificité et le recouvrement de volume de la segmentation produite par l'algorithme OSD RC.	130
6.9	Etude régionale de la sensibilité.	132
6.10	Etude régionale de la spécificité.	133
6.11	Etude régionale du recouvrement de volumes.	133
6.12	Etude régionale des moyennes symétriques des distances entre surfaces.	133
6.13	Etude régionale des distances d'Hausdorff.	134
6.14	Evolution de la sensibilité en fonction de la qualité de la base de données.	135
6.15	Evolution de la spécificité et du recouvrement de volumes en fonction de la qualité de la base de données.	135
6.16	Evolution des distances moyennes et maximales en fonction de la qualité de la base de données.	136
6.17	Comparaison des sensibilités séparément pour chaque base de données. Chaque point représente les résultats moyennés obtenus à partir des trois maillages initiaux évalués par rapport à une référence expert. Les rectangles noirs représentent une même base de données pour laquelle deux références expert sont disponibles.	136
6.18	Légende identique à celle de la figure 6.17.	137
6.19	Comparaison des spécificités séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.	137
6.20	Comparaison des spécificités séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.	137
6.21	Comparaison des recouvrements de volumes séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.	138
6.22	Comparaison des recouvrements de volumes séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.	138
6.23	Comparaison des SASD séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.	138
6.24	Comparaison des SASD séparément pour chaque base de données. Le reste de la légende est identique à celle de la figure 6.17.	139
6.25	Ecart-types des valeurs de SASD obtenus pour les trois maillages initiaux. Chaque barre correspond à une base de données et à l'évaluation des résultats par rapport à une référence expert. De gauche à droite, en haut : pour les méthodes DDC, OSD, OSD+DDC ; en bas : pour les méthodes OSD 2SG + DDC, OSD 2SPRG + DDC. 1 voxel = 0,154 mm.	139
7.1	Classification des familles de moments.	144
7.2	Fenêtres à l'intérieur et à l'extérieur du contour expert ayant une taille, de gauche à droite, de 7x7, 11x11, 15x15 et 21x21.	149
7.3	Histogrammes des moments de Krawtchouk, d'ordre (0,0), obtenus dans des fenêtres de différentes tailles à l'intérieur (bleu) et à l'extérieur (jaune) du contour expert.	150
7.4	Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Krawtchouk sur une image test.	151

7.5	Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Legendre sur une image test.	151
7.6	Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Zernike sur une image test.	151
7.7	Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Krawtchouk sur une image test.	151
7.8	Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Legendre sur une image test.	152
7.9	Classification des fenêtres intérieures et extérieures à la prostate par les moments de Zernike sur une image test.	152
7.10	Taux de fenêtres mal classées pour l'ensemble des images utilisées pour l'apprentissage (courbes pointillés), et l'ensemble des images test (courbes continues), en se basant sur les moments de Krawtchouk (vert), Legendre (rouge) ou Zernike (bleu) en fonction des tailles de fenêtres.	153
7.11	Taux de fenêtres mal classées pour l'ensemble des images utilisées pour l'apprentissage (jaune), et l'ensemble des images test (cyan), en se basant sur les moments de Krawtchouk, Legendre ou Zernike en associant l'information calculée dans les fenêtres de taille 7, 11, 15 et 21.	153
B.1	Définition des zones utilisées pour le calcul des métriques sur l'aire ou le volume.	165

Résumé

Ce travail traite le problème de la segmentation d'images échographiques de prostate acquises en condition per-opératoire dans le cadre de la destruction de tumeurs effectuée par une technique d'ultrasons haute intensité (HIFU). L'objectif est de délimiter précisément les tissus cible de façon à concentrer l'échauffement induit par les ultrasons tout en réduisant leur impact sur les structures voisines. L'étude bibliographique de l'état de l'art montre que toutes les méthodes de segmentation se référant aux dernières avancées méthodologiques ont été tentées sans pour autant apporter de réponses complètement satisfaisantes au problème du fait de la variabilité des situations rencontrées et surtout de la qualité toute relative des images dans le cas des HIFU. Les différentes solutions proposées dans cette thèse s'appuient sur les modèles déformables discrets enrichis de recherche de points d'ancrage basés gradient, couplés ou pas à une approche de détection de surface optimale. Ces solutions sont testées sur une trentaine de bases de données et analysées à la fois qualitativement et quantitativement par comparaison à des contours définis par des experts. Par ailleurs, une étude préliminaire est conduite sur la caractérisation de texture par différents types de moments (Zernike, Legendre, etc.). Les résultats obtenus montrent un comportement globalement correct et satisfaisant les temps de calcul imposés.

Mots-clés : segmentation, prostate, images échographiques, HIFU, Contour Dynamique Discret, Détection de Surface Optimale, moments orthogonaux, thérapie, cancer.

Abstract

This work deals with the segmentation of echographic prostate images acquired intra-operatively simultaneously to the application of high intensity ultrasound (HIFU) for the destruction of tumor. The objective is to precisely delineate the target in order to concentrate the heating induced by ultrasound and to reduce as much as possible their impact on the neighboring structures. After a brief presentation of the clinical and the technical context, in particular the dosimetry, a state-of-the-art is carried out : it shows that although all the most recent and effective methods have been explored, only partial solutions have been obtained due to a large variability of situations to deal with and the relatively poor quality of the images in HIFU devices. Several solutions are then proposed based on discrete deformable contours, improved by the search of gradient based landmark points, coupled or not with optimal search detection. These solutions are tested on about thirty datasets and qualitatively and quantitatively analysed by comparison with expert-defined contours. A preliminary study is also performed for texture characterization using different types of moments (Zernike, Legendre, etc.). The results show that an overall good behaviour is obtained fulfilling the time computation constraints.

Keywords : segmentation, prostate, ultrasound images, HIFU, Discrete Dynamic Contour, Optimal Surface Detection, orthogonal moments, therapy, cancer.